

Universidad Nacional de Rosario
Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura
Departamento de Hidráulica



Tesis Doctoral

**Parametrización de Modelos Matemáticos Hidrológicos
Aplicados a Sistemas de Llanura: Estimación de la
Humedad Superficial del Suelo**

Angela Mildred Suárez Buitrago

Director: Dr. Erik Zimmermann

Co-Director: Mg. Carlos Cotlier

Miembro del jurado: Dr., José Luis Macor

Dr. Gerardo Riccardi

Dr. Raúl Rivas

*Tesis presentada en la Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura,
en cumplimiento parcial de los requisitos para optar el título de*

Doctor en Ingeniería

Septiembre de 2014

Certifico que el trabajo incluido en estas tesis es el resultado de tareas de investigación originales y que no ha sido presentado para optar a un título de postgrado a ninguna otra Universidad o Institución.

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'A.M. Suárez Buitrago', written over a horizontal line.

Ángela Mildred Suárez Buitrago

Agradecimientos

A mi madre, Rosa Matilde Buitrago, mujer fuerte, sinónimo de amor, entrega, responsabilidad y dedicación, quien, con su ejemplo desde niña, me ha enseñado a trabajar fuertemente por lo que se desea, a ser persistente y a atravesar obstáculos con tenacidad, positivismo y confianza en mí misma. Gracias por inculcarme el interés por la investigación, el gusto por la academia y la búsqueda y ampliación constante del conocimiento. Siempre estaré infinitamente agradecida por su apoyo permanente e incondicional, su palabra alentadora, sabia y oportuna en momentos de estrés y frustración que se tuvieron en diferentes etapas dentro del desarrollo de esta investigación, pues fueron el sostén y el empuje que me sacaron adelante para no decaer y continuar con el trabajo. Mami, gracias por el abrazo de contención, calma y fortaleza, diciéndome siempre: “No se desanime, sí se puede”.

A mi esposo, Jacinto Durán, por su infinita paciencia, comprensión y colaboración. Su apoyo incondicional fue fundamental para superar los desafíos y dificultades que encontré a lo largo de este arduo viaje académico. Su ayuda y respaldo permanente fueron pilares esenciales para poder lograr esta meta. Gracias por estar siempre a mi lado, por ofrecerme su amor y motivación, y por entender los numerosos viajes académicos, así como las largas horas dedicadas a este trabajo investigativo. Sin su respaldo, acompañamiento y sacrificio, este logro no habría sido posible.

A mi director de tesis, Dr. Ing. Erik Zimmermann, por sus sabios consejos y orientación, por ser guía, maestro y amigo. Su experiencia, conocimiento y dedicación fueron fundamentales para el desarrollo de esta investigación. Agradezco profundamente su paciencia, su compromiso, su apoyo incondicional y su liderazgo, ya que fueron cruciales para alcanzar este importante logro. Por último, siempre gracias por haber creído en mí y acompañarme en este camino hasta el final. Ha sido un honor y un enorme privilegio trabajar de su mano.

A mi tío, Alejandro Buitrago, gracias por acompañarme en cada paso dado, por su apoyo y aliento durante este proceso. Su sabiduría y generosidad fueron una fuerte inspiración y fortaleza para mí. Gracias por su acompañamiento y por cada mensaje oportuno que llegó como píldoras para el alma, en este camino de crecimiento tanto académico como personal y profesional.

Dedicatoria

Dedico este trabajo, producto de años de estudio, entrega y sacrificio, a mis hijos Sofía, Chiara y Jacinto Dariel, quienes son mi mayor fuente de inspiración y fortaleza. Hijos, el resultado de este trabajo de investigación es un ejemplo de que, al luchar por nuestros sueños con persistencia, dedicación, constancia, disciplina y coraje, se puede lograr todo lo que nos propongamos en la vida, pues con estas herramientas podremos superar los obstáculos presentes en el camino, de los cuales hay que aprender, crecer y fortalecernos. Hijos, luchando con pasión, determinación y manteniendo la esperanza y el enfoque, todo es posible. Nunca olviden que el camino hacia nuestros sueños puede ser arduo, pero siempre vale la pena; siempre trae sus frutos. Luchen por ellos, escuchen su voz interior; ahí está su fuerza, y si necesitan más, mami siempre estará ahí, animándolos y acompañándolos con el más profundo e infinito amor. ¡Siempre crean en ustedes!

Dedicado a la memoria de mi padre, quien me enseñó a soñar en grande, a confiar en mis capacidades y explotarlas dando lo mejor de mí. Me enseñó a trazar objetivos y volar alto para lograr mis sueños, porque si lo deseamos, todo es posible. Tanto aquí como en el cielo, siempre he contado con su compañía y bendiciones; siempre está presente en cada paso dado. Padre, amigo y ángel, este sueño cumplido es un sueño tuyo también. Te lo entrego con toda la ilusión, amor y satisfacción del objetivo logrado, de un grande y hermoso sueño alcanzado.

Resumen

La estimación de humedad superficial del suelo (HS) es un parámetro de gran importancia en diversos procesos hidrológicos, debido a que representa una variable de estado clave en el ciclo hidrológico. En esta área, su correcta estimación y comprensión dinámica espacio-temporal es trascendente a la hora de realizar modelaciones de predicción meteorológica e hidrológica en los sistemas de alerta temprana, permitiendo mejorar la calibración de los modelos de escorrentía que en consecuencia, contribuyen en la formulación y planificación de políticas de prevención tanto de inundaciones como de alivio o alerta temprana de sequía y calentamiento global. La presente investigación utiliza la oferta de sensores remotos para desarrollar una modelación que permita estimar la HS a través de las imágenes satelitales Landsat 5 TM.

El trabajo metodológico desarrollado, correlacionó datos de HS tomadas espacio temporalmente en una parcela piloto ubicada a 2Km del Sudoeste de la ciudad de Rosario, con las reflectancias de las imágenes satelitales, coincidentes con el día y hora del trabajo de campaña. Mediante un proceso de regresión, se realizaron análisis estadísticos de modelación donde se examinaron diferentes combinaciones de variables. Como resultado se obtuvo una modelación paramétrica satisfactoria ($r^2 = 0,88$) para las variables NDVI, NDWI, bandas 1, 4 y 5.

Posteriormente, se aplica el modelo a nivel de cuenca, donde, a partir de tormentas monitoreadas, se estiman los escurrimientos netos mediante un modelo hidrológico-hidráulico, los cuales se comparan con los valores observados. Aunque la modelación es satisfactoria, se observaron diferencias entre las humedades estimadas y las observadas con la imagen satelital, debido al desfase temporal entre el paso del satélite y el momento del evento. Para tener en cuenta los eventos climáticos que ocurren durante este desfase, se propuso un coeficiente correctivo que actualiza el patrón de humedad estimado por la imagen satelital, mediante el uso de un índice de precipitación antecedente. Esto mejora notablemente la HS. Finalmente, se presentan las conclusiones y recomendaciones correspondientes.

Summary

Estimating soil moisture (SM) has an important role in diverse hydrological processes because of its importance as a variable in the hydrological cycle. In this field, the correct estimation and the understanding of its dynamic temporal-space changes is critical while developing meteorological and climate predictive models in flood warning systems, allowing to improve calibration in the runoff models that contribute to formulate and plan for prevention policies both for flooding prevention and mitigation and early alert of droughts and global warning. This research study utilizes the diverse group of remote sensing instruments to develop a model that allows the user to estimate soil moisture through the analysis of Landsat 5TM satellite images.

The methodology developed correlates soil moisture data taken with time-space variability in a pilot parcel located 2km northeast of Rosario (Argentina) using reflectance data from images taken the same day and time that the soil samples taken in the parcel for correlation. Using statistic regression technique, the data was analyzed verifying different combination of variables, obtaining a satisfactory statistical model ($r^2=0.88$) using the variables NDVI, NDWI, bands 1, 4 and 5.

Later, the model is applied to the basin area, where the net runoffs are calculated from rain data taken from monitored storm events using a hydrological-hydraulic model and compared with the real runoffs measured during those events. Although the results of the model are satisfactory, there is a deviation from the runoff values predicted versus measured due mainly to the temporal split between the storm event and the closest date satellite image available. To mitigate the deviation, it is proposed to apply a corrective coefficient to the soil moisture obtained from the satellite image using the model. This coefficient intends to correct the deviation generated by the temporal difference between the event and the moment the image was generated. This correction is implemented utilizing the antecedent precipitation index and it improves significantly the runoff prediction. Finally, conclusions and recommendations are issued for further study.

INDICE GENERAL

INDICE DE CUADROS.....	VIII
ÍNDICE DE FIGURAS.....	..IX
1. CAPITULO I. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Hipótesis	4
1.2. Objetivos	4
1.2.1. Objetivos Generales	4
1.2.2. Objetivos Específicos	4
1.3. Estructura del documento	5
2. CAPITULO II. ESTADO DEL ARTE	8
2.1. Importancia de la Humedad del Suelo	8
2.2. Sensores remotos y humedad del suelo	10
2.3. Métodos de medición de humedad del suelo por medio de sensores remotos	12
2.3.1. Fundamentos de los sensores remotos	12
2.3.2. Detección de la humedad del suelo según longitudes de onda.	18
2.3.3. Métodos para detectar la humedad superficial del suelo a través de sensores remotos.	21
2.3.4. Antecedentes de detección de HS a través de imágenes satelitales	23
3. CAPITULO III. DESCRIPCIÓN DE LOS SISTEMAS FÍSICOS ESTUDIADOS	35
3.1. Aspectos climáticos	35
3.2. Red hídrica	38

3.3. Suelo	38
3.4. Uso del suelo	39
3.5. Descripción parcela piloto	41
4. CAPITULO IV. TRABAJO DE CAMPAÑA Y DE GABINETE	43
4.1. Elección del satélite a utilizar	44
4.2. Toma de datos en parcela piloto	46
4.3. Obtención de imagen satelital	48
4.4. Procesamiento datos de campo	49
4.5. Tratamiento de imágenes	51
4.5.1. Conversión a radiancia	52
4.5.2. Conversión a reflectancia	52
4.6. Extracción de información	55
5. CAPITULO V. PROPUESTA METODOLÓGICA	57
5.1. Análisis preliminar de datos y detección de puntos con errores.	57
5.2. Valores generales y tendencias de los datos respecto de la humedad.	58
5.3. Características valores de humedad de las imágenes estudiadas	59
5.3.1. Características imagen 1	59
5.3.2. Características imagen 2.	60
5.3.3. Características imagen 3	62
5.3.4. Características imagen 4.	63
5.3.5. Características imagen 6.	64
5.4. Criterio estadístico para el análisis y descarte de datos con desviaciones elevadas	66
5.5. Conclusiones del análisis preliminar y revisión de los datos	66
5.5.1. Listado final de puntos y datos luego de procesamiento inicial	67
5.6. Análisis de relaciones entre las variables	73
5.7. Análisis de firmas espectrales	74

5.8. Análisis Estadístico y Modelación	77
5.9. Variables seleccionadas para la modelación	77
5.10. Sucesión de corridas y conclusiones	78
5.11. Resultados de la modelación final	80
5.11.1. Estadísticas descriptivas de las variables	80
5.11.2. Correlaciones entre las variables	81
5.11.3. Ecuación del modelo	82
5.11.4. Análisis de la varianza	85
5.12. Interpretación física del modelo	86
5.13. Análisis de errores	88
5.13.1. Análisis posibles de errores en la toma de datos	89
5.13.2. Errores en el procesamiento de las muestras	90
5.13.3. Error de predicción y distribución de errores del modelo	90
5.13.4. Variación del error de predicción en diferentes rangos de humedad	94
5.13.5. Calculo del error del modelo por propagación de errores de medida	95
5.14. Limitaciones del modelo y recomendaciones	97
5.14.1. Discusión sobre limitaciones en el área y uso del suelo de aplicación	97
5.14.2. Discusión sobre imitaciones estacionales	98
5.14.3. Discusión sobre la limitación para la predicción de humedad de un pixel	98
5.14.4. Discusión sobre las características de la imagen satelital a utilizarse	98
5.15. Recomendaciones para futuros estudios	99
5.15.1. Toma de muestras	99
5.15.2. Área de la parcela, geología, uso del suelo	99
5.15.3. Satélite a utilizar	99
5.15.4. Determinación del impacto de la capa de nubes en la precisión del modelo	99

6. CAPITULO VI. APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA A ESCALA DE CUENCA.	101
6.1. Caracterización física de los suelos de la cuenca.	101
6.2. Contexto de modelación utilizado para las validaciones	104
6.3. Propuesta de aplicación	106
6.4. Modelo combinado IPA-SAT	111
7. CAPITULO VII. CONCLUSIONES	114
7.1. Determinación del modelo	115
7.2. Aplicación del modelo a la predicción de escorrentías y comparación de la predicción con valores reales medidos.	116
7.3. Campo de aplicación del modelo	116
7.4. Aplicación del modelo a datos tomados con otros satélites	117
7.5. Aplicación de la metodología a otras investigaciones	118
8. CAPITULO VIII. BIBLIOGRAFÍA	119

INDICE DE FIGURAS

Figura 2.1	Espectro Electromagnético. (Fuente IGN Argentina)	14
Figura 2.2	Características de una imagen satelital. (Fuente. Instituto Geográfico Nacional. IGN. Argentina)	17
Figura 2.3	Método Tasseled Cup: imagen tridimensional conformada por eje de humedad, eje de línea de suelo y eje de línea de vegetación ..	30
Figura2.4	Método del triángulo. Eje temperatura superficial Ts y eje NDVI..	33
Figura 3.1	Ubicación cuenca Arroyo Ludueña provincia de Santa Fe, Argentina Fuente. Revista Agro Mensajes de la Facultad. Edición 2006, Facultad de Ciencias Agrarias UNR	36
Figura 3.2	Mapa de pendientes cuenca Arroyo Ludueña (Fuente. revista Agro Mensajes de la Facultad. Edición 2006. Facultad de Ciencias Agrarias UNR)	36
Figura 3.3	Clasificación suelos de la cuenca arroyo Ludueña en mapa unidades de paisaje (UP) (Fuente. Revista Agro Mensajes de la Facultad. Edición 2006. Facultad de Ciencias Agrarias UNR)	39
Figura 3.4	Parcela piloto delimitación en rojo ubicada al sur oeste de cuenca Arroyo Ludueña. Arroyo Ludueña delimitación en azul (Fuente. Google Earth octubre 2012	41
Figura 3.5	Delimitación parcela piloto vista imagen satelital. (Fuente Google Earth 22-3-10)	42
Figura 4.1	Registro fotográfico muestras tomados in situ Campaña 06-12-2010. Izq. toma de muestra y temperatura punto 4; der. Toma de muestra punto 10	48
Figura 4.2	Aplicación NDVI a imagen Landsat 5 TM 20110920. Izq. imagen base Landsat 5 TM; Der. Imagen resultante del proceso NDVI ...	54
Figura 4.3	Aplicación NDWI a imagen Landsat 5 TM 20110920. Izq. imagen base Landsat 5 TM de 20110920; der. Imagen resultante del proceso NDWI	55

Figura 4.4	Visualización de la distribución espacial de los puntos registrados en campo correspondientes a 6 campañas, sobre imagen satelital Landsat 5 TM	56
Figura 5.1	Relación entre reflectancia y humedad de campo para los datos de la imagen campaña 1. Landsat 5 TM 12-06-10	60
Figura 5.2	Relación entre reflectancia y humedad de campo para los datos de la imagen campaña 2. Landsat 5 TM 12-22-10	61
Figura 5.3	Relación entre reflectancia y humedad de campo para los datos de la imagen campaña 3. Landsat 5 TM 01-22-11	63
Figura 5.4	Relación entre reflectancia y humedad de campo para los datos de la imagen 4. Landsat 5 TM 04-13-11	64
Figura 5.5	Relación entre reflectancia y humedad de campo para los datos de la imagen campaña 6. Landsat 5 TM ...	66
Figura 5.6	Matriz de gráficos mostrando relaciones entre cada una de las variables del modelo	74
Figura 5.7	Medición de la reflectancia por banda y por rango de humedad ...	76
Figura 5.8	Evolución de la firma espectral en función de la humedad.....	76
Figura 5.9	Distribución estadística del error de predicción del modelo.....	91
Figura 5.10	Variación del error del modelo en función de la humedad de campo	95
Figura 6.1	Mapa de asociaciones de la cuenca del arroyo Ludueña.....	103
Figura 6.2	Ubicación de los sensores de lluvia y niveles en la cuenca.	108
Figura 6.3	Mapa de Se. (a) Tormenta 20/02/2009, (b) tormenta del 03/02/2010	109
Figura 6.4	Volúmenes escurrimiento de tormenta 20/02/2009.....	113

Figura 6.5 Volúmenes de escurrimiento tormenta 20/02/2009.....113

INDICE DE TABLAS

Tabla 2.1.	Bandas Espectrales de Uso Frecuente	14
Tabla 2.2.	Síntesis de las técnicas de sensores remotos para estimar la humedad superficial del suelo HS	19
Tabla 3.1.	Principales aspectos climáticos de la cuenca Arroyo Ludueña. Santa Fe, Argentina	37
Tabla 3.2.	Subdivisión de las Unidades de Paisaje (UP) presentes en la cuenca Arroyo Ludueña en función del estrato de superficie operada	40
Tabla 4.1.	Principales características de las 7 bandas espectrales con las que opera el satélite Landsat 5 TM	45
Tabla 4.2.	Registro datos de muestreo puntos tomados en parcela piloto el 12-6-2010	47
Tabla 4.3.	Listado de imágenes del satélite Landsat 5 TM requeridas en la presente investigación	48
Tabla 4.4.	Calculo de humedad para cada muestra. Campaña 12-06-10.....	50
Tabla 4.5.	Parámetros de los sistemas de referencia espacial aplicados a las imágenes de estudio Landsat 5 TM, path 227- row 83.....	51
Tabla 4.6.	Parámetros de cada imagen con su respectiva banda Landsat 5 TM descargada con su respectiva banda	53
Tabla 4.7.	Shapefile valores de reflectancia obtenidos de pixeles relevados en campaña. Imagen Landsat 5 TM 12062010.....	56
Tabla 5.1.	Características valores de humedad Landsat 5 TM 12-06-10.....	59
Tabla 5.2.	Características valores de humedad Landsat 5 TM 12-22-10.....	60
Tabla 5.3.	Características valores de humedad Landsat 5 TM 01-22-11.....	62

Tabla 5.4.	Características valores de humedad Landsat 5 TM 04-13-11.....	63
Tabla 5.5.	Características valores de humedad Landsat 5 TM 09-20-11.....	65
Tabla 5.6.	Valores finales luego del procesamiento preliminar de datos y descarte de mediciones defectuosas.....	67
Tabla 5.7.	Valores promedio de los puntos relevados por rango de humedad.	75
Tabla 5.8.	Resumen regresiones más significativas.....	78
Tabla 5.9.	Estadísticas descriptivas de las variables del modelo.....	81
Tabla 5.10.	Matriz de correlación de las variables del modelo.....	82
Tabla 5.11.	Resultado estadístico de la corrida final del modelo.....	83
Tabla 5.12.	Coefficientes obtenidos en la corrida final del modelo.....	84
Tabla 5.13.	Matriz de correlación entre los coeficientes.....	84
Tabla 5.14.	ANOVA	85
Tabla 5.15.	Estadísticas de los residuales	86
Tabla 5.16.	Resultados de la corrida del test estadístico de Kolmogorov-Smirnov	92
Tabla 5.17.	Estudio estadístico de los residuales de la modelación por imagen	94
Tabla 5.18	Error de propagación del modelo	96
Tabla 6.1.	Coincidencia temporal entre tormentas y pasajes de satélites....	108
Tabla 6.2.	Valores estimados de láminas netas.....	109
Tabla 6.3.	Comparación de metodología basada en IPA y propuesta en esta tesis	110

Tabla 6.5	Valores estimados de láminas netas (modelo combinado IPA-SAT)	112
-----------	---	-----

1. CAPITULO I. INTRODUCCION

En la región de la pampa húmeda, donde se presentan sistemas hidrológicos de llanura, los excedentes hídricos superficiales se vinculan directamente a la generación de inundaciones, por lo que el avance del conocimiento en la temática es de vital importancia como aporte a la planificación regional de los recursos hídricos.

Por otra parte, el análisis dinámico de las perturbaciones antrópicas que inciden sobre los sistemas hidrológicos, demanda herramientas de simulación para diagnóstico, reproducción y planificación, que permitan introducir alteraciones como cambios en el uso y ocupación de la tierra, cobertura, canalizaciones, etc. desde un nivel de detalle de parcela rural.

A través del avance del conocimiento hoy día se cuenta con modelos y estructuras de simulación que permiten desagregar la mayoría de los procesos hidrológicos intervinientes en la transformación lluvia-caudal en unidades espaciales pequeñas.

En este camino es posible describir los mecanismos predominantes en el escurrimiento y almacenamiento superficial al nivel de parcelas rurales generando en las simulaciones hidrológicas-hidráulicas de la transformación lluvia caudal, no solo información en el punto de salida del sistema sino con igual precisión información en todas las unidades de discretización de la cuenca. Esta potencialidad de descripción de los fenómenos es de fundamental importancia en los sistemas hidrológicos de llanura donde los problemas atinentes al control de inundaciones no sólo se presentan en los puntos de salida de las cuencas, sino además en todo su interior.

Los modelos matemáticos hidrológicos-hidráulicos han sido desarrollados para mejorar el conocimiento y descripción de los procesos involucrados en la generación de excedentes superficiales a partir de complejos mecanismos presentes en las cuencas. Idealmente los modelos de escurrimiento superficial deben captar la esencia de los controles físicos del suelo, la vegetación y la topografía sobre la

producción de escurrimiento. En la actualidad, están disponibles una extensa variedad de modelos hidrológicos (Singh y Woolhiser, 2002) y una de las más amplias clasificaciones que se pueden hacer de los mismos es agruparlos en modelos de parámetros concentrados y de parámetros distribuidos (Johnson, 1993).

Estos últimos fueron desarrollados para representar la variabilidad en las características físicas de la cuenca. Su uso es complicado por la necesidad de establecer una escala espacial apropiada para ser usada en la caracterización de condiciones tales como topografía, densidad de drenaje, grado de saturación de suelos, geomorfología y características espacio-temporales de las lluvias.

Sin embargo, el nivel alcanzado en el desarrollo de modelos no tiene un correlato equilibrado en la disponibilidad de información que permita una suficiente descripción espacial y temporal de los componentes simulados, como es el caso de la humedad superficial del suelo (HS), necesaria para un desarrollo y modelación más preciso de los modelos. En este campo es donde el aporte de este trabajo de investigación pretende ser más relevante.

La presente investigación centra su estudio en el aprovechamiento de las características propias que ofrecen los Sensores Remotos (SR) para poder correlacionarlos con la HS, reconociendo los SR como una herramienta que ofrece múltiples ventajas para diseñar un modelo que sea capaz de estimar no solo cualitativa sino cuantitativamente la humedad superficial del suelo en esta región Pampeana.

Finalmente se pretende mejorar la calibración y en consecuencia las predicciones de modelos de escorrentía diseñados en esta zona.

Como soporte de los modelos distribuidos, los SR y los sistemas de información geográfica (SIG), proveen un ambiente único que incrementa la potencialidad para observar, detectar y describir la variabilidad espacial respectivamente (Doe y Saghafian, 1992; Baumgartner *et al.*, 1997).

Los Sistemas de Información Geográfica (SIGs) y los Sensores Remotos (SR) conforman herramientas tecnológicas muy adecuadas para analizar la regionalización

de variables hidrológicas así como la clasificación de áreas homogéneas ecológicamente (Rango, 1989; Bosque *et al.*, 1994). Así mismo permite la agilización de transferencia de información desde un sistema y hacia los mismos, en consecuencia han sido numerosas las publicaciones de trabajos relacionados con SIG y SR aplicados en el campo de los recursos hídricos (Baumgartner *et al.*, 1997).

Las imágenes satelitales tomadas con sensores que barren el espectro electromagnético permiten estimar variables hidrológicas con bastante precisión y en forma sistemática (en el tiempo). Las imágenes en el infrarrojo cercano (NIR) y termal (TIR) y en las bandas de microondas (MW) se utilizan para estimar la emisividad superficial, flujos de calor sensible y latente, humedad del suelo, déficit de saturación del aire (para estimar evapotranspiración), campos de precipitación, porcentajes y tipos de cobertura vegetal (previa clasificación), como así también, índices de área foliar, entre otras variables de importantísimo interés hidrológico (Zimmermann y Riccardi, 2002).

En lo que respecta a la estimación de las condiciones antecedentes de humedad, los instrumentos de percepción remota capaces de recibir microondas, pasivas y activas, también son capaces de estimar la HS. La cantidad de agua presente en el suelo afecta sus propiedades dieléctricas, estas mismas junto con otras características físicas, determinan su medición a través de las microondas. Además, la importancia de las propiedades dieléctricas depende del sensor designado, especialmente de la longitud de la onda (Jackson *et al.*, 1996). Otras técnicas de estimación de humedad del suelo se basan en las imágenes captadas en la banda infrarroja (Ottle and Vidal-Madjar, 1994; Pauwels *et al.*, 2001; Biftu and Gan, 2001).

A continuación se presenta un modelo desarrollado para poder estimar cuantitativamente la HS a través de las imágenes Landsat 5 TM. El método es validado con mediciones físicas de HS extraídas en diferentes épocas del año, en una parcela experimental que presenta tanto condiciones físicas como uso de suelo extrapolables a otros suelos de esta de región pampeana, lo que genera que el modelo pueda ser aplicado en esta región o en general en suelos que puedan llegar a tener las mismas o similares características.

1.1. Hipótesis

Es posible tener una relación entre las humedades de campo y las reflectancias de las distintas bandas de un sensor remoto por una relación simple.

1.2. Objetivos

Para la presente propuesta de tesis se plantean los siguientes objetivos:

1.2.1. Objetivos Generales

- ✓ Profundizar en el conocimiento de los procesos hidrológicos de los sistemas de llanura.
- ✓ Ajustar los modelos de tecnología local matemáticos hidrológicos-hidráulicos para la simulación integral del sistema suelo-vegetación-atmósfera.
- ✓ Contribuir a la planificación de los recursos hídricos regionales, con especial énfasis en la mitigación de impactos sobre el sistema hidrológico debido a la producción de inundaciones.
- ✓ Promover la inserción de la investigación científica y tecnológica en la solución de problemáticas regionales en orden a mejorar la calidad de vida de la población.

1.2.2. Objetivos Específicos

- ✓ Correlacionar la HS in situ con las radiancias espectrales de las diferentes bandas de una imagen satelital.
- ✓ Gestión mediante SIGs de la información de entrada y análisis de resultados de los modelos hidrológico-hidrodinámico desarrollados en el ámbito de trabajo.

1.3. Estructura del documento

La presente tesis se desarrolla en ocho capítulos cuyo contenido se sintetiza a continuación:

Capítulo I. Introducción. Se realiza una breve descripción de la importancia que tiene la planificación regional de los recursos hídricos, destacando principalmente los modelos matemáticos hidrológicos-hidráulicos que permiten simular la predicción de inundaciones. Así mismo describe la necesidad de realizar un ajuste a los modelos con información que permita una suficiente descripción espacio-temporal de los componentes simulados, más concretamente la estimación de humedad superficial a través de sensores remotos. Se presentan los objetivos de la presente tesis.

Capítulo II. Estado del Arte. Destaca la importancia de la correcta estimación y comprensión de la humedad de suelo en los diferentes procesos hidrológicos. Recopila y valida la utilización de la teledetección, así como los fundamentos y capacidades que tienen los sensores remotos como herramienta de ayuda para la estimación de la HS. Así mismo se presenta una descripción de diversas técnicas de procesamiento de imágenes satelitales capaces de estimar la HS.

Capítulo III. Descripción de los Sistemas Físicos Estudiados. Se presenta una descripción de los sistemas físicos y las características que tiene la zona de estudio: Cuenca del Arroyo Ludueña, donde será aplicado y validado el modelo, así como también de la cuenca piloto donde se realizó la investigación preliminar y bajo la cual se constituyó el modelo de estimación de HS.

Capítulo IV. Trabajo de Campaña y de Gabinete. Describe la metodología empleada para la toma de datos de HS en la parcela piloto, los criterios empleados para la elección del satélite con el cual se desarrollará el modelo y la descripción de las principales características del sensor. Incluye el método utilizado para el procesamiento de datos y finalmente el tratamiento aplicado a las imágenes satelitales para la correcta extracción de la información que será correlacionada con la HS.

Capítulo V. Propuesta Metodológica. Describe la metodología utilizada para el desarrollo y constitución del modelo de estimación de HS. En este sentido se

describen cuatro importantes fases: i) análisis, estudio y comprensión preliminar de los datos extraídos de las imágenes en el capítulo anterior vs HS de la parcela piloto; ii) análisis estadístico inicial de las relaciones entre las variables involucradas en la constitución del modelo; iii) constitución y descripción del modelo final, así como verificación y coherencia del mismo por medio de análisis estadístico de la ecuación hallada, junto con la interpretación física de las variables que la componen; iv) análisis de posibles fuentes de errores y justificación de la validez del modelo en su campo de aplicación, que ayudan a definir una metodología base sobre la cual se podrán realizar nuevas investigaciones y complementar los datos obtenidos en esta investigación.

Capítulo VI. Aplicación de la Metodología Propuesta a Escala de Cuenca. Descripción y criterios utilizados para la elaboración del modelo hidrológico-hidráulico cuasi-2D denominado VMMHH 1.0 (Riccardi *et al.*, 2009) y sobre el cual se validó el modelo desarrollado en capítulo 5, a su vez se expone una descripción y aplicación del modelo VMMHH 1.0. Posteriormente se presenta la validación del modelo desarrollado para la estimación de las condiciones antecedentes de humedad, basada en la ecuación de regresión propuesta (capítulo 5), en tormentas monitoreadas durante el período de operación de la red de sensores de la cuenca (sensores de lluvia y niveles de la cuenca) y la superposición cronológica con imágenes disponibles del sensor Landsat. Finalmente se presentan resultados obtenidos junto con el análisis de los mismos. Se propone un método híbrido con el auxilio de un índice de precipitación antecedente que permite considerar las condiciones climáticas en el desfase temporal entre la toma de imagen y el momento de la tormenta.

Capítulo VII. Conclusiones. Se enuncian las principales conclusiones, destacando las contribuciones que ha tenido esta investigación. Así mismo se expone un apartado con la discusión de resultados donde se menciona el alcance, la aplicación y las limitaciones del modelo constituido. Finalmente se formulan recomendaciones para trabajos futuros en pro de mejorar la precisión de la técnica de estimación de la HS establecida.

Capítulo VIII Bibliografía. Presenta la bibliografía consultada y analizada para el desarrollo de la presente tesis.

2. CAPÍTULO II. ESTADO DEL ARTE

2.1. Importancia de la Humedad del Suelo

La humedad superficial del suelo (HS) es un parámetro de gran importancia en diversos procesos hidrológicos, agronómicos y climáticos (Álvarez y Crespo, 2005). El uso, aplicación y grado de fiabilidad de las predicciones que se realicen dependen en gran medida del conocimiento previo que se tenga respecto a la HS en la zona de estudio.

La comprensión del contenido de agua en el suelo ha sido y es objeto de estudio a lo largo del espacio y del tiempo (Salgado, 2008), influyendo en el intercambio de agua y flujo de energía, en la interface superficie terrestre-atmósfera (Wang y Qu, 2009), afecta la dinámica de la capa límite de la atmósfera y en consecuencia el clima mundial (Patel *et al.*, 2009). Repercute en procesos eco-geomorfológicos tales como generación del flujo superficial y su grado de continuidad espacio temporal (Katra *et al.*, 2006), influye en la cantidad de agua de precipitación de escorrentía que ingresa a los arroyos y ríos cercanos, así mismo cumple un importante proceso en el desarrollo de la cobertura verde, entre otros (James, 1999).

De igual forma el conocimiento del estado de la HS y su dinámica espacio temporal es fundamental para el análisis, comprensión y modelación de tres importantes aplicaciones: i) predicción meteorológica y climática en los sistemas de alerta temprana, por ejemplo previsión de las inundaciones. ii) Actividades socio-económicas sensibles al clima, por ejemplo en agricultura dentro de los programas de irrigación y rendimiento de cultivos, así como gestión del agua. iii) Planificación de políticas, por ejemplo alivio o alerta temprana de sequía y calentamiento global (Belda *et al.*, 1999).

No obstante, las principales implicaciones de la HS se producen en el área de la hidrología puesto que representa una variable de estado clave en el ciclo hidrológico, determinando la partición de la precipitación en escorrentía e infiltración, tasa de evapotranspiración o la ocurrencia de erosión hídrica del suelo (Álvarez y Crespo, 2005).

Una característica importante de la HS es su variabilidad espacial y temporal, sus oscilaciones a corto plazo se producen como respuesta a aportes de precipitaciones o riego, gradientes de evaporación y flujos sub-superficiales; mientras que a largo plazo se producen variaciones de carácter estacional (su variabilidad espacial se debe a la distribución espacial proveniente de la precipitación). El relieve, las características físicas del suelo y la cobertura vegetal determinan la capacidad de retención de agua, así como la capacidad de infiltración y el flujo gravitacional sub-superficial del mismo.

A pesar de la importancia que tiene el detectar la HS, la medición de la misma es poco frecuente debido a que las técnicas de medición in-situ son generalmente tediosas y no se realizan en forma rutinaria (Patel *et al.*, 2009). La caracterización de la HS es complicada principalmente por su gran variabilidad espacial (Álvarez y Crespo 2005), adicionalmente las características altamente heterogéneas de los suelos hacen difícil poder medir el estado de humedad a lo largo y ancho de grandes extensiones, puesto que se necesitaría muy alta inversión en equipos de medición y personal capacitado (Moran *et al.*, 2000).

Asimismo, la representatividad de los puntos de mediciones regionales son aplicaciones que frecuentemente se cuestionan por la falta de información de parámetros tales como uso de tierra, fracción de vegetación, textura del suelo, etc. (Patel *et al.*, 2009). Por lo anterior es necesario aplicar metodologías alternativas como lo puede ser el uso de sensores remotos, idóneos para realizar monitoreo espacial y temporal sobre cualquier área.

2.2. Sensores remotos y humedad del suelo

Con el propósito de buscar un monitoreo constante de la tierra, la National Aeronautics and Space Administration (NASA) se ha abocado a impulsar diversos proyectos exclusivamente relacionados con SR para realizar control de cartografía y evaluación de recursos naturales (Chuvienco, 2006), es así como la utilización de la teledetección, SIGs y métodos de análisis estadísticos resultan de especial ayuda para monitorear recursos naturales sobre áreas extensas, reduciendo los costes y el esfuerzo de hacer seguimiento directamente sobre el terreno (Barrachina *et al.*, 2009).

El objetivo al aplicar la teledetección es el reconocimiento de las características de la superficie terrestre y de los fenómenos que allí se producen a partir de los datos registrados por el sensor (Gandia y Melía, 1991). En este sentido, la posibilidad de estimar la HS a partir de imágenes captadas por satélites ha sido una herramienta de trabajo atractiva en numerosas investigaciones ya que permiten adquirir información espacialmente distribuida, con una periodicidad establecida (Álvarez y Crespo, 2005), lo que faculta analizar diferencias temporales para evaluar modificaciones en la cobertura del suelo, en tiempo casi real y en forma objetiva (Bolzi *et al.*, 2010).

Investigaciones sobre HS a través de los SR iniciaron a mediados de 1970 poco después que surge el desarrollo satelital (Richards, 2005). En el año 1972 se dio inicio a la secuencia de la puesta satelital en órbita con el primer satélite de la familia ERTS (por sus siglas en inglés Earth Resources Technical Satellite), con el proyecto bautizado como satélite Landsat 1 (Land=tierra y Sat=satélite), siendo éste el primer satélite enviado por los Estados Unidos para el monitoreo de los recursos naturales (Chuvienco, 2006). Posteriormente, las siguientes décadas estuvieron marcadas por el desarrollo de satélites aplicados a la observación de estudios medioambientales, desde entonces la comunidad científica ha mostrado un alto interés en realizar múltiples investigaciones en el área ambiental a través de imágenes de satélite (Capehart y Carlson, 1997).

Actualmente satélites de aplicación medioambiental son usados para monitorear y rastrear tormentas, detectar la temperatura superficial de océanos y

medir su productividad, monitorear cambios climáticos, detectar y medir cambios en la composición de la atmósfera, estudio de vegetación, uso de tierra, así mismo provee datos usados en modelos computacionales para predicción de modelos hidrológicos y cientos de otras observaciones relacionadas con el estudio del planeta (Conway, 1997).

En consecuencia y entendiendo que la estimación precisa de las variaciones espaciales y temporales de la HS es crítica para numerosas investigaciones medioambientales, en los últimos años se han realizado diversos estudios con el fin de intentar estimarla mediante la teledetección. Avances tecnológicos en SR han mostrado que la HS puede ser medida a través de técnicas de aplicación de sensores, cada una con sus propias fortalezas y/o amenazas (Wang y Qu, 2009), a partir del sensor óptico e infrarrojo termal y en microondas pasivo y activo. Esto ha sido posible ya que los SR presentan diferente sensibilidad a las diversas bandas del espectro, lo que les permite detectar diferentes componentes del ambiente como lo es la HS (Castro *et al.*, 2011). No obstante la subsecuencia del esfuerzo en la búsqueda ha tomado largos y diversos caminos.

Ahora bien, como los sensores remotos no miden el contenido de la HS directamente, el principal reto al que se enfrenta la teledetección es la transformación de los datos registrados por el sistema receptor a magnitudes físicas y en consecuencia, en información útil (Gandia y Melia, 1991). Es por ello que los modelos matemáticos juegan un papel importante en esta área ya que describen la transformación entre la señal medida y el contenido de la HS que debe ser derivada (Salgado, 2008).

Adicionalmente se ha demostrado que hay una relación clara entre la humedad del suelo y los cambios diurnos de temperatura superficial del suelo, por ello la estimación de la inercia térmica desde el satélite puede ser útil para la medida de la HS (Gandia y Melia, 1991).

2.3. Métodos de medición de humedad del suelo por medio de sensores remotos

2.3.1. Fundamentos de los sensores remotos

Sensor Remoto o teledetección es un término usado para describir la técnica que permite obtener información de un objeto sin tener contacto directo o físico con éste, con el objetivo de registrar sus propiedades físicas desde una distancia remota (Richards, 2005). En el área de las ciencias de la tierra, SR es la técnica de obtener imágenes de la superficie terrestre por medio de sensores instalados en plataformas aerotransportadas, aviones y satélites (Aragonés, 2010).

Teniendo en cuenta que la radiación es la base de todos los SR, para que la observación remota sea posible es necesario que entre los objetos y el sensor exista algún tipo de interacción, a esto se le denomina flujo energético que es el encargado de ponerlos en relación respectivamente. El flujo energético puede ser por emisión, reflexión o emisión-reflexión, siendo éstas las únicas tres formas de adquirir información a partir de un sensor (Chuvienco, 2006). Los SR parten de la base de que todo cuerpo que presenta una temperatura diferente de cero grados Kelvin (-273° C o -459° F), produce una emisión espontánea capaz de ser captada por el sensor (Conway, 1997).

En una superficie, la potencia que ésta emite depende de diversos factores tales como textura, rugosidad de la superficie, vegetación, temperatura superficial y humedad, siendo esta última captada tan solo en los primeros 5 cm de la capa superficial del suelo (Gutiérrez *et al.*, 2011). Muchas investigaciones son basadas en el seguimiento de la relación existente entre la cantidad de energía emitida, absorbida o reflejada-absorbida en bandas o frecuencias específicas, así como las características físicas, biológicas o químicas que el objeto sujeto de estudio presenta (Jensen, 2005).

En el área medio ambiental la tecnología satelital es diseñada para estudiar la energía reflejada y emitida de la tierra, usando los datos captados de un satélite que se encuentra en órbita girando alrededor de la tierra y transmitiéndolos a estaciones receptoras individuales ubicadas en la superficie terrestre (Conway, 1997), de este

modo su función principal es identificar y determinar los materiales captados de la superficie terrestre ya sean naturales o antrópicos, registrar características atmosféricas, e identificar por medio de la radiación electromagnética emitida procesos que en la superficie terrestre pueden ocurrir (Gilabert *et al.*, 2002).

Las imágenes generadas mediante tecnología satelital brindan no solamente mayor cantidad de observaciones sobre diversas coberturas de suelo en comparación a los levantamientos terrestres, sino que también permiten la detección de características más específicas de la vegetación y del suelo que solo se manifiestan en regiones del espectro electromagnético y en consecuencia no pueden detectarse a simple vista (Speranza y Zerda, 2005), como por ejemplo, a) vegetación: estado hídrico, alteraciones de pigmentación, estimaciones de evapotranspiración (ET); b) suelos: conducta térmica, calor específico y conductividad del tipo de material que lo conforma (Chuvieco, 2006).

El espectro electromagnético es la sucesión continua de los valores de frecuencia de la radiación electromagnética con o sin la presencia de un material y a una velocidad en el vacío de:

$$c = 299.792.458,108 \text{ m/s}$$

No obstante por razones prácticas se han asignado diferentes nombres a las regiones del espectro, producto de diversos métodos que han sido empleados para detectar cada tipo de radiación pero cabe aclarar que no hay divisiones de corte exactos entre unas regiones y sus vecinas (Arbelo, 2011), por lo tanto varían de unos autores a otros existiendo así superposiciones entre las regiones adyacentes, por lo que deben considerarse tan solo como zonas de transición (Sarria, 2005).

La división del espectro electromagnético varía desde los energéticos rayos gamma (longitud de onda del orden de picómetros), hasta las ondas de radio (longitud de onda del orden de kilómetros), pasando por el espectro visible (longitud de onda en el rango de las décimas de micrómetro). Ver Fig. 2.1.

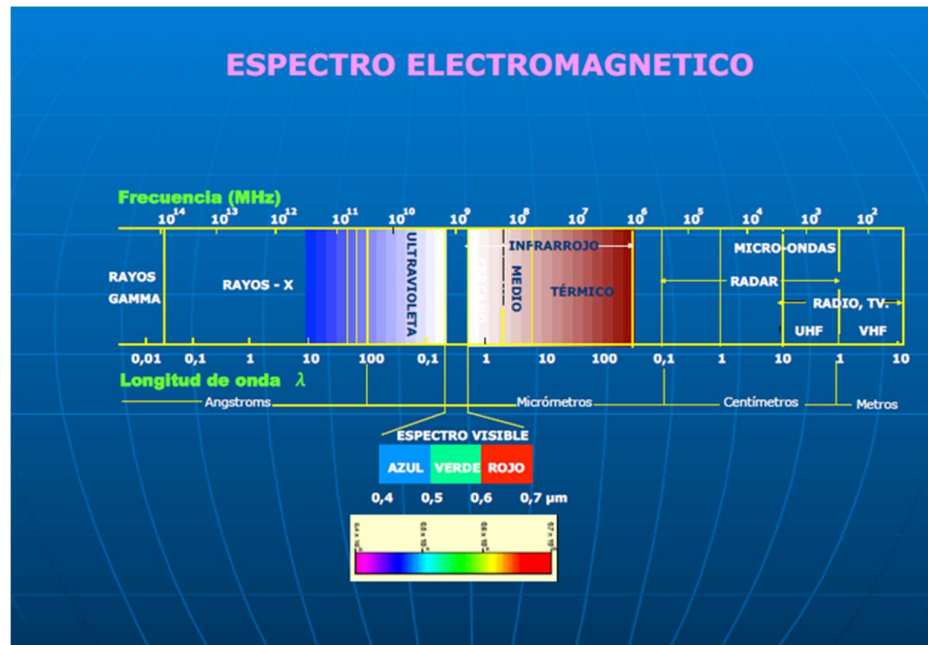


Figura 2.1. Espectro electromagnético. (Fuente. Instituto Geográfico Nacional, 2012).

En teledetección la radiación electromagnética se encuentra clasificada en una serie de bandas, en la Tabla 2.1 se detallan las que comúnmente son más utilizadas.

Tabla 2.1. Bandas espectrales de uso frecuente.

Banda	Longitud de onda (μm)	Características
Espectro visible	0.4 – 0.7	Llamada así por ser la percibida por los ojos. Máxima radiación solar. Se distinguen 3 bandas fundamentales: azul (A, 0.4-0.5 μm), verde (V, 0.5-0.6 μm) y rojo (R, 0.6-0.7 μm).
Infrarrojo cercano (IRC)	0.7 – 1.3	Discrimina masas vegetales y concentraciones de humedad.

Infrarrojo medio	1.3 - 8	Acá se mezclan procesos de reflexión de la luz solar y emisión de la superficie terrestre, la primera banda infrarroja de onda corta por sus siglas en inglés (SWIR). Se sitúa en entre 1.3 y 2.5 μ m, idónea para estimar contenido de humedad en vegetación o suelos. Infrarrojo medio (IRM) en torno a 3,7 μ m. Para detección de altas temperaturas (incendios o volcanes activos)
Infrarrojo lejano o térmico (IRT)	8 - 14	Incluye la porción emisiva del espectro terrestre, en donde se detecta el calor proveniente de la mayor parte de las cubiertas terrestres
Micro-ondas (M)	Por encima de 1mm	De gran interés por ser un tipo de energía bastante transparente

(Fuente. Chuvieco, 2006)

De acuerdo con Richards y Jia (2005) la característica más significativa de los datos que presenta una imagen de SR es la información de las longitudes de onda usadas en el proceso de su adquisición (Fig. 2.2). Por ende, los datos de significancia de la imagen satelital son los que se describen a continuación:

a) Resolución espacial: compuesto por pixeles, es la descripción del tamaño del pixel el cual es la unidad más pequeña identificable en una imagen (Rodríguez, 2005). La resolución espacial puede ser un factor limitante en la escala de trabajo y su fiabilidad de interpretación, en consecuencia, entre menor sea el tamaño del pixel menor será la posibilidad de que este compuesto de dos cubiertas fronterizas (Perez y Muños, 2006) y a su vez tendra mayor descripción e identificación de los objetos presentes en la escena.

b) Resolución espectral: es la habilidad que presenta un sensor para discriminar entre las diferentes longitudes de onda del espectro electromagnético la radiancia reflejada, es decir localiza la medición espectral llamada bandas espectrales o canales provenientes de un sensor en particular (Richards, 2005), de tal forma una imagen con alta resolución espectral presentará un amplio número de bandas con una fina división dentro del espectro electromagnético que incluye ondas ultravioleta, infrarrojo, termal y microondas (Duzgun y Demirel, 2011).

c) Resolución radiométrica: es la sensibilidad del sensor a las variaciones de energía provenientes del objeto, es decir proporciona los valores de brillo (PROCISUR, 1997). Puede tener un impacto significativo en la capacidad para medir las propiedades de la escena, por tanto una alta resolución radiométrica generalmente incrementa la probabilidad de que los fenómenos sean detectados con mayor precisión (Jensen, 2007).

d) Resolución temporal: es la periodicidad con la que el sensor recoge las imágenes de la misma superficie de tierra (Chuvieco, 2006). Esto es dependiente de la órbita así como del diseño del sensor, por ejemplo: sensores geo-estacionarios tales como Geos, GMS y Meteosat, entregan información cada 30 minutos; meteorológicos como NOAA suministran imágenes cada 12 horas y satélites de recursos naturales como es el caso de Landsat y ERS tardan 16 y 31 días respectivamente (Rodríguez, 2005).



Figura 2.2. Características de una imagen satelital. (Fuente. Instituto Geográfico Nacional, 2012).

2.3.1.1. Tipos de sensores

Existen dos tipos de sensores: activos y pasivos, los cuales se describen brevemente a continuación:

a) Sensores pasivos: el sensor no transmite su propia fuente de energía, por lo tanto solo funciona con luz diurna. Procesa la señal microondas que de forma natural emite el terreno, es decir solo pueden recibir ondas de radiación solar que rebotan en la superficie terrestre.

b) Sensores activos: El satélite emite una señal microondas hacia la superficie del terreno y recibe la señal reflejada cuya intensidad es derivada de las características específicas de la superficie sobre la que incide la señal (Giacomelli *et al.*, 1995). Los radares que operan en la región del espectro electromagnético de las ondas microondas (entre 1mm y 100mm) pueden trabajar en cualquier condición atmosférica tales como nubes, niebla o bruma, así mismo pueden operar de día y de noche (Chuvienco, 2006).

En consecuencia la estimación de la humedad superficial del suelo mediante imágenes de radar, se basa en la relación existente entre las propiedades dieléctricas del suelo y su contenido de agua (Giacomelli *et al.*, 1995). La propiedad dieléctrica del suelo determina el patrón de propagación de las ondas electromagnéticas, por tanto afectará a la reflexión de una onda desde la superficie del suelo previamente emitida por un sensor (Zamora y Cristancho, 2008).

2.3.2. Detección de la humedad del suelo según longitudes de onda.

En el dominio óptico (visible e infrarrojo reflejado VIR), térmico, y en casi todas las porciones del espectro electromagnético en las cuales se produce emisión, reflexión y transmisión de energía, las longitudes de onda son sensibles a variaciones de la HS. En el caso de la energía reflejada por el suelo se ha comprobado que la reflectancia como función de la HS depende además de otras variables como rugosidad, estructura, geometría de la iluminación, materia orgánica y textura (Salgado, 2008), por ejemplo un suelo arcilloso tiende a retener mejor la humedad, como resultado arroja una baja reflectividad; en contraste un suelo arenoso tiende a tener una débil estructura y bajo contenido de humedad lo que implica una reflectividad más elevada (Chuvieco, 2006).

Igualmente, las condiciones de manejo del suelo afecta la respuesta espectral ya que influyen sobre su contenido de humedad, por ejemplo un suelo arado presenta menor reflectividad que un suelo no laboreado, de esta manera a medida que la materia orgánica disminuye la reflectancia será mayor (Salgado, 2008).

De igual forma los suelos húmedos presentan mayor inercia térmica que los suelos secos, en consecuencia en el día presentan menor temperatura y en la noche mayor temperatura (Rodríguez, 2005), por lo tanto la emisividad del suelo captada por los SR depende del contenido de humedad superficial que éste contenga (Salgado, 2008).

Numerosos estudios han mostrado que el contenido de HS puede ser medido por el infrarrojo termal y el óptico dentro de las técnicas de los sensores pasivos y activos.

(Wang y Qu, 2009). En la Tabla 2.2 se sintetizan las diferentes técnicas de los sensores remotos para la estimación de la HS.

Tabla 2.2. Síntesis de las técnicas de sensores remotos para estimar la humedad superficial del suelo HS.

Dominio Espectral	Propiedades Observadas	Ventajas	Limitaciones
Óptico o Visible	-Reflexión del suelo	-Buena resolución espacial. -Amplia cobertura	-Limitada penetración en la superficie. -Contaminación de nubes. -Mucho ruido proveniente de otras fuentes.
Infrarrojo Termal	-Temperatura superficial	-Buena resolución espacial.(Landsat TM) -Amplia cobertura. -Clara muestra de propiedades físicas	-Limitada penetración en la superficie. -Contaminación de nubes. -Elevado ruido proveniente de otras fuentes. -Perturbación por condiciones meteorológicas y ambientales.
Microondas Pasivo	-Brillantes en la temperatura. -Propiedades dieléctricas. -Obtención Temperatura del suelo	-Bajo ruido atmosférico -Penetración moderada en la superficie -Propiedades físicas bien captadas	-Baja resolución espacial. -Perturbación por la rugosidad de la superficie y por la vegetación.

Microondas Activo	<ul style="list-style-type: none"> -Propiedades dieléctricas -Coeficiente de retrodispersión. 	<ul style="list-style-type: none"> -Bajo ruido atmosférico -Penetración moderada en la superficie -Alta resolución espacial -Propiedades físicas bien captadas 	<ul style="list-style-type: none"> -Perturbación por la rugosidad de superficie y por la vegetación. - Limitado ancho de franja.
--------------------------	---	--	--

(Fuente. Engman, 1991)

Continuando con las longitudes de onda en el espectro óptico, el contenido de HS es uno de los elementos que tiene más definida la reflectividad en esta región del espectro, toda vez que la alta absorción que presenta el agua en estas bandas influye inversamente en la reflectividad del visible e infrarrojo, es decir en el orden de $1,45\mu\text{m}$ y $1,92\mu\text{m}$ (Chuvienco, 2006). A continuación una breve descripción de las características que tiene ésta región del espectro para detectar HS.

- Infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta: la reflectancia en esta área del espectro detecta en gran medida el agua y materia seca en las hojas (Peñuelas *et al.*, 1997), mientras que los pigmentos fotosintéticos sólo son absorbidos en el borde visible y en la región espectral del rojo (Zarco *et al.*, 2004). Por lo tanto las mediciones en el infrarrojo cercano e infrarrojo medio, proporcionan una estimación cuantitativa del contenido de agua de la vegetación, aunque también se ven afectadas por la estructura de la hoja, materia seca, estructura de la cubierta y el índice de área foliar (Usero, 2010).
- Longitud de onda del infrarrojo medio: El contenido de humedad tanto en la vegetación como en el suelo es una característica acentuada, en consecuencia los suelos con alto contenido en humedad presentará una baja reflectividad en

esa banda y por el contrario entre más seco y apelmazado sea un suelo mayor será su reflectividad.

- Longitud de onda del infrarrojo lejano: en combinación con el infrarrojo medio es de gran utilidad para diferenciar masas vegetales y concentraciones de humedad, debido a que el agua tiene fuerte absorción de reflectividad en el infrarrojo lejano, mientras que el infrarrojo cercano nos sirve para discriminar lo que es relativamente insensible al agua (Usero, 2010).

2.3.3. Métodos para detectar la humedad superficial del suelo a través de sensores remotos.

En la literatura se encuentra muy pocos estudios sobre detección de HS a través de los SR, contrariamente podemos hallar numerosas investigaciones acerca de la obtención de características y estados de la vegetación. Lo anterior puede ser a razón de que la presencia de vegetación sobre el suelo (espontánea o cultivada) genera un efecto pantalla dificultando la medición del contenido de humedad de éste (Perez y Muñoz, 2006). Igualmente una pobre resolución espacial del microondas pasivo, la mínima frecuencia temporal y la fuerte sensibilidad de microondas activo a la cubierta vegetal y rugosidad de la superficie, limitan la medición de la HS del suelo (Patel *et al.*, 2009).

No obstante, se han encontrado métodos empleados para hallar el estudio de la HS por medio de teledetección a través de diversas técnicas de procesamiento de imágenes, acompañadas de modelos estadísticos que correlacionan las variables de las que depende la humedad. Una serie de enfoques han sido propuestos para determinar la HS por medio de medidas radiométricas en el rango visible, infrarrojo cercano y térmico (Patel *et al.*, 2009). A continuación se sintetiza las técnicas de procesamiento.

- Métodos supervisados y no supervisados: el análisis de resultados que se efectúa en una imagen satelital se realiza a través de métodos supervisados o no supervisados. En lo que respecta al primero, se realiza correlacionando los datos de la

imagen procesada en gabinete con los datos de HS reales tomados en campo. Por su parte el segundo método hace referencia a encontrar los valores de humedad empíricamente. Este último se basa en la aplicación de medidas y tratamientos en la reflectancia de la imagen para poder correlacionar los resultados con medidas empíricas del parámetro sobre el terreno (Pérez y Muñoz, 2006).

No obstante existen factores críticos en la estimación indirecta de parámetros, como los son las características del sensor que es utilizado (resolución espacial, espectral y temporal), las condiciones de la toma y observación de la imagen (ángulos de incidencia, visión y nubosidad) y el tratamiento previo de la imagen (calibraciones y correcciones radiométricas y geométricas) (Pérez y Muñoz, 2006). Igualmente, estos enfoques empíricos provisionan solo una pobre indicación del contenido de HS desde las características espectrales, ya que la HS también depende de otros factores como lo son la composición mineral, material orgánico, textura del suelo y superficie rugosa (Lobell y Asner, 2002), lo cual causa grandes variaciones cuando estos modelos son aplicados a otras áreas fuera de las condiciones de la zona de estudio calibrada (Wang y Qu, 2009).

- Método de única banda o multibanda: dentro de las técnicas para medir la humedad y el agua en el suelo a través de las imágenes satelitales, se encuentran métodos de única banda o multibanda los cuales varían según el número de bandas espectrales usadas. En el método única banda, se selecciona una banda para extraer la información de agua (Peña y Altmann, 2009) y el método multibanda realiza un análisis de las respuestas espectrales que presenta cada punto o elemento terrestre entre las diferentes longitudes de onda, es decir realiza un análisis en las diferentes bandas, ya que al reconocer el comportamiento de las firmas espectrales se puede clasificar los elementos que se encuentran en la zona de estudio como por ejemplo: agua, suelo, roca, vegetación sana o enferma, etc.

Posteriormente, se usa una lógica de tres: *si-entonces-de otro modo*, es decir, se delinea lo que se quiere destacar en la imagen, por ejemplo separar vegetación de suelo desnudo, agua de superficie terrestre, ciudades de bosques, etc. (Xu, 2006). Finalmente se obtiene una imagen que solo destaca el objeto análisis de estudio y en

base a ello se efectúa un análisis más detallado y específico. Si bien este análisis es solo cualitativo puede brindar un dimensionamiento de la presencia y característica que el objeto de estudio tiene en la zona, así como un análisis estadístico de series temporales que facilitan la identificación y seguimiento de la variable a estudiar a corto y largo plazo como lo puede ser estacionalidad, tendencia, ciclo, componente irregular, etc. (Huesca, *et al.*, 2009).

- Modelos de simulación: como los sensores remotos no miden el contenido de HS directamente, los modelos matemáticos son los que describen la conexión entre la señal medida por el sensor y el contenido de HS. Usualmente los modelos de simulaciones responden a los parámetros de base de la superficie terrestre. El método posteriormente es desarrollado para invertir el modelo por medio de una regresión estadística, toda vez que minimiza el error residual entre el modelo simulado y los valores medidos por el sensor (Wang, *et al.*, 2008).

- Onda corta vs onda del infrarrojo: Entre los sensores ópticos para estimar la HS una metodología comúnmente muy usada dentro de los SR es el trabajar en el dominio en longitudes de onda entre 0.4 y 2.5 μ m, los cuales son comparados con dominios del microondas en las longitudes de onda del infrarrojo termal (Sadeghi *et al.*, 1984; Wang *et al.*, 2008).

2.3.4. Antecedentes de detección de HS a través de imágenes satelitales

A continuación una breve descripción de los métodos comúnmente más empleados para la detección de HS a través de los sensores remotos.

2.3.4.1. Infrarrojo térmico (TIR)

Metodología para evaluar la HS en el rango del infrarrojo térmico (TIR), se llevó a cabo anteriormente por Idso en 1975, Reginato en 1976 y Price en 1980. El potencial en esta longitud de onda del espectro para estimar el contenido de agua de las capas superiores del suelo, se basa en su relación con el balance de energía que expresa la división de latencia y los flujos de calor sensible, debido a que el rango del

TIR es más sensible al estrés hídrico (Katra *et al.*, 2006). Desde la década de 1980 la temperatura superficial (Ts) de la región del TIR ha sido establecida como un indicador de estrés hídrico y se fundamenta sobre la relación entre hoja, temperatura y transpiración (Patel *et al.*, 2009).

2.3.4.2. Índices

En la literatura se pueden encontrar otras técnicas para hallar la HS como los son diferentes índices que se obtienen por medio de operación entre distintas bandas de la imagen satelital (Chávez *et al.*, 2011). La aplicación de los índices ayuda a disminuir muchos errores en la imagen, como por ejemplo condiciones atmosféricas que son determinantes para la identificación del objeto de estudio y evitar confusión de píxeles, así como para ayudar a discriminar mejor el objeto de estudio y sus características. Los índices más empleados en la literatura para la discriminación de la HS son:

i) *Índices de vegetación*: Debido a que la vegetación retiene humedad en las hojas y en otras partes de su estructura, se ha desarrollado una técnica que permite aprovechar estas características para poder discriminar mejor la HS (Castro, *et al.*, 2011). Las técnicas de índices de vegetación han sido muy estudiadas y ampliamente desarrolladas, no obstante a pesar de los numerosos índices de verdor de vegetación que han sido introducidos en la literatura, la simpleza, relativa robustez y versatilidad del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), ha hecho que éste sea el más profusamente empleado para caracterizar el estado sanitario de las coberturas vegetales.

Existen muchos estudios que han probado la relación del NDVI con mediciones en terreno donde se presenta abundancia vegetal, índice de área foliar y biomasa, entre otros parámetros (Peña y Altmann, 2009), siendo de gran utilidad en los estudios de suelos, puesto que ayuda a discriminar y delimitar la vegetación de los mismos. Igualmente, se ha demostrado su utilidad para ayudar a detectar humedad en la región del microondas lo que contribuye al incremento de precisión dentro de las técnicas para detectar y estimar la HS (Jackson *et al.*, 2004).

El NDVI fue aplicado por Rouse *et al.*, en 1973 (Ecuación 2.1) y posteriormente fue desarrollado por Tucker en 1979. El índice NDVI es la diferencia entre el infrarrojo visible especialmente la banda roja (banda 3 para Landsat TM, 0,6-0,7 μm) y el infrarrojo cercano (banda 4 para Landsat TM, 0,7-1,1 μm), como resultado arroja una medida de la cantidad de vegetación y su condición se asocia con las características de la cubierta vegetal (Serafini *et al.*, 2009). El NDVI Proporciona valores de reflectancia que van de -1 a 1, donde los valores positivos indican la presencia de vegetación en la superficie y valores negativos o iguales a cero corresponden a suelos con poca vegetación o desnudos (Castro *et al.*, 2011). Inicialmente El NDVI fue extensamente adaptado y aplicado para el sensor Landsat MSS y posteriormente en los sensores Landsat TM y MODIS, teniendo que trabajar en este último con una resolución espacial de 500m y 1km (Jensen, 2005).

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad [2.1]$$

Donde, *NDVI*: Índice de Diferencia de Vegetación Normalizada; *NIR*: infrarrojo cercano (0,76 μm – 0,90 μm). *RED*: Infrarrojo visible-banda roja (0,6 μm -0,7 μm);

ii) *Índice de humedad o índice de agua*: Xu (1996) menciona un método enfocando en radio-banda, es decir utilizando dos bandas multiespectrales, donde se toma una banda comprendida en la longitud de onda del espectro visible y se divide por otra banda usualmente del infrarrojo cercano (NIR), como resultante tanto la vegetación como la presencia de tierra son suprimidos, mientras la presencia de agua es mejorada, sin embargo el método puede reprimir las características de no agua pero no removerlas completamente. Con el propósito de mejorar la calibración de este método, un índice fue propuesto por McFeeters en 1996, es el denominado Índice de Humedad por Diferencia Normalizada o índice de agua NDWI (por sus siglas en inglés Normalized Difference Water Index).

El índice NDWI se utiliza como una medida de la cantidad de agua que posee la vegetación o el nivel de saturación de humedad que posee el suelo. Se calcula mediante la Ecuación 2.2, donde el Green (banda verde) hace referencia a la banda que abarca la luz verde reflejada (banda 2 para Landsat TM) y NIR representa la

radiación infrarroja cercana reflejada (banda 4 para Landsat TM). Todo sensor con contenga una banda de color verde y una banda en el infrarrojo cercano (NIR) puede aplicar este índice (Bolívar *et al.*, 2010).

$$NDWI = \frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR} \quad [2.2]$$

Donde, *NDWI*: Índice de Diferencia Normalizada de Agua; *GREEN*: Banda Verde (0,52 – 0,60 μm); *NIR*: Banda Infrarrojo cercano (0,76 – 0,90 μm).

Posteriormente en 1996, Gao modifica el índice propuesto inicialmente por McFeeters (ecuación 2.2) y propone un índice de agua también llamado NDWI (ecuación 2.3). La diferencia entre el índice de Gao y el índice de McFeeters radica en que el índice de Gao es derivado de las bandas del NIR (banda 4 para Landsat TM, 0,76-1,10 μm) e infrarrojo medio MIR (banda 5 para Landsat TM, 1,55-1,75 μm). La Ecuación 2.3 proporciona valores de reflectancia que oscilan entre -1 y 1, donde los valores más altos se correlacionan con presencia de agua y valores negativos con poca o nula. El NDWI de Gao es el índice que más ha sido utilizado en los estudios de detección de agua o humedad.

$$NDWI_{Gao} = \frac{NIR - MIR}{NIR + MIR} \quad [2.3]$$

Donde, *NDWI_{Gao}*: Índice de Diferencia Normalizada de Agua; *NIR*: banda en el infrarrojo cercano; *MIR*: banda en el infrarrojo medio.

El índice NDWI de Gao también ha sido empleado en varios estudios forestales, ya que posee propiedades similares que el índice de vegetación NDVI (Stimson, *et al.*, 2005), incluyendo la escala de valores, es decir de -1 a 1, donde 1 representa a un píxel saturado de agua y -1 suelo seco. Mediante el empleo de ambos índices es posible caracterizar el estado sanitario de la vegetación y realizar comparaciones temporales entre valores debidamente sujetos a correcciones radiométricas (Peña y Altman, 2009).

En estudios realizados por Xu (2006) toma como base el NDWI de McFeeters y crea un índice denominado Índice de Humedad Mejorado por Diferencia Normalizada o índice de agua Mejorado MNDWI (ecuación 2.4), en el cual se mantiene la banda del verde pero sustituye la banda del infrarrojo cercano por la banda del infrarrojo medio (siendo para Landsat TM la banda 5), debido a que el MIR presenta una mayor radiación que la banda verde. Como resultado la vegetación podría tener valores negativos a razón de que la superficie reflecta mayor luz en el MIR que la luz del NIR y por consiguiente discrimina mejor el agua de la vegetación.

$$MNDWI = \frac{GREEN - MIR}{GREEN + MIR} \quad [2.4]$$

Donde, *NDWI*: Índice mejorado de diferencia normalizada de agua; *GREEN*: banda verde; *MIR*: banda en el infrarrojo medio.

En la investigación desarrollada Xu (2006) concluye que al usar la banda MIR en lugar de una banda NIR puede mejorar considerablemente el realce de las características de aguas abiertas y puede exacta y rápidamente discriminar las características de agua-no agua en la zona de estudio. No obstante, el índice MNDWI es más adecuado que el NDVI para realzar características de agua donde también intervienen extensas áreas de tierra, debido a que el MNDWI puede reducir y remover los ruidos de tierra y vegetación. Por lo tanto la aplicación de éste índice tiene un mejor desarrollo y aplicabilidad en la identificación de aguas abiertas como océanos, ríos y lagos.

Realizando un análisis comparativo de los índices mencionados anteriormente, es decir ecuación 2.2, ecuación 2.3 y ecuación 2.4, Soti *et al.*, (2009), concluye que los dos índices que utilizan la región del MIR como el NDWI de Gao (ecuación 2.3) y el MNDWI de Xu (ecuación 2.4), son los índices que mejor discriminan la detección de cuerpos de agua. De igual forma dentro del contexto de su estudio, también concluye que el índice de vegetación NDVI ayuda en la detección de variaciones de humedad y altura de agua, ya que éstos están vinculados a la actividad clorofílica de la vegetación.

Igualmente en investigaciones desarrolladas por Bolivar *et al.*, (2010) y Chávez *et al.*, (2011) concluyen que el índice que presenta resultados más aceptables en la detección de agua es el índice desarrollado por Gao 1996. Bolivar *et al.*, (2010) analizó imágenes de invierno y de verano para hallar un índice de humedad de terreno, deduciendo que el NDWI de McFeeters (ecuación 2.2) no resulta adecuado en la diferenciación de áreas húmedas. Así mismo utilizando el método de clasificación no supervisada para los índices NDWI de Gao y MNDWI de Xu a través del algoritmo K-mean, encontró que el índice MNDWI presenta problemas en la identificación correcta de elementos en la imagen, debido a que el clasificador asigna elementos erróneos o equívocos en zonas donde no corresponden pero que paralelamente sí son clasificadas correctamente cuando se aplican los otros dos índices, con lo cual deduce que al aplicar el índice MNDWI los resultados son poco confiables.

Por su parte Chávez *et al.*, (2011) concluye que el NDWI de Gao es el índice más apropiado para la identificación de zonas con agua como lagunas, debido a que se ven menos afectadas por la topografía del terreno, por tanto recomienda que se trabajen las imágenes con el uso de máscaras de sombras generados a partir de modelos de elevación digital (DEM) para mejorar la calidad de información obtenida.

Por otro lado estudios realizados por Wang y Qu (2007) llegan a la conclusión que es posible designar al método multibanda un índice llamado Índice de Sequía de la Multibanda Normalizada NMDI (ecuación 2.5), aplicado a través del Sensor MODIS con el objetivo de detectar agua en suelo y vegetación. Las longitudes de onda que usa el NMDI están centradas en el rango de $0.86\mu\text{m}$, debido a que este rango es insensible a los cambios que presenta la vegetación. No obstante en lugar de usar una única banda de absorción de agua, utilizan dos bandas de alta absorción $1.64\mu\text{m}$ y $2.13\mu\text{m}$, aprovechando que el contenido de agua en suelo y vegetación presentan una alta sensibilidad en éstas longitudes de onda; posteriormente en el procesamiento del método las bandas deben ser operadas (Wang y Qu, 2007).

Este índice ha demostrado que al combinar la información múltiple entre el infrarrojo cercano y los canales del infrarrojo cercano, el NMDI se convierte en un

índice útil para ser aplicado en estudios de sequía debido a que la humedad en vegetación y suelo responden de forma diferente a cada banda, lo cual proporciona una solución al separar estas dos variables de humedad, en donde se amplifica una señal y se minimiza la otra (Wang y Qu, 2009).

$$NMDI = \frac{R_{0.86\mu m} - (R_{1.64\mu m} - R_{2.13\mu m})}{R_{0.86\mu m} + (R_{1.64\mu m} - R_{2.13\mu m})} \quad [2.5]$$

Donde, NMDI: índice de sequía de la multibanda normalizada; R: reflectividad aparente absorbida por el sensor en esa longitud de onda.

2.3.4.3. Método Tasseled Cap

Un método aplicado en la detección de la HS es la denominada transformación *Tasseled Cup*, derivada por Kauth y Thomas en 1976 y modificado por Crist y Cicone en 1984. Este método está dirigido a obtener nuevas bandas por combinación lineal de las originales (Bolívar, *et al.*, 2010), es decir, obtiene 3 nuevas bandas al realizar una combinación de las bandas originales del sensor. En el caso de Landsat TM emplea todas sus bandas excepto la banda 6 (banda termal), obteniendo de forma directa una discriminación de la humedad (Castro, *et al.*, 2011).

La transformación Tasseled Cup dispone de índices con una significación física determinada. De acuerdo con Bense (2007) y Sanjay, *et al.* (2005) en la transformación Tasseled Cup los coeficientes son definidos a priori (para las imágenes de los diferentes sensores Landsat), con lo cual es posible determinar el valor del brillo, verdor y la HS respectivamente, el único requerimiento es disponer de la matriz adecuada que relaciona un sensor específico con el nuevo espacio de trabajo. Como resultado de éste método se obtiene una imagen tridimensional con tres ejes de aspecto parecido a un gorro con borlas, de allí su nombre (Fig. 2.3). Las tres bandas generadas representan los siguientes tres ejes:

- Eje del brillo: Asociado con valores de reflectancia del suelo, refleja los cambios en la reflectividad total de la escena.

- Eje de verdor: correlacionado con el vigor de la vegetación. Indica el contraste entre las bandas visibles y el infrarrojo cercano, destaca la intervención de la banda 4 con valores positivos, mientras que las tres bandas del visible lo hacen negativamente. El resultado es similar al índice de vegetación.
- Eje de humedad: relaciona el contenido de agua en la vegetación y en el suelo, se marca por el contraste entre SWIR es decir banda 5 y 7 de Landsat, en donde se manifiesta con mayor claridad la absorción de agua que en el resto de las bandas (Chuvieco, 2006).

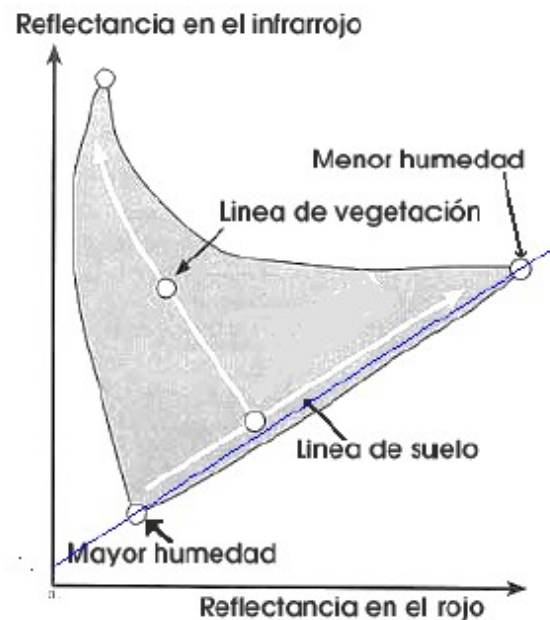


Figura 2.3. Método Tasseled Cup: imagen tridimensional conformada por eje de humedad, eje de línea de suelo y eje de línea de vegetación. (Fuente Chuvieco 2006).

La aplicación del método Tasseled Cup ha sido empleado en múltiples investigaciones mostrando gran eficacia, sin embargo cabe resaltar que la aplicación de este método debe realizarse en áreas de dimensiones significativas para que sus resultados tengan mayor confiabilidad.

2.3.4.4. Método del triángulo TDVI

Método asociado con la HS, está basado en parámetros empíricos que relacionan temperatura superficial (T_s) y el índice NDVI (Sandholt, *et al.*, 2002). La combinación de la T_s y NDVI en la franja del infrarrojo termal, se convierte en una gran herramienta para estudiar información sobre las condiciones de humedad de la vegetación y HS respectivamente.

El concepto del triángulo fue introducido por Price en 1990, más tarde una variante del método del triángulo fue publicado por Moran en 1994, en el cual un índice del estrés hídrico de cultivos dentro del triángulo fue utilizado para evaluar los déficit de agua del substrato (Carlson, 2007).

Numerosos estudios se han enfocado en la pendiente que produce la curva de T_s /NDVI, debido a que se relaciona directamente con la tasa de evapotranspiración de la superficie (Smith y Choudhury, 1991). Por lo tanto el método del triángulo ha sido aplicado para estimar la temperatura del aire, así como las condiciones de humedad promedio del suelo (Sandholt, *et al.*, 2002).

La combinación de T_s y NDVI arroja como resultado una forma triangular o trapezoidal dependiendo de las condiciones de la zona de estudio (Fig. 2.4). El concepto del triángulo esta definido por la ecuación 2.6.

$$TDVI = \frac{T_s - T_{s \min}}{T_{s \max} - T_{s \min}} \quad [2.6]$$

Donde, TDVI: temperature dryness vegetation index; T_s : temperatura de la superficie ($^{\circ}\text{C}$ o K); $T_{s \min}$: mínima temperatura superficial del suelo para un NDVI dado en el triángulo y el cual esta definido por el borde húmedo; $T_{s \max} = a + b\text{NDVI}$, siendo el máximo valor de temperatura superficial del suelo para un NDVI dado y definido por el borde seco; a y b : coeficientes que definen el borde seco (Lu *et al.*, 2007).

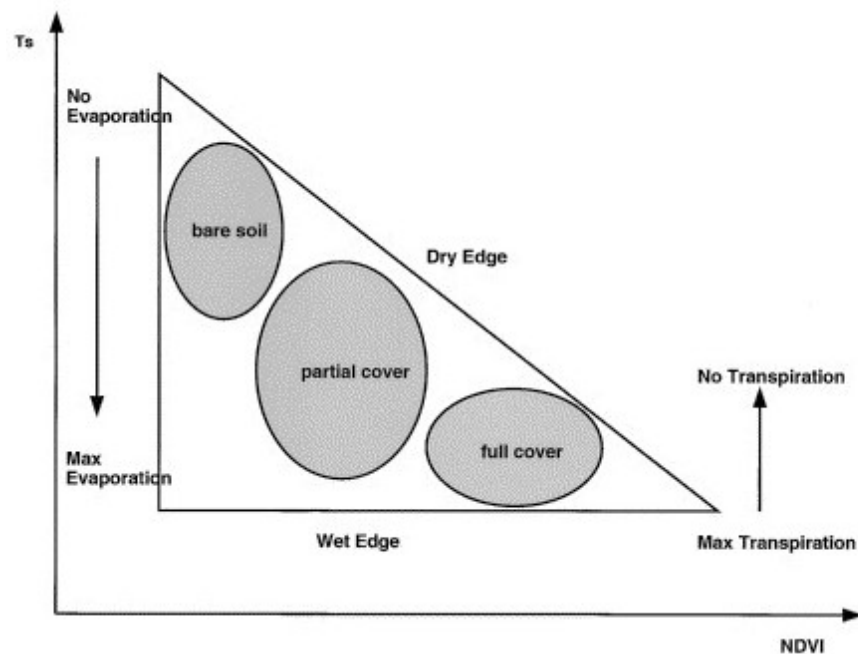


Figura 2.4. Método del Triángulo. Eje temperatura superficial Ts y eje NDVI.

(Fuente. Lu *et al.*, 2007)

Investigaciones realizadas por Patel, *et al.*, (2010) sobre el trapecio de NDVI-Ts, encontró que existen diferentes temperaturas de superficie con los cambios de fracción de cubierta vegetal en condiciones de estrés no-hídrico (no agua), lo que supone una temperatura de superficie mínima en el límite húmedo del triángulo, lo cual conlleva a una sobreestimación de TDVI en valores bajos de NDVI (Moran, *et al.*, 2000).

No obstante, aunque este método ofrece información útil para la detección de la HS a continuación se presenta algunas de sus limitaciones:

- Para poder definir los bordes secos y húmedos, se necesita una gran área de estudio, por tanto para estimar el estado de la HS es necesario que la zona de estudio tenga una amplia gama de superficie con vegetación. Esto limita las zonas de estudio ya que es difícil de lograr en pequeñas cuencas así como en regiones áridas o semiáridas.

- Los cálculos de los bordes secos y húmedos es comparativamente empírico, debido a que el tamaño del área de estudio determina la forma del triángulo (Kimura, 2007).
- A menudo en la aplicación del método no se tiene en cuenta los efectos del ángulo de Ts y NDVI los cuales afectan la fracción de suelo desnudo y vegetación visible captada por el sensor.
- El área de interés debe incluir una amplia gama de variabilidad en las condiciones de la superficie terrestre (suelo desnudo, suelo húmedo, suelo con vegetación, stress de la vegetación), puesto que si los datos observados son insuficientes el triángulo no puede ser determinado correctamente (Han *et al.*, 2006).

2.3.4.5. Detección HS a través de microondas activo.

Entre los diferentes sensores de detección de parámetros físicos el más conocido es el llamado RADAR (radio detection ranking) el cual posee una gran resolución espacial comprendida entre 10m y 100m respectivamente. Estos sensores son capaces de emitir su propio haz de energía y posteriormente capturar la reflexión emitida por la superficie del objeto en estudio (Chuvieco, 2006), pueden trabajar en cualquier condición atmosférica, en presencia de nubes y en el día o en la noche. Estas características ofrecen significativas ventajas, es por ello que en los últimos años su uso ha sido aplicado en numerosas investigaciones las cuales se han concentrado en gran parte a la hidrología, principalmente en la detección de la humedad del suelo (Jackson *et al.*, 2004).

Pérez y Muñoz (2006) señalan que la determinación de la vegetación es importante en las aplicaciones radar para la detección de la HS, ya que constituye junto con la rugosidad un factor esencial para corregir o compensar el algoritmo final de extracción de humedad.

En el estudio de la HS bajo el sensor RADAR la onda de la banda es sensible en los primeros 5 cm del suelo, aun cuando haya bajos niveles de humedad (Ulaby *et al.*, 1982). Sin embargo, la humedad no es el único factor que interviene en la señal

radar, características tales como ángulo de incidencia, frecuencia y polarización influyen en el comportamiento de la onda radar y por ende en los datos obtenidos (Salgado, 2008).

No obstante, aunque el uso de éste sensor ha tenido gran acogida en los últimos años ya que ha mostrado grandes ventajas al trabajar en zonas donde la presencia de nubes es frecuente, estos sensores presentan algunas limitaciones a la hora de detectar HS como por ejemplo:

- En suelos con cubierta vegetal la señal que recibe el sensor mezcla las condiciones vegetales con las características del suelo, dificultando la interpretación de la señal.
- Los sensores de radar presentan una alta resolución espacial pero tienen baja frecuencia temporal y es más sensible a la vegetación y a la rugosidad del suelo.
- Los radares observan la superficie lateralmente (perspectiva oblicua) lo cual implica notables deformaciones geométricas.
- La interacción de las microondas con la superficie terrestre produce el fenómeno llamado speckle producido por la integración de respuestas espectrales de diferentes objetivos en un solo pixel. El speckle se muestra como puntos blancos aleatoriamente dispersos por la imagen (Sarría, 2005). En consecuencia las imágenes SAR no se pueden analizar únicamente basándose en la información presente en el pixel, sino que es fundamental realizar su análisis en las estimaciones estadísticas sobre las regiones de la imagen estudiada (Buemi, 2012).
- La presencia de relieves modifica el ángulo local de incidencia de la señal de radar, transforma la superficie real en superficie proyectada modificando las distancias y además supone la presencia de sombras (Sarría, 2005).

3. CAPITULO III. DESCRIPCIÓN DE LOS SISTEMAS

FISICOS ESTUDIADOS

La investigación del presente estudio, se desarrolló principalmente en la cuenca del Arroyo Ludueña ubicada al sur de la provincia de Santa Fe-Argentina, entre los paralelos 32° 45' y 33° 07' S y los meridianos 60° 41' y 61° 06' O. (Fig. 3.1). Linda al sur con la cuenca del Arroyo Saladillo, al norte y al oeste con la cuenca del Arroyo San Lorenzo, abarcando parte de la ciudad de Rosario y 8 poblaciones (Montico *et al.*, 2006). La cuenca del arroyo Ludueña posee un área de aporte de unos 800 km², concretamente 80.114 has, de las cuales el 16,51 % pertenece a áreas urbanas (13.228,99 has) y el 83,49 % restante corresponde a usos del territorio para actividades rurales (66.885,39 has) Posee una pendiente media de 1,4 por mil y su cabecera se encuentra ubicada en la cota 70 IGM (Fig. 3.2). (Di Leo *et al.*, 2007).

La cuenca del A° Ludueña se desarrolla casi en su totalidad al sur de la ruta nacional N° 9 (RN9). Aguas abajo de la Av. de Circunvalación, recorriendo zonas densamente pobladas de la ciudad de Rosario y desemboca en el río Paraná (Basile *et al.*, 2005).

3.1. Aspectos climáticos

El clima de la cuenca es húmedo y templado en la mayor parte del año, casi no se presentan condiciones o fenómenos climáticos extremos; la nieve es casi nula o excepcional, las dos últimas nevadas ocurrieron en los años 1973 y 1918. Pueden existir tormentas o tornados severos debido al encuentro de la masa de humedad calida proveniente del norte del país con una masa fría y seca procedente de la zona sur de Argentina. Los aspectos climáticos más relevantes de la zona de estudio han sido sintetizados en la Tabla 3.1.

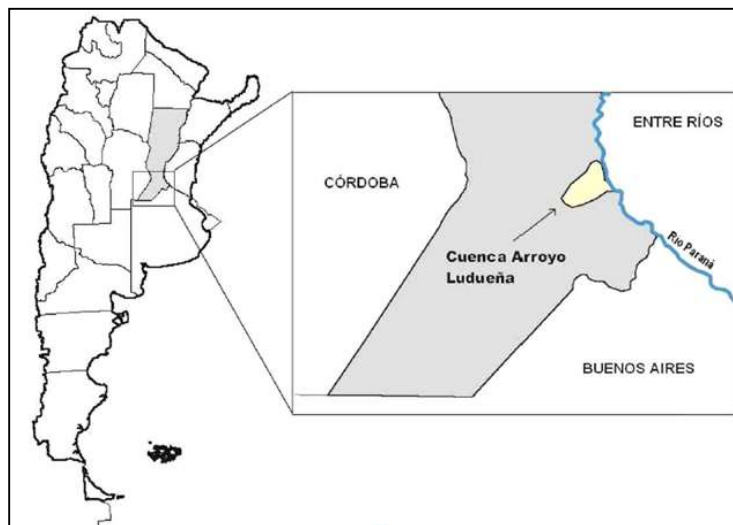


Figura 3.1. Ubicación cuenca Arroyo Ludueña provincia de Santa Fe, Argentina (Fuente. revista Agro Mensajes de la Facultad. Edición 2006, Facultad de Ciencias Agrarias UNR.)

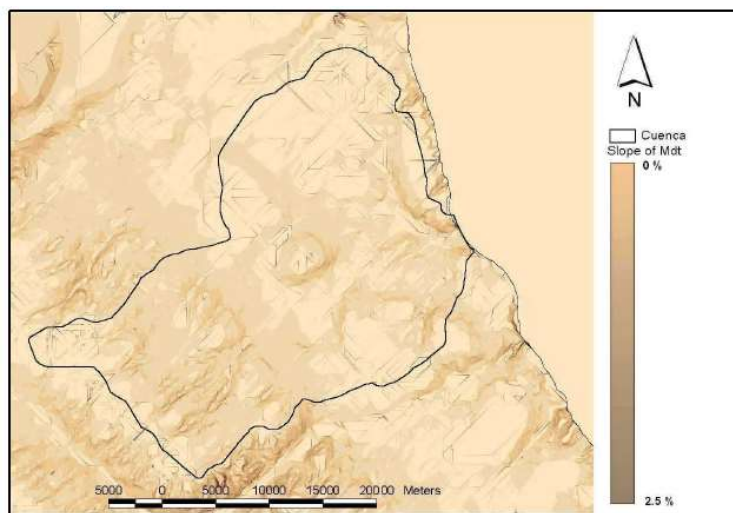


Figura 3.2. Mapa de pendientes cuenca Arroyo Ludueña (Fuente. revista Agro Mensajes de la Facultad. Edición 2006. Facultad de Ciencias Agrarias UNR)

Tabla 3.1. Principales aspectos climáticos e hidrológicos de la cuenca Arroyo Ludueña

<p>Clima</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Húmedo y templado en la mayor parte del año. • Subhúmedo mesotermal con características pampeanas, es decir no registra calor extremo ni frío intenso.
<p>Temperatura del aire</p>	<ul style="list-style-type: none"> • La oscilación media invierno-verano abarca temperaturas entre 10 °C y 25 °C. • Temperatura media anual de 17 °C.
<p>Humedad relativa ambiente</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Máximos en junio. • Mínimos en diciembre. • Crece abruptamente entre los meses de enero a marzo debido a las precipitaciones que son más frecuentes y permanece casi constante en el período otoño-invierno. • Decrece más suavemente de agosto a diciembre.
<p>Precipitación</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Máxima en febrero (130 mm). • Mínima en julio (30 mm). • Precipitación medio anual 1.110 mm. • La precipitación media anual en la zona de influencia es de 960mm (Rosario Aero, SMN, serie 1892-2008), registrando el 68% en el período primavera-verano (octubre a marzo).
<p>Humedad del suelo y evaporación</p>	<ul style="list-style-type: none"> • La recarga del almacenamiento de humedad del suelo se produce durante los meses de febrero, marzo, abril. A partir de agosto la recarga de humedad se presenta únicamente en la primera capa es decir los primeros 15 cm de suelo. • El descenso de humedad a profundidades mayores (30-60 cm) se presenta recién a

	<p>partir de setiembre (con un retraso de dos meses).</p> <ul style="list-style-type: none"> • En diciembre y enero se presentan mínimos absolutos de P-E (precipitación menos evapotranspiración), época en donde las humedades del perfil son mínimas. • En términos medios en todo el perfil no se alcanza el punto de marchitez permanente (alrededor del 10 %) en ningún mes del año.
--	--

3.2. Red hídrica

La red hídrica de la cuenca del A° Ludueña está compuesta por el A° Homónimo y los canales Ibarlucea y Salvat con sus tributarios, tiene una longitud total de 140 Km. Se desarrolla sobre suelos cohesivos altamente resistentes a la erosión inducida por el flujo encauzado, no obstante en época de lluvias la gran cantidad de pequeños cursos intermitentes que existen en la zona incrementa la longitud hasta los 370 Km. (Scuderi *et al.*, 2012). La densidad de drenaje considerando solamente los cursos naturales es de 0,19 Km/Km², en tanto que al cabo de la alteración antrópica alcanzada a la fecha, la densidad de drenaje asciende a 0,49 Km/Km² (Mendez y Zimmermann, 2012).

El área de aporte rural es de 740 Km² y su elevación varía entre 70 m y 18 m sobre el nivel del mar, con pendiente media de 1,4 m/Km. El caudal base del arroyo Ludueña es de 0.5 m³.s-1. En eventos extraordinarios con recurrencia mayor a los 50 años las crecidas ordinarias alcanzan los 80 m³.s-1 y caudales superiores a los 400 m³.s-1 (Scuderi *et al.*, 2012).

3.3. Suelo

El suelo predominante es de tipo arcilloso-limoso con permeabilidad de moderada a moderadamente lenta (Scuderi *et al.*, 2012).

En estudios realizados por Montico *et al.* (2006), se elaboró una clasificación de suelo tomando como unidad de estudio las unidades de tierras (UT) las cuales resultaron de la subdivisión de las unidades de paisaje (UP) presentes en la cuenca, en función del estrato de superficie operada (ES) e incorporando factores naturales, tecnológicos y socioeconómicos (Fig.3.3). Las características de cada división UP estudiadas se encuentran resumidas en la Tabla 3.2.

3.4. Uso del suelo

El principal uso del suelo es la agricultura con alta proporción de soja, seguido por trigo y maíz (Tosolini *et al.*, 2012). La cuenca presenta intervenciones antrópicas como lo son, numerosas vías de comunicación que logran atravesarla (viales y ferroviarias), terraplenes de rutas y ferrocarriles, alcantarillas, puentes y presa de retención de crecidas (Scuderi, *et al.*, 2012).

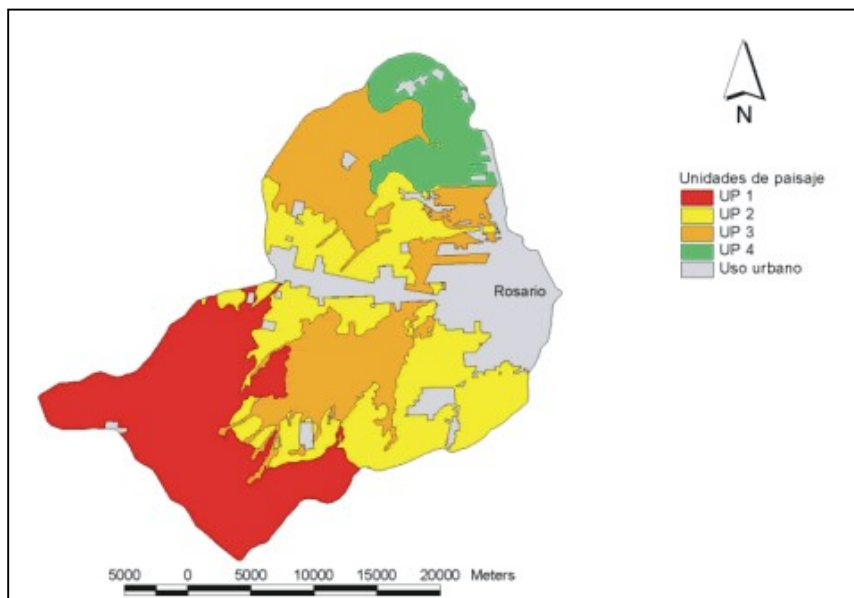


Figura 3.3. Clasificación suelos de la cuenca Arroyo Ludueña en mapa unidades de paisaje (UP) (Fuente. Revista Agro Mensajes de la Facultad. Edición 2006. Facultad de Ciencias Agrarias UNR).

Tabla 3.2. Subdivisión de las Unidades de Paisaje (UP) presentes en la cuenca Arroyo Ludueña en función del estrato de superficie operada. (Fuente. Montico *et al.*, 2006)

Unidad de Paisaje (UP)	Características
Nº1 (UP1)	<p>Comprende posiciones de relieve de lomas extensas y ligeramente onduladas con pendientes menores al 1% (0.51 %). El escurrimiento es de moderado a bueno y cuenta con un buen drenaje. No existe peligro de anegamiento o inundación y la napa freática, por su profundidad no influye en las propiedades edáficas.</p> <p>En las áreas con mayor pendiente existe ligero peligro de erosión.</p>
Nº2 (UP2)	<p>Abarca lomas extendidas. Algunos sectores corresponden a interfluvios entre vías de drenaje. Presenta abundantes microrrelieves que dan un aspecto “cribado”. La permeabilidad de suelo es lenta y el perfil edáfico tiene características hidromórficas que son afectadas por alcalinidad sódica, lo que hace el escurrimiento lento.</p> <p>Las posiciones más altas están ocupadas por suelos de la Serie Roldán (Rd) y en menor medida por la Serie Monte Flores (MF). Las microdepressiones están ocupadas por suelos de la Serie Gelly (Ge), Monte Flores (MF) y Zavalla (Za). El área está atravesada por sectores cóncavos con pendientes menores al 1 % de lenta permeabilidad, anegables y de escurrimiento lento. Estos sectores se encuentran igualmente afectados por alcalinidad sódica.</p>
Nº3 (UP3)	<p>Comprende posiciones en el paisaje correspondiente a áreas planas, bajas, amplias y vías de avenamiento digitiforme con permeabilidad lenta a muy lenta y drenaje de impedido a pobre. Los gradientes de pendientes son menores a 0,5% y el escurrimiento es lento.</p> <p>Los suelos presentan alcalinidad sódica y sales.</p>
Nº4 (Up4)	<p>Abarca posiciones de paisaje correspondiente a amplias lomadas con pendientes de 0,5 %. Escurrimiento de lento a moderado y drenaje moderado a bueno. La napa freática se encuentra entre 5</p>

	<p>y 15 metros de profundidad.</p> <p>El suelo representativo es un Arguidol vértico que corresponde a la serie Roldán, (BE).</p>
--	---

3.5. Descripción parcela piloto

En la presente investigación la parcela piloto sobre la cual se trabajó como primera fase, se encuentra ubicada al sur-oeste de la cuenca del A° Ludueña (Fig.3.4), entre los paralelos $32^{\circ}59'44''$ y $33^{\circ}00'28''$ S y los meridianos $60^{\circ}43'50''$ a $60^{\circ}43'14''$ O. Cuenta con un área irregular de aproximadamente 1km^2 (Fig. 3.5). El suelo de la parcela piloto presenta las mismas características geológicas de la cuenca Ludueña, así como similar uso de suelo, puesto que centra su actividad en la agricultura con cultivos hortícolas como acelga, brócoli, lechuga, puerro, remolacha, entre otros. Las plantaciones varían de acuerdo a las estaciones del año.

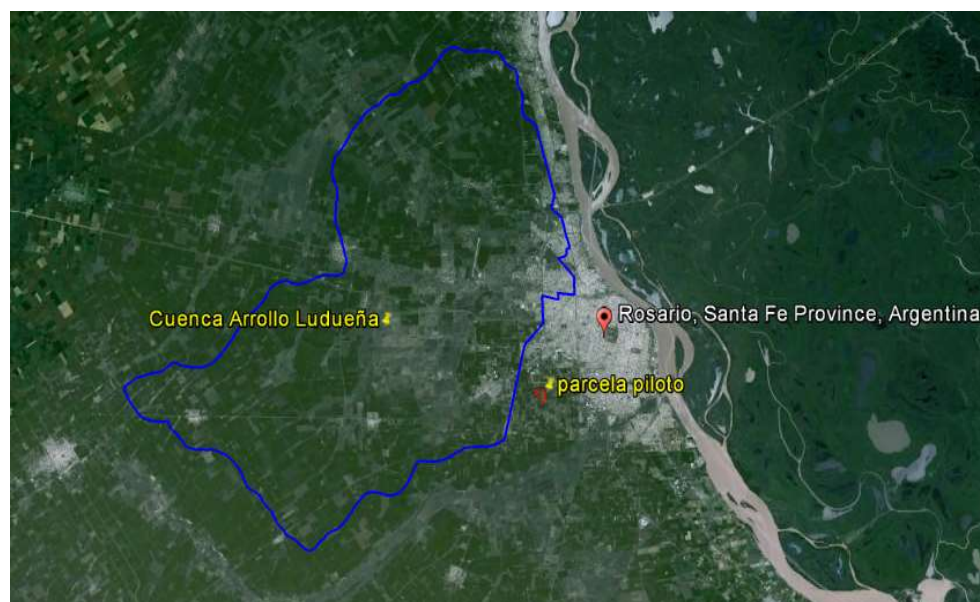


Figura 3.4. Parcela piloto delimitada en rojo, ubicada al sur oeste de cuenca Arroyo Ludueña. Arroyo Ludueña delimitada en azul. (Fuente. Google Earth octubre 2012).



**Figura 3.5. Delimitación parcela piloto (polígono en rojo) vista desde imagen satelital.
(Fuente: Google Earth 22-03-2010)**

4. CAPITULO IV. TRABAJOS DE CAMPAÑA Y DE GABINETE

En este capítulo se selecciona la parcela piloto de estudio en donde se hará el desarrollo preliminar de monitoreo, modelación y ajuste de la presente investigación. Conjuntamente se realiza la elección del satélite que será utilizado para desarrollar el modelo, fundamentándose en que las características del sensor sean las más apropiadas para el objeto de estudio, teniendo en cuenta: a) recursos económicos con los que se cuenta en el desarrollo de la investigación, b) pasaje temporal sobre la zona de estudio y c) características requeridas de un sensor para poder desarrollar el modelo de HS.

La validación del método de estimación de humedades mediante teledetección, se realizará a partir de la comparación entre los resultados obtenidos de la imagen satelital con las muestras de humedad extraídas en la parcela experimental y las cuales deberán ser coincidentes con la fecha de revisita del satélite sobre la parcela (dentro de su horario estimado de pasaje). La parcela está dedicada a la práctica de agricultura hortícola con gran variedad de vegetales, en porciones de terreno reducidas. A los efectos de la presente investigación esta característica significa una amplia variedad de tipos de cobertura (dentro de un mismo píxel inclusive) cuyo efecto en las mediciones remotas también será objeto de análisis. Se estableció como criterio de trabajo repartir las muestras en todo el terreno, procurando que los resultados abarquen la mayor variedad de estados de humedad y coberturas.

En las campañas programadas a la parcela se hace el registro de las características físicas de la zona como lo son, tipo de suelo, tipo clase y estado de la cobertura vegetal, temperatura del suelo, topografía del terreno, condiciones de riego y documentación fotográfica inclusive.

Finalmente la información se digitaliza con el fin de poder correlacionar la HS con las reflectancias de las diferentes bandas que conforman la imagen satelital (ver capítulo 5). En este capítulo también se describen y analizan las tareas que fueron llevadas a cabo para realizar el tratamiento de las imágenes satelitales.

4.1. Elección del satélite a utilizar

En la presente investigación como primera medida se realizó un análisis de los satélites que serían empleados en el estudio, luego de considerar diferentes sensores como MODIS, NOAA y Landsat TM, se escogió el satélite Landsat 5 TM debido a que las características de este sensor presentan mejores ventajas para ser aplicado en la zona de estudio.

Dentro de las principales características del sensor Landsat 5 TM tenidas en cuenta se mencionan las siguientes:

- Resolución espacial más alta que los sensores mencionados anteriormente, es decir 30m x 30m.
- Biblioteca Landsat de más de 32 años, siendo la más antigua en la historia satelital, lo cual proporciona una excelente ventaja para realizar modelaciones espacio-temporales.
- Imágenes gratuitas y de fácil acceso.
- Frecuencia temporal sobre la zona de estudio de cada 16 días (aceptable).
- Opera en siete diferentes bandas espectrales, a mencionar: longitudes de onda en la región del visible, infrarrojo cercano, infrarrojo medio y termal; lo que provisiona datos ideales para estudiar recursos naturales y medio ambientales.

Las características de las siete bandas espectrales con que opera el sensor Landsat 5 TM se describen en la Tabla 4.1.

Tabla 4.1. Principales características de las 7 bandas espectrales con las que opera el satélite Landsat 5 TM.

Banda	Longitud de onda (μm)	Características
1 (azul)	0.45 – 0.52	Diseñada para penetración en cuerpos de agua, útil para mapeo de costas, diferenciar entre suelo y vegetación y clasificar distintos cubrimientos boscosos. Útil para diferenciar distintos tipos de rocas presentes en la superficie terrestre.
2 (verde)	0.52 – 0.60	Diseñada para evaluar el vigor de la vegetación sana midiendo su pico de reflectancia (0 radiancia) verde. Útil para diferenciar tipos de rocas, y detectar la presencia o no de limonita.
3 (roja)	0.63 – 0.69	Banda de absorción de clorofila, muy útil para la clasificación de la cubierta vegetal. Sirve en la diferenciación de las distintas rocas y para detectar limonita.
4 (infrarrojo cercano IRC)	0.77 – 0.90	Útil para detectar el contenido de biomasa, para delimitación de cuerpos de agua y clasificación de rocas.
5 (infrarrojo medio)	1.55 – 1.75	Indicativa del contenido de humedad en la vegetación y en el suelo. Sirve para discriminar entre suelo y nubes.
6 (infrarrojo termal)	10.40– 12.50	Útil para análisis del stress en la vegetación, en la determinación de la humedad del suelo y en el mapeo termal.
7 (infrarrojo medio)	2.08 – 2.35	Potencial para discriminar rocas y para mapeo hidrotermal. Mide la cantidad de hidroxilos (OH) y la absorción de agua.

4.2. Toma de datos en parcela piloto

La toma de muestras in situ fue planificada teniendo en cuenta que su programación coincidiera con la frecuencia temporal de cada 16 días y dentro de la misma hora en que ocurre el pasaje del satélite Landsat 5 TM sobre la zona de estudio. Se definió un periodo de estudio de interés de un año teniendo en cuenta las limitaciones en cuanto a clima y nubosidad que se pudieran presentar.

En el trabajo de campo se definió tomar 25 puntos de muestreo de humedad en la parcela piloto por cada campaña, con una profundidad de $\leq 5\text{cm}$ y procurando una distribución homogénea que mantuviera una distancia mínima entre puntos de $30\text{m} \times 30\text{m}$, para evitar que las muestras cayeran en el mismo pixel teniendo en cuenta las características de la resolución espacial del sensor Landsat 5 TM. (Fig. 4.1).

Cada punto relevado en campaña fue registrado en planillas como se observa en Tabla 4.2, donde la principal información extraída fue la siguiente:

- Muestra de humedad.
- Coordenada del punto extraído.
- Temperatura del suelo y de la vegetación cercana a ese punto mediante termómetro infrarrojo digital.
- Registro fotográfico del punto tomado.
- Descripción de las condiciones de humedad y de vegetación presentes alrededor del punto extraído.

**Tabla 4.2. Registro datos de muestreo puntos tomados en parcela piloto.
Campaña 12-06-2010**


 Proyecto Tesis Parametrización de Modelos Matemáticos Hidrológicos Aplicados a Sistemas de Llanura Utilizando Imágenes Satelitales					
Toma de Muestras para Determinar Humedad en Campo					
Lugar: Campo de Horticultura			Hora de inicio: 11:00 hs		
Fecha: 12/6/2010			Hora Finalización: 13:00 hs		
Responsable: AMSB					
# de muestra	Coordenada S	Coordenada O	Temperatura Superior °C	Temperatura Inferior °C	Observaciones Características del Suelo
1	33°00'10,7"	60°43'22,8"	29,6	28,8	Cultivo de alcaucil
2	33° 00'10,5"S	60° 43'18,65"S	34,9	23,6	Suelo Desnudo
3	33° 00'10,1"	60° 43'15,0"	35,4	28,7	Suelo Desnudo
4	33° 00' 4,6"	60° 43' 15"	41,2	27,5	Suelo Desnudo
5	33° 00' 04"	60° 43' 18,4"	30	24,2	Suelo Desnudo
6	33° 00' 04,7"	60° 43' 22,7"	39,2	29,6	Suelo Desnudo
7	32° 59' 58,0"	60° 43' 22,4"	29,4	30,5	Toma en medio de vegetación: Rucula
8	32° 59' 58,0"	60° 43' 18,5"	43,4	30,4	Borde de Vegetación: Acelga
9	32° 59' 58,0"	60° 43' 14,9"	30	25,4	Cultivo Choclo y Acelga. Suelo regado
10	32° 59' 58,3"	60° 43' 25,4"	32,4	24,8	Cultivo Rucula. Suelo regado
11	32° 59' 58,2"	60° 43' 29,2"	35,2	29,2	Suelo Desnudo y Seco
12	33° 00' 00,6"	60° 43' 29,0"	25,4	22,2	Suelo Sembrado y regado
13	33° 00' 03,7"	60° 43' 28,9"	33	24,4	Plantación Acelga Suelo seco
14	33° 00' 00,67"	60° 43' 23,3"	35,2	28,4	Cultivo Brocoli y Coliflor insipiente
15	33° 00' 18,3"	60° 43' 21,1"	39,2	30,4	Cultivo Brocoli y Coliflor insipiente
16	33° 00' 18,3"	60° 43' 19,0"	39,6	30,2	Cultivo Brocoli y Coliflor insipiente
17	33° 00' 18,2"	60° 43' 15,1"	40,8	32,2	Cultivo Brocoli y Coliflor insipiente
18	33° 00' 18,15"	60° 43' 22,3"	40,2	34,6	Cultivo de Suquini. Suelo regado
19	33° 00' 18,5"	60° 43' 24,5"	33,4	30,4	Cultivo de Suquini. Suelo regado
20	33° 00' 18,6"	60° 43' 27,2"	30,2	28,4	Cultivo de Suquini. Suelo regado
21	33° 00' 14,0"	60° 43' 30,6"	40	34	
22	33° 00' 14,0"	60° 43' 26,7"	40,4	35,4	
23	33° 00' 18,3"	60° 43' 24,4"	39,6	31,8	
24	33° 00' 13,7"	60° 43' 21,7"	37,2	30,4	
25	33° 00' 13,4"	60° 43' 20,2"	37,8	30,4	



Figura 4.1. Registro fotográfico de muestras tomadas in situ campaña 12-06-2010.
Izq. toma de muestra y temperatura punto 4; der. toma de muestra punto 10.

4.3. Obtención de imagen satelital

Para la obtención de las imágenes Landsat 5 TM correspondientes a cada campaña registrada, se realizó la búsqueda y posterior descarga de imágenes que correspondieran al área de estudio. La búsqueda se realizó en los siguientes sitios web: a) The United States Geological Survey (USGS) (<http://earthexplorer.usgs.gov/>) y b) catálogo de imágenes del Instituto Nacional de Pesquisas Espaciales INPE de Brasil (<http://www.dgi.inpe.br/CDSR/>).

El listado de imágenes y servidores en donde se realizaron las descargas se encuentra descrito en Tabla 4.3.

Tabla 4.3. Listado de imágenes del satélite Landsat 5 TM requeridas en la investigación.

Imagen	Path	Row	Fecha (m-d-a)	Servidor
Landsat 5 TM	227	83	12-06-2010	INPE
Landsat 5 TM	227	83	12-22-2010	INPE

Imagen	Path	Row	Fecha (m-d-a)	Servidor
Landsat 5 TM	227	83	01-23-2011	INPE
Landsat 5 TM	227	83	04-13-2011	INPE
Landsat 5 TM	227	83	05-15-2011	No disponible en servidores de imágenes
Landsat 5 TM	227	83	09-20-2011	USGS

Nota. La imagen correspondiente a campaña 05-15-01 no se encontró en los servidores de descarga de imágenes satelitales

4.4. Procesamiento datos de campo

El procesamiento de las muestras se realizó en el laboratorio del Departamento de Hidráulica y CURIHAM de la FCEIA–UNR. Se halló la humedad de cada muestra extraída y posteriormente se digitalizó la información (Tabla 4.4). El trabajo de laboratorio consistió en: i) utilizando una balanza de alta precisión se pesa cada pesafiltro con la muestra húmeda extraída (se realizan 3 mediciones por cada muestra y se promedia para obtener el resultado final); ii) obtenido el peso de la muestra húmeda, se introducen las muestras al horno de secado, el cual debe estar a una temperatura de 105°C, por un tiempo de 24hs; iii) cumplidas 24hs, se deben retirar las muestras del horno y en una balanza de alta precisión se realiza el pesaje de la muestras secas (se deben pesar con su recipiente).

De cada muestra se obtuvo la densidad aparente y el contenido de humedad en peso. Las ecuaciones utilizadas fueron las siguientes:

- Densidad aparente

$$\rho b = \frac{w_{ms}}{V} \quad [4.1]$$

Donde, ρ_b : densidad aparente; w_{ms} : peso muestra seca; V : volumen de la muestra (equivalente al volumen del saca-muestra).

- Contenido de la humedad porcentual en peso del suelo.

$$HS (\%) = \frac{W_{agua}}{W_{ms}} * 100 \quad [4.2]$$

Donde, HS (%): porcentaje de humedad del suelo; ρ_b : densidad aparente; W_{agua} : peso de la muestra húmeda.

Tabla 4.4. Calculo de humedad para cada muestra. Campaña 12-06-10

# de recipiente	W recip vacío (gr)	W recip + muestra Humeda (gr)	W recip. + muestra seca (gr)	W muestra seca (gr)	Temperatura suelo in situ		Densidad Aparente (gr/cm ³)	Contenido de Agua (gr)	Porcentaje HS (%)	Porcentaje HS en V
					superficial °C	profunda °C				
1	24.15	109.07	95.10	70.94	29.60	28.80	0.81	13.97	19.69	16.02
2	25.37	98.48	86.04	60.67	34.90	23.60	0.70	12.44	20.50	14.27
3	28.35	91.19	85.25	56.91	35.40	28.70	0.65	5.93	10.43	6.81
4	27.41	98.10	91.54	64.13	41.20	27.50	0.74	6.56	10.23	7.53
5	26.69	104.32	96.02	69.33	30.00	24.20	0.80	8.30	11.97	9.52
6	26.23	94.09	87.09	60.86	39.20	29.60	0.70	7.00	11.50	8.03
7	25.45	94.04	87.29	61.84	29.40	30.50	0.71	6.75	10.92	7.75
8	27.14	92.40	85.58	58.44	43.40	30.40	0.67	6.82	11.67	7.82
9	25.63	105.97	85.30	59.67	30.00	25.40	0.68	20.67	34.65	23.71
10	25.93	106.94	95.83	69.90	32.40	24.80	0.80	11.11	15.89	12.74
11	29.17	115.53	108.27	79.10	35.20	29.20	0.91	7.26	9.17	8.32
12	24.09	106.40	87.75	63.66	25.40	22.20	0.73	18.65	29.29	21.39
13	27.92	80.56	71.45	43.52	33.00	24.40	0.50	9.11	20.93	10.45
14	23.07	100.84	90.15	67.09	35.20	28.40	0.77	10.69	15.93	12.26
15	21.64	102.78	94.70	73.06	39.20	30.40	0.84	8.08	11.05	9.26
16	22.79	112.36	101.37	78.58	39.60	30.20	0.90	10.99	13.99	12.60
17	26.07	87.88	82.13	56.06	40.80	32.20	0.64	5.75	10.26	6.59
18	23.34	107.80	97.77	74.44	40.20	34.60	0.85	10.03	13.47	11.50
19	26.10	117.95	103.59	77.50	33.40	30.40	0.89	14.36	18.53	16.47
20	23.87	124.02	104.03	80.16	30.20	28.40	0.92	19.99	24.94	22.93
21	23.32	87.40	82.18	58.86	40.00	34.00	0.68	5.22	8.87	5.99
22	24.95	102.14	93.86	68.92	40.40	35.40	0.79	8.28	12.01	9.50
23	25.15	92.31	85.98	60.83	39.60	31.80	0.70	6.33	10.41	7.26
24	25.03	96.31	89.58	64.56	37.20	30.40	0.74	6.72	10.41	7.71
25	21.77	88.25	81.84	60.07	37.80	30.40	0.69	6.41	10.67	7.35

4.5. Tratamiento de imágenes

Las imágenes fueron corregidas geoméricamente con el método imagen a imagen, utilizando como insumo de altura el mosaico del ASTER DEM, y como X y Y para puntos de control la imagen Landsat 7 ETM con path 227 y row 83 del 20 de enero de 2010, suministrada por el Instituto Geográfico Nacional de la Argentina IGN.

Para la transferencia de los niveles digitales originales de la imagen a posición corregida, se trabajó con el método de convolución del vecino más próximo, siendo este el único método que puede preservar los valores originales de la imagen puesto que no introduce promedios (IGN, 2011). En el proceso de geo-referenciación se utilizaron los parámetros de sistema de referencia espacial descritos en Tabla 4.5.

Tabla 4.5. Parámetros de los sistemas de referencia espacial aplicados a las imágenes de estudio Landsat 5 TM. path 227- row 83

Datum	WGS 84
Elipsoide	WGS 84
Proyección	Transversa Mercator
Longitud del Meridiano central	60°00'00" W
Latitud de Origen de la Proyección	90°00'00" S

A continuación se procedió a realizar a cada una de las imágenes las correcciones atmosféricas y conversión de niveles digitales ND a radiancia y posteriormente a reflectancia, tratamiento necesario para poder concederles un valor físico y colocar toda la información en una base comparable ya que se tienen imágenes de distintos momentos del año.

4.5.1. Conversión a radiancia

Se realizó la corrección radiométrica de conversión de ND a valores de radiancia espectral que es la energía electromagnética recogida por el sensor por metro cuadrado, por ángulo solido de medida (estéreo-radián) y por longitud de onda, cuya unidad es ($W\ m^{-2}\ sr^{-1}\ \mu m^{\lambda}$). Ecuación 4.3 y Ecuación 4.4.

$$L_{\lambda} = gain * QCAL + bias \quad [4.3]$$

Donde, L_{λ} : radiancia espectral en el sensor para una banda dada ($W / (m^2\ sr\ \mu m)$); Q_{cal} : valor calibrado de píxel (DN); gain y bias: datos suministrado por el servidor del sensor.

$$L_{\lambda} = \left(\frac{L_{max\lambda} - L_{min\lambda}}{Q_{calmax} - Q_{calmin}} \right) (Q_{calmax} - Q_{calmin}) + L_{min\lambda} \quad [4.4]$$

Donde; $L_{max\lambda}$: radiancia espectral en el sensor que se escala a Q_{calmax} ($W / (m^2\ sr\ \mu m)$); $L_{min\lambda}$: radiancia espectral en el sensor que se escala a Q_{calmin} ($W / (m^2\ sr\ \mu m)$); Q_{calmax} : máximo valor del píxel cuantificado y calibrado correspondiente a $L_{max\lambda}$ (DN); Q_{calmin} : mínimo valor del píxel cuantificado y calibrado correspondiente a $L_{min\lambda}$ (DN). (Q_{calmax} y Q_{calmin} es igual para todas las bandas)

4.5.2. Conversión a reflectancia

Una vez obtenidas las imágenes en valores de radiancia, se procedió a convertir la imagen a valores de reflectancia utilizando la Ecuación 4.5. Los parámetros que fueron utilizados en cada imagen se presentan en Tabla 4.6.

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi * L_{\lambda} * d^2}{E_{Sun\lambda} * Cos\theta_s} \quad [4.5]$$

Donde, ρ_{λ} : reflectividad; π : constante matemática igual a 3.14159; L_{λ} : radiancia espectral ($W / (m^2\ sr\ \mu m)$); $E_{Sun\lambda}$: medida de la irradiancia solar estratosférica ($W / (m^2\ \mu m)$); d^2 : factor que tiene en cuenta la distancia sol-tierra (unidades astronómicas); θ_s : ángulo cenital solar (en grados).

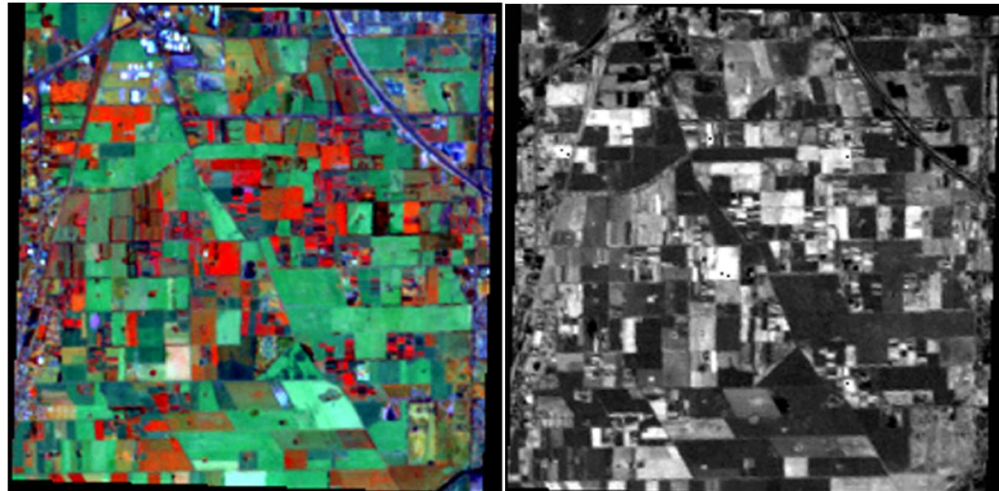


Figura 4.2. Aplicación NDVI a imagen Landsat 5 TM del 20110920. Izq. imagen Landsat 5 TM antes de aplicar NDVI; Der. imagen resultante del proceso NDVI.

Igualmente se calculó el índice NDWI, Ecuación 4.7. En Figura 4.3 se puede observar una imagen con el índice aplicado

- Índice de agua de diferencia normalizada de Gao. NDWI.

$$NDWI = \frac{b4-b5}{b4+b5} \quad [4.7]$$

Dónde, NDWI: índice de contenido de humedad; b4: banda del infrarrojo cercano siendo banda 4 para Landsat 5 TM; b5: banda del infrarrojo medio siendo banda 5 para Landsat 5 TM.

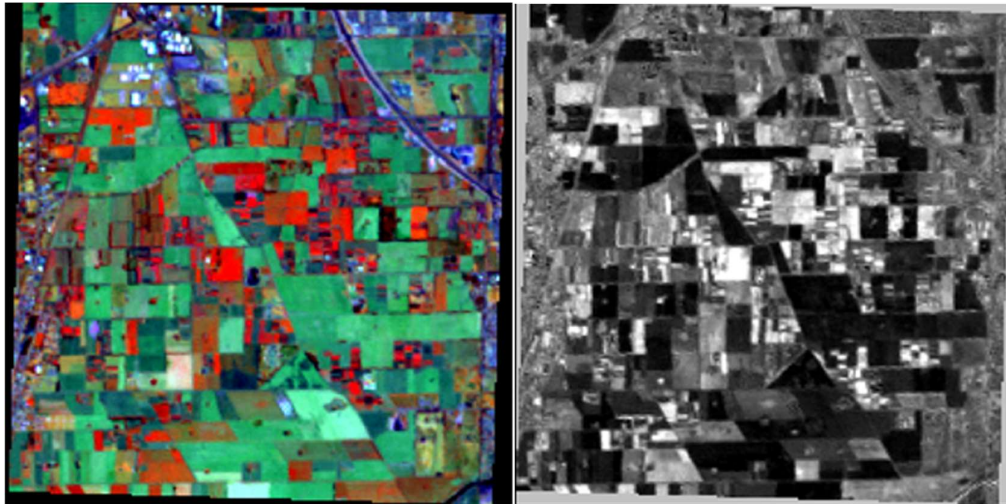


Figura 4.3. Aplicación NDWI a imagen Landsat 5 TM 20110920. Izq. imagen Landsat 5 TM antes de aplicar NDWI; der. imagen resultante del proceso NDWI.

4.6. Extracción de información

Con el propósito de encontrar una correlación entre la humedad del suelo y los ND en reflectancia, se hace una extracción de los valores de ND a cada una de las imágenes Landsat 5 TM relevadas durante las tareas de campo. Para este proceso primero se localiza sobre cada imagen los puntos tomados en campaña y que corresponden con cada imagen, asociando cada una de las mediciones de humedad con el pixel a que pertenezca la coordenada de campo. Para ello se tuvo en cuenta que el sistema GPS utilizará el elipsoide WGS 84 como referencia de latitud de coordenadas Y y longitud de coordenada X . Posteriormente se extrae la información de cada pixel (valor de reflectancia).

Una vez extraídos los valores de reflectancia, se obtiene el shapefile con cada uno de los atributos de cada layer que le corresponde a cada banda, así como la humedad y las observaciones correspondientes a cada punto (Tabla 4.7).

El método descrito anteriormente se realizó con el software ArcGis. En Figura 4.4 se puede visualizar la ubicación de todos los puntos tomados en cada campaña,

esto se muestra solo para poder visualizar la distribución homogénea de los puntos registrados sobre la parcela piloto.

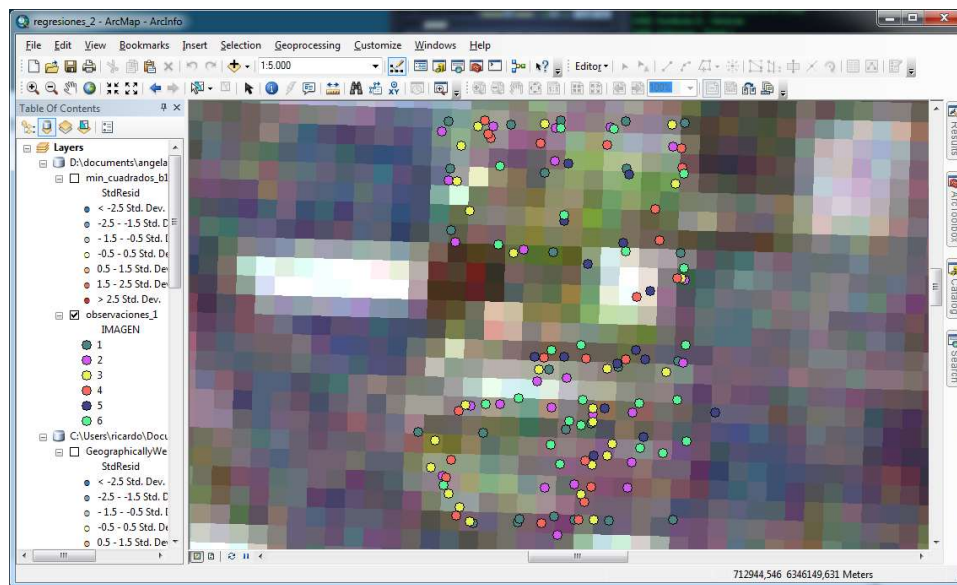


Figura 4.4. Visualización de la distribución espacial de los puntos registrados en campo correspondientes a 6 campañas, sobre imagen satelital Landsat 5 TM (● Verde campaña 1; ● rosa campaña 2; ● amarillo campaña 3; ● rojo campaña 4; ● azul campaña 5; ● verde claro campaña 6)

Tabla 4.7. Shapefile valores de reflectancia obtenidos de pixeles relevados en campaña. Imagen Landsat 5 TM 12062010

X	HUMEDAD	OBS	Layer 1	Layer 2	Layer 3	Layer 4	Layer 5	Layer 6	Layer 7	id	Layer 1 c	Layer 2 c	id
-60,723	19,691773	cultivo de alcaucil	83	41	51	69	124	135	72	1	236	230	
-60,721847	20,504368	Suelo Desnudo	83	41	47	75	118	139	67	2	193	172	
-60,720833	10,426429	Suelo Desnudo	89	46	61	79	127	142	71	3	168	154	
-60,720833	10,234952	Suelo Desnudo	93	51	69	79	121	141	71	4	229	225	
-60,721778	11,966921	Suelo Desnudo	98	50	67	78	140	137	92	5	104	76	
-60,722972	11,501807	Suelo Desnudo	76	37	31	134	71	134	31	6	62	76	
-60,722889	10,921244	Toma en medio de ve	88	44	53	76	130	141	74	7	141	172	
-60,721806	11,670089	Borde de Vegetación:	73	36	31	105	81	140	32	8	141	189	
-60,720806	34,646109	Cultivo Choclo y Acel	75	37	39	69	88	140	45	9	91	95	
-60,723722	15,888608	Cultivo Rucula Suelo	75	39	38	113	93	140	39	10	193	172	
-60,724778	9,174041	Suelo Desnudo y Sec	102	52	72	82	143	140	93	11	154	154	
-60,724722	29,292559	Suelo Sembrado y re	74	32	34	52	84	143	40	12	181	172	
-60,724694	20,931301	Plantación Acelga Su	83	41	47	95	104	143	46	13	45	76	
-60,723139	15,929643	Cultivo Broccoli y Colifi	82	41	50	70	117	140	69	14	129	154	
-60,722528	11,054336	Cultivo Broccoli y Colifi	92	47	60	81	138	138	85	15	181	189	
-60,721944	13,98634	Cultivo Broccoli y Colifi	92	48	61	77	144	136	90	16	204	189	
-60,720861	10,256968	Cultivo Broccoli y Colifi	93	49	63	78	140	138	85	17	204	189	
-60,722861	13,474542	Cultivo de Suquini. Su	92	46	59	83	137	138	84	18	154	172	
-60,723472	18,525528	Cultivo de Suquini. Su	78	37	36	105	92	139	41	19	204	203	
-60,724222	24,94262	Cultivo de Suquini. Su	76	36	34	105	86	139	39	20	213	203	
-60,725167	8,868502		78	39	40	114	83	140	43	21	80	117	
-60,724222	17,014451		86	47	47	70	126	140	76	22	229	225	

5. CAPITULO V. PROPUESTA METODOLOGICA

En este capítulo se propone una metodología que relacione las reflectancias de las imágenes satelitales que han sido sincronizadas con las tareas de campaña seleccionadas y descritas en el capítulo anterior, con la HS obtenida experimentalmente en laboratorio.

Se hace un abordaje de diferentes tareas, realizando como primera medida el análisis preliminar de los datos tomados en campaña con el fin de entenderlos previamente de ser sometidos al análisis estadístico, en este punto se verifica la coherencia de los mismos y se identifica y detecta a través de confección de gráficos las tendencias y relaciones existentes de la HS in situ con la reflectancia de cada una de las bandas de la imagen.

Posteriormente se establecen los criterios estadísticos para análisis y descarte de datos, igualmente se identifican los puntos que deberán ser incluidos y/o excluidos dentro de la modelación.

En el proceso de regresión, se realiza el análisis estadístico y la modelación donde se examinan diferentes combinaciones de variables como los son las distintas bandas del sensor e índices como NDVI, NDWI, etc. Por último se obtiene la modelación paramétrica de la HS. La ecuación obtenida se somete a análisis, interpretación y comprensión de cada una de las variables intervinientes en ella y su relación física con la predicción de HS de campo.

5.1. Análisis preliminar de datos y detección de puntos con errores.

Una vez finalizada la obtención de datos de las imágenes satelitales, se procedió a realizar un análisis preliminar de los datos con los siguientes objetivos:

- ✓ Confirmar la coherencia de los datos tomados.

- ✓ Identificar y detectar posibles errores en el proceso anterior de procesamiento de la imagen.
- ✓ Identificar y detectar posibles errores en la toma de datos de campo y su posterior procesamiento.
- ✓ Identificar preliminarmente tendencias y relaciones entre los datos.
- ✓ Entender los datos de cara al análisis estadístico de los mismos.

5.2. Valores generales y tendencias de los datos respecto de la humedad.

Para cada una de las imágenes satelitales de la muestra, se confeccionaron gráficos de reflectancia de cada una de las bandas que conforman la imagen contra la HS de campo, siendo este análisis de tipo cualitativo.

De la observación de los puntos singulares de la imagen, se identifican valores que siguen los parámetros del resto de los puntos, a estos puntos se les realizó un estudio más detallado de los mismos donde:

- Se realizó un análisis de los valores en los pixeles próximos de la imagen satelital, verificando que en los pixeles alrededor del punto muestreado se presentan diferentes condiciones, es decir condiciones variables con el pixel que se va a estudiar.
- En algunos casos, la aproximación del software para hallar el pixel a partir de las coordenadas del punto no son exactas por lo tanto debe encontrarse el pixel que tenga la coordenada más exacta a la registrada en campaña.
- Se analizaron conjuntamente las imágenes satelitales con los datos de campo examinando cada uno de los puntos medidos, incluyendo la toma de datos y fotografías del punto. En algunos casos se detectó diferencias evidentes entre los valores de humedad obtenidos en laboratorio y las condiciones registradas en campo, como por ejemplo humedades de laboratorio muy bajas con registros de humedad de campo alta, como se verifico en la imagen 2

correspondiente al 22-12-10 donde se detectó deficiente aislamiento de las muestras, las cuales perdieron humedad entre el tiempo transcurrido a la recolección de campo y el análisis de laboratorio, en consecuencia el conjunto de las muestras de campo y la imagen satelital debieron ser descartadas.

- Características de los valores de humedad de las imágenes estudiadas

Para el análisis de las imágenes, se comenzó realizando un análisis general de las características que presenta cada una de ellas con el objetivo de obtener una primera aproximación a los valores obtenidos de cada campaña. Las propiedades de cada una se describen a continuación.

5.2.1. Características imagen 1

Campaña realizada el 12-06-2010.

Tabla 5.1. Características valores de humedad Landsat 5 TM 12-06-10

Humedad	Valor (%)
Promedio	13.82%
Máxima	34.65%
Mínima	8.87%
Desviación Estándar	4.997%

En Fig. 5.1 se observa una relación clara (de tipo exponencial negativa, que es la que ajusta mejor) entre los datos de humedad y los valores de reflectancia en las bandas 1, 2, 3, 5 y en menor grado en la banda 7. La curva que mejor aproxima estos valores a la humedad es una curva exponencial negativa.

Los valores de la banda 4 tienen un comportamiento totalmente diferente, sin tendencia marcada respecto a la humedad.

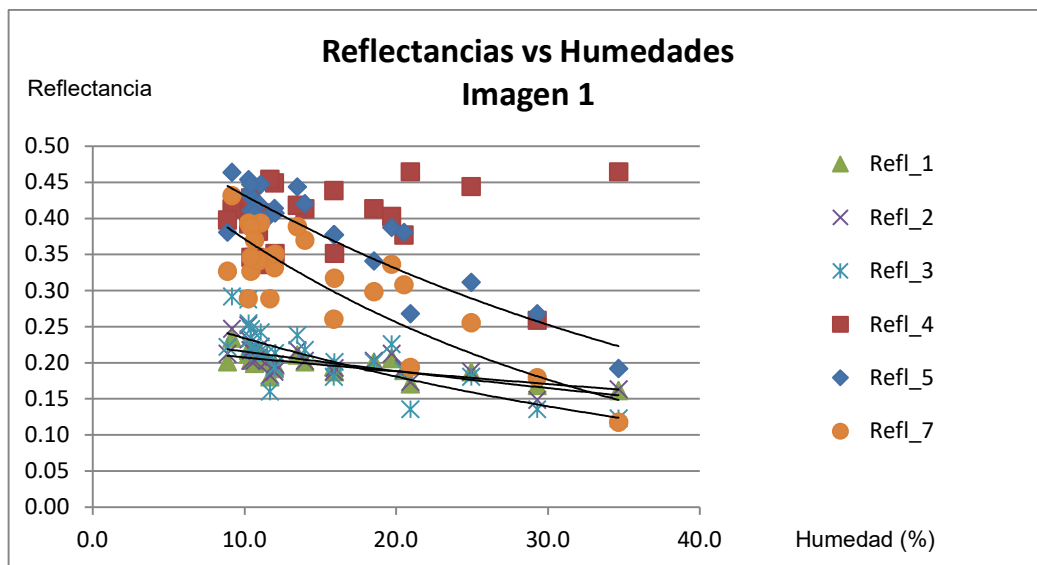


Figura 5.1. Relación entre reflectancia y humedad de campo para los datos de la imagen de campaña 1. Landsat 5 TM 12-06-10

5.2.2. Características imagen 2.

Campaña realizada el 12-22-2010

Tabla 5.2. Características valores de humedad Landsat 5 TM 12-22-10

Humedad	Valor
Promedio	4.47%
Máxima	28.55%
Mínima	0.13%
Desviación Estándar	6.625%

En la Figura 5.2 se observa que todos los puntos, para todas las bandas, se agrupan en una nube de puntos sin mostrar relación aparente con los cambios de la humedad.

Los valores de humedad extraídos de la parcela en algunos casos son anómalamente bajos para las condiciones naturales en la región de estudio (entre 0% y 5%), con valores de humedad por debajo del 1% en algunos casos. También se conoce que las muestras tuvieron un deficiente aislamiento antes de ser procesadas por el laboratorio, por lo cual es posible que las muestras perdieran bastante humedad, afectando los datos.

Los valores de reflectancia en todos los niveles de la imagen son similares a los encontrados en la imagen 1, lo cual es esperable dado que existen tan solo 16 días de diferencia entre la imagen 1 y 2. La mayor diferencia en este sentido es lo que ya se ha mencionado, acerca de que la imagen 2 presenta datos de humedades de laboratorio completamente diferentes a los datos de humedad correspondientes a la imagen 1.

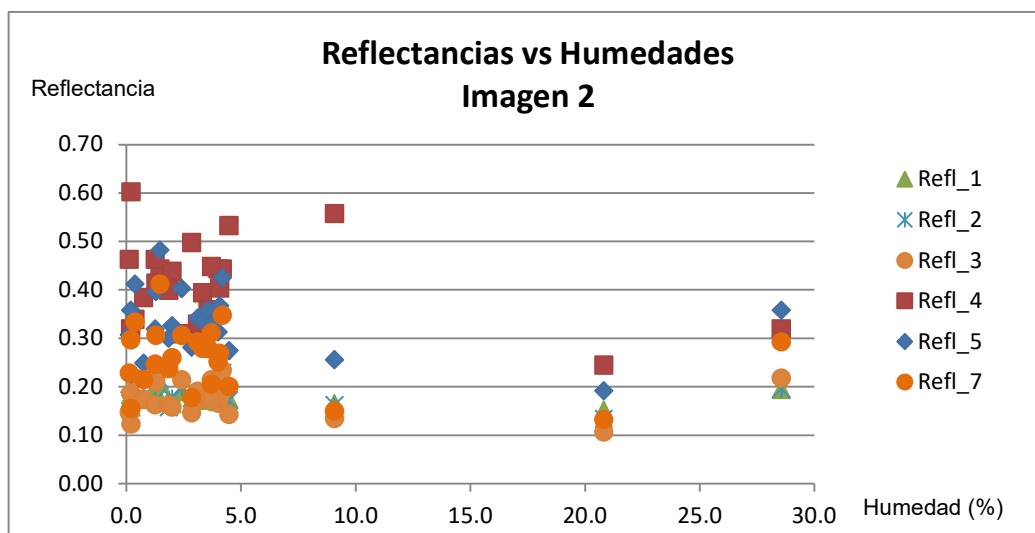


Figura 5.2. Relación entre reflectancia y humedad de campo para los datos de la imagen de campaña 2. Landsat 5 TM 12-22-10

5.2.3. Características imagen 3

Campaña realizada el 01-23-2011.

Tabla 5.3. Características valores de humedad Landsat 5 TM 01-23-11

Humedad	Valor
Promedio	11.5%
Máxima	31.61%
Mínima	5.54%
Desviación Estándar	6.189%

En la Figura 5.3 los datos presentan un comportamiento similar a la imagen 1, donde se aprecian las mismas tendencias de datos en las bandas 1, 2, 3, 5 y 7, con mejor aproximación por una curva exponencial negativa. La banda 4 presenta nuevamente un comportamiento diferente al resto de las bandas, no definido en cuanto a tendencia.

Una de las características de los datos correspondientes a la imagen 3, es que si bien aporta mucha densidad de valores entre 5 y 18%, luego existe poca cantidad de puntos con humedades sobre 18%.

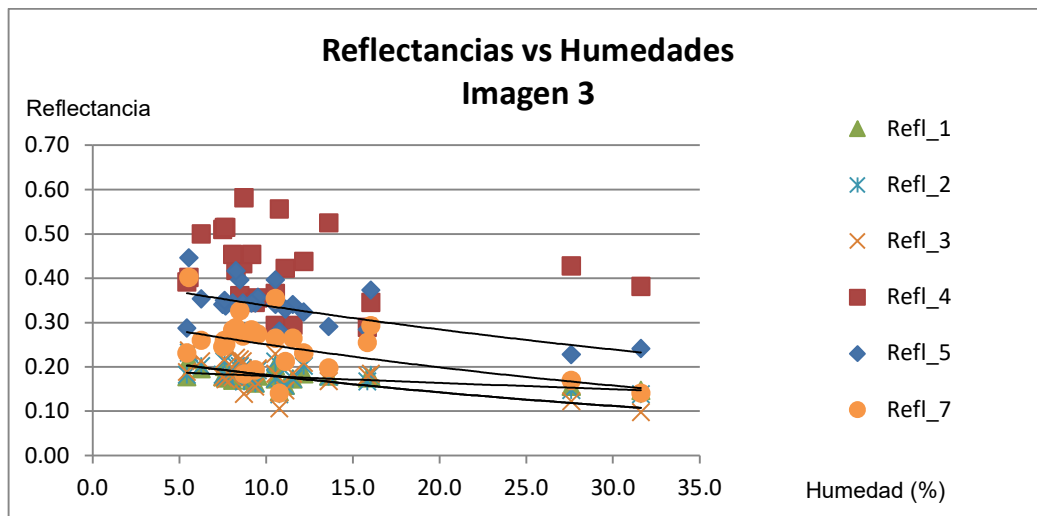


Figura 5.3. Relación entre reflectancia y humedad de campo para los datos de la imagen campaña 3. Landsat 5 TM 01-23-11

5.2.4. Características imagen 4.

Campaña realizada el 04-13-2011.

Tabla 5.4. Características valores de humedad Landsat 5 TM 04-13-11

Humedad	Valor
Promedio	29.63%
Máxima	54.70%
Mínima	6.50%
Desviación Estándar	8.23%

Esta imagen aporta datos en un rango de humedades complementario a la imagen 3. De la observación de las fotografías de la campaña, se puede identificar un terreno recientemente irrigado para agricultura.

En la Figura 5.4, se muestra que la relación entre las bandas y la humedad de campo presenta similar comportamiento a las imágenes 1 y 3, presentando las mismas tendencias de datos en las bandas 1, 2, 3, 5 y 7, aunque ligeramente con más dispersión que las anteriores. La banda 4 presenta nuevamente un comportamiento diferente al resto de las bandas, ya que parece aumentar con la humedad.

Existe un punto singular de la imagen, con humedad 6.5%, que se sale de la tendencia general y que evaluado en forma particular no coincide con la descripción registrada en campo. El resto de los valores están en su mayoría entre 20% y 35% de humedad y existen tres valores por encima de 47% de humedad.

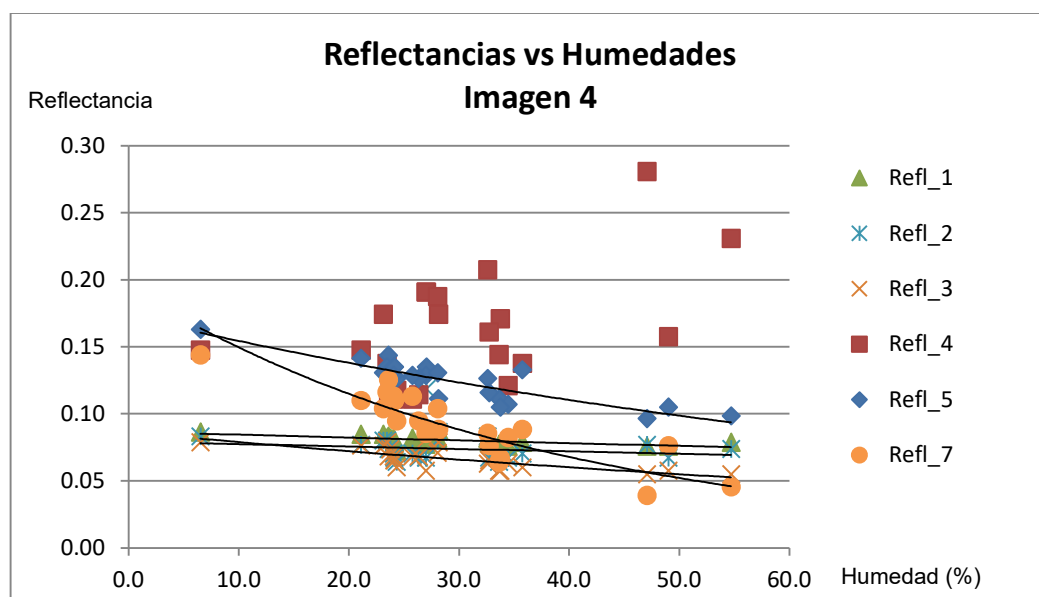


Figura 5.4. Relación entre reflectancia y humedad de campo para los datos de la imagen 4. Landsat 5 TM 04-13-11

5.2.5. Características imagen 6.

Campaña realizada el 09-20-2011

Tabla 5.5. Características valores de humedad Landsat 5 TM 09-20-11

Humedad	Valor
Promedio	29.24%
Máxima	43.40%
Mínima	16.40%
Desviación Estándar	6.62%

Presenta condiciones de humedad de campo similar a la imagen 4 y tendencia de relación entre las diferentes bandas y la humedad similar a las anteriores imágenes. En la Fig. 5.5 se observan las mismas tendencias de datos en las bandas 1, 2, 3, 5 y 7. La banda 4 presenta nuevamente un comportamiento diferente al resto de las bandas, con tendencia dispersa pero creciente con la humedad.

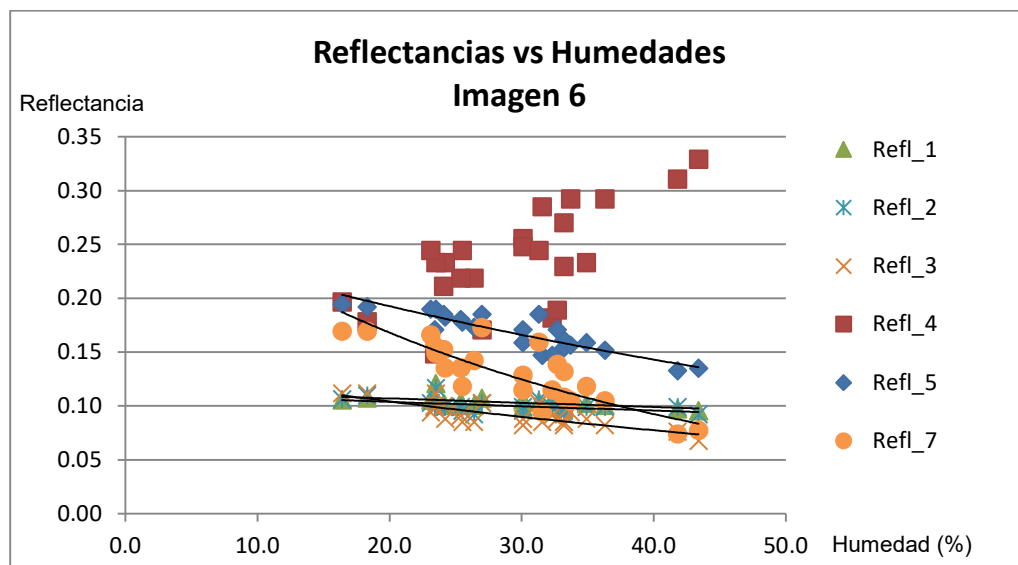


Figura 5.5. Relación entre reflectancia y humedad de campo para los datos de la imagen campaña 6. Landsat 5 TM.

5.3. Criterio estadístico para el análisis y descarte de datos con desviaciones elevadas

Si la distribución de errores siguiera la distribución normal en el porcentaje de las medidas que se separa más de dos veces el desvío estándar, el error estándar sólo sería de un 4% y de las que se separan más de 3 prácticamente sería cero.

Podríamos aprovechar esto para clasificar las medidas en:

- *Acceptables*: Si la diferencia entre el valor de humedad de campo y estimado por el modelo¹ se desvían menos 2 veces la desviación estándar.
- *Dudosa*: Si la diferencia entre el valor de humedad de campo y estimado por el modelo está entre 2 y 3 veces la desviación estándar. Para estas medidas estudiaremos con más detalle el punto, tanto en la toma de datos de campo como en la localización del punto muestreado en la imagen.
- *Rechazables*: Si la diferencia entre el valor de humedad de campo y estimado por el modelo es mayor a 3 veces la desviación estándar. Estas medidas deberían descartarse y no ser utilizadas en el modelo.

Utilizando los anteriores criterios, se identificaron los puntos que se mencionan en el siguiente apartado y donde se analiza en cada caso cual es el motivo de la desviación y definir si el punto debe ser incluido o no en la modelación.

5.4. Conclusiones del análisis preliminar y revisión de los datos

- **Imagen 1**: Se descartan los puntos 9 y 20 por encontrarse en zonas de la imagen donde se presenta mucha variabilidad, y por tanto la posibilidad de

¹ Cuando se indica estimado o predicho por el modelo, se refiere al resultado de la modelación que es tema de este estudio, representada por la ecuación 5.1

que el pixel elegido no sea representativo de las condiciones del punto muestreado.

- **Imagen 2:** Se resuelve descartar completamente la imagen 2, por existir elementos que sugieren que los resultados obtenidos de humedad de campo están alterados y no son representativos de las condiciones reales de campo.
- **Imagen 3:** Se descarta el punto 9 por presentar humedad de campo de 5.4%, contradictoria con la descripción y fotografías del punto (suelo saturado, recién irrigado) en la toma de datos de campo.
- **Imagen 4:** se descartan los puntos 1 y 2 por presentar humedades que no coinciden con la descripción y fotografías de los puntos relevados.
- **Imagen 6:** no se descartan valores correspondientes a esta imagen.

5.4.1. Listado final de puntos y datos luego de procesamiento inicial

Tabla 5.6. Valores de reflectividad final en cada banda luego del procesamiento preliminar de datos y descarte de mediciones defectuosas.

Nro. Muestra			Humedad %	Reflectividad Bandas Imagen satelital						
				R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7
Imagen	1.00	1	19.70	.2058	.2125	.2259	.4028	.3873	.4061	.3364
		2	20.50	.1895	.1927	.1888	.3770	.3807	.4165	.3078
		3	10.40	.2035	.2174	.2465	.3976	.4105	.4242	.3269
		4	10.20	.2175	.2520	.2876	.4182	.4337	.4216	.2888
		5	12.00	.1918	.1878	.1929	.4491	.4138	.4113	.3316

Imagen	Nro. Muestra	Humedad	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7
	6	11.50	.2035	.2026	.2135	.3359	.4006	.4190	.3459
	7	10.90	.2012	.2076	.2135	.3822	.4205	.4216	.3411
	8	11.70	.1801	.1829	.1600	.4542	.3410	.4190	.2888
	9	15.90	.1941	.1878	.1806	.4388	.3774	.4190	.2603
	10	9.20	.2339	.2471	.2917	.4130	.4635	.4190	.4315
	11	29.30	.1684	.1483	.1353	.2587	.2681	.4268	.1794
	12	20.90	.1708	.1730	.1353	.4645	.2681	.4268	.1937
	13	15.90	.1871	.1927	.2012	.3513	.3774	.4190	.3174
	14	11.10	.2105	.2224	.2423	.4079	.4470	.4139	.3935
	15	14.00	.2012	.2026	.2176	.4130	.4205	.4087	.3697
	16	10.30	.2129	.2323	.2547	.3925	.4536	.4139	.3935
	17	13.50	.2105	.2174	.2382	.4182	.4437	.4139	.3887
	18	18.50	.2012	.2026	.2012	.4130	.3410	.4165	.2983
	19	8.90	.2012	.2125	.2218	.3976	.3807	.4190	.3269
	20	12.00	.1965	.1977	.2135	.3513	.4072	.4190	.3507
	21	10.40	.2152	.2174	.2341	.4285	.4470	.4165	.3887
	22	10.40	.2035	.2026	.2218	.3462	.3907	.4216	.3459
	23	10.70	.1988	.2026	.2176	.3462	.4072	.4190	.3697

		Nro. Muestra		Humedad	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7
		Total	N	23	23	23	23	23	23	23	23
Imagen	3.00	1		10.50	.2031	.2121	.2295	.3660	.3968	.4104	.3547
		2		8.50	.1914	.2022	.2172	.3608	.3968	.4310	.3262
		3		16.00	.1774	.1825	.1843	.3454	.3736	.4310	.2930
		4		9.40	.1634	.1628	.1556	.3454	.3438	.4156	.1932
		5		5.50	.2171	.2318	.2377	.4019	.4464	.4285	.4021
		6		31.60	.1471	.1381	.0981	.3814	.2413	.4053	.1410
		7		8.20	.1961	.2022	.2213	.4173	.4166	.4079	.2882
		8		8.70	.1891	.1973	.2131	.4327	.3438	.4027	.2692
		9		27.60	.1564	.1480	.1227	.4276	.2280	.4104	.1695
		10		12.20	.1844	.2022	.2090	.4379	.3240	.4104	.2312
		11		15.80	.1751	.1677	.1802	.2889	.2843	.4104	.2550
		12		9.50	.1797	.1923	.1966	.3557	.3571	.4104	.2740
		13		8.10	.1704	.1776	.1761	.4533	.3438	.4207	.2835
		14		9.20	.1704	.1776	.1761	.4533	.3438	.4207	.2835
		15		10.50	.1727	.1726	.1843	.2941	.3405	.4233	.2645
		16		11.50	.1727	.1726	.1843	.2941	.3405	.4233	.2645
		17		10.80	.1447	.1381	.1063	.5560	.2810	.4233	.1410

Imagen		Nro. Muestra	Humedad	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7
		18	11.10	.1587	.1578	.1474	.4225	.3306	.4233	.2122
		19	8.70	.1774	.1677	.1391	.5816	.2777	.4233	.1838
		20	7.70	.1751	.1776	.1720	.5149	.3372	.4156	.2502
		21	13.60	.1797	.1776	.1679	.5252	.2909	.4156	.1980
		22	7.50	.1774	.1825	.1761	.5098	.3405	.4336	.2455
		23	6.20	.1961	.2022	.2131	.4995	.3538	.4336	.2597
		24	7.60	.2007	.2121	.2172	.5149	.3505	.4156	.2597
		Total	N	24	24	24	24	24	24	24
	4.00	1	54.70	.0788	.0737	.0548	.2309	.0986	.2581	.0453
		2	27.00	.0894	.1185	.0815	.1909	.1350	.2581	.0885
		3	24.30	.0727	.0641	.0601	.1176	.1265	.2598	.0946
		4	47.10	.0758	.0769	.0548	.2809	.0964	.2631	.0392
		5	35.80	.0788	.0705	.0601	.1376	.1329	.2698	.0885
		6	33.60	.0773	.0641	.0575	.1443	.1114	.2698	.0638
		7	28.10	.0879	.0865	.0788	.1743	.1114	.2698	.0885
		8	32.60	.0818	.0833	.0628	.2076	.1265	.2698	.0854
		9	34.50	.0758	.0673	.0628	.1209	.1071	.2648	.0823
		10	26.30	.0788	.0673	.0681	.1143	.1265	.2648	.0946

		Nro. Muestra		Humedad	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7
Imagen		11		23.60	.0834	.0737	.0681	.1109	.1436	.2648	.1255
		12		23.10	.0849	.0801	.0761	.1743	.1308	.2665	.1039
		13		23.50	.0818	.0801	.0788	.1376	.1350	.2665	.1162
		14		33.80	.0758	.0673	.0575	.1709	.1050	.2631	.0669
		15		28.10	.0818	.0801	.0708	.1876	.1308	.2682	.1039
		16		23.80	.0818	.0737	.0735	.1176	.1329	.2682	.1070
		17		32.70	.0788	.0673	.0655	.1609	.1157	.2665	.0761
		18		21.10	.0849	.0769	.0761	.1476	.1415	.2648	.1101
		19		24.10	.0788	.0673	.0655	.1176	.1350	.2631	.1101
		20		24.20	.0788	.0673	.0655	.1176	.1350	.2631	.1101
		21		25.80	.0818	.0705	.0681	.1109	.1286	.2615	.1131
		22		24.10	.0818	.0705	.0681	.1109	.1286	.2615	.1131
		Total	N	22	22	22	22	22	22	22	22
	6.00		1		30.10	.1057	.0993	.0882	.2556	.1590	.2875
		2		43.40	.0956	.0922	.0675	.3294	.1352	.2857	.0774
		3		24.20	.1006	.0993	.0882	.2334	.1827	.2949	.1354
		4		26.40	.1006	.0922	.0852	.2187	.1732	.3042	.1423
		5		18.30	.1073	.1099	.1118	.1781	.1922	.2968	.1696

Imagen	Nro. Muestra	Humedad	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7
	6	25.50	.1006	.0957	.0852	.2445	.1780	.2838	.1184
	7	41.80	.0973	.0993	.0764	.3109	.1328	.2783	.0740
	8	31.60	.1006	.0993	.0852	.2851	.1471	.2801	.0945
	9	23.50	.1208	.1170	.1118	.2334	.1898	.2894	.1491
	10	32.30	.1057	.0993	.0911	.1818	.1471	.2931	.1150
	11	24.10	.1023	.0993	.1000	.2113	.1851	.3005	.1525
	12	33.20	.1006	.0957	.0852	.2703	.1542	.2912	.1082
	13	33.70	.1057	.1028	.0941	.2925	.1566	.2968	.1047
	14	36.30	.1006	.0993	.0823	.2925	.1518	.3005	.1047
	15	27.00	.1073	.1028	.1029	.1707	.1851	.3060	.1730
	16	16.40	.1057	.1063	.1118	.1965	.1946	.3060	.1696
	17	23.10	.1057	.1028	.0941	.2445	.1898	.3079	.1661
	18	34.90	.1023	.0993	.0882	.2334	.1590	.2968	.1184
	19	25.40	.1040	.0993	.0911	.2187	.1803	.3005	.1354
	20	30.10	.0990	.0957	.0823	.2482	.1708	.2986	.1286
	21	33.20	.0990	.0922	.0823	.2298	.1613	.3023	.1320
	22	32.70	.1040	.0993	.0882	.1892	.1708	.2949	.1389
	23	31.30	.1040	.1063	.1029	.2445	.1851	.3097	.1593

		Nro. Muestra	Humedad	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7
		24	23.40	.1057	.0993	.1000	.1486	.1708	.3023	.1559
Total	N	24	24	24	24	24	24	24	24	24
Total	$\sum N$	93	93	93	93	93	93	93	93	93

5.5. Análisis de relaciones entre las variables

La siguiente matriz (Fig. 5.6) presenta las relaciones entre cada una de las variables involucradas en la modelación. Para este análisis se incluyeron la humedad de campo, los valores de reflectividad calculados para cada banda y los índices de agua y vegetación calculados a partir de los valores corregidos de reflectividad. La matriz se compone de gráficos punto a punto (scatter plot) entre cada una de las combinaciones de variables analizadas.

Si bien esto se analizará durante el proceso de modelación solamente a efectos de visualizar los datos, en la figura 5.6 pueden observarse cualitativamente correlaciones bien definidas entre los datos de las bandas 1, 2, 3, 5 y 7 en un grupo y entre el NDVI y NDWI por otro lado (representadas por puntos muy bien alineados). Se puede apreciar que la banda 4 tiene un comportamiento diferente al resto y que no presenta correlación con ninguno de los demás parámetros (se puede ver una nube de puntos sin seguir ningún patrón). Entre las bandas 1, 2, 3, 5 y 7 con la banda 4, existe una tendencia general, pero la relación es mucho más difusa.

Del comportamiento de cada una de estas variables con la humedad de campo, puede concluirse que no se aprecia tendencia clara entre los dos índices NDVI y NDWI con la humedad, y que las bandas 1, 2, 3, 5 y 7 tienen tendencias marcadas de relación con la humedad de campo. Los demás datos confirman el análisis realizado en la sección anterior.

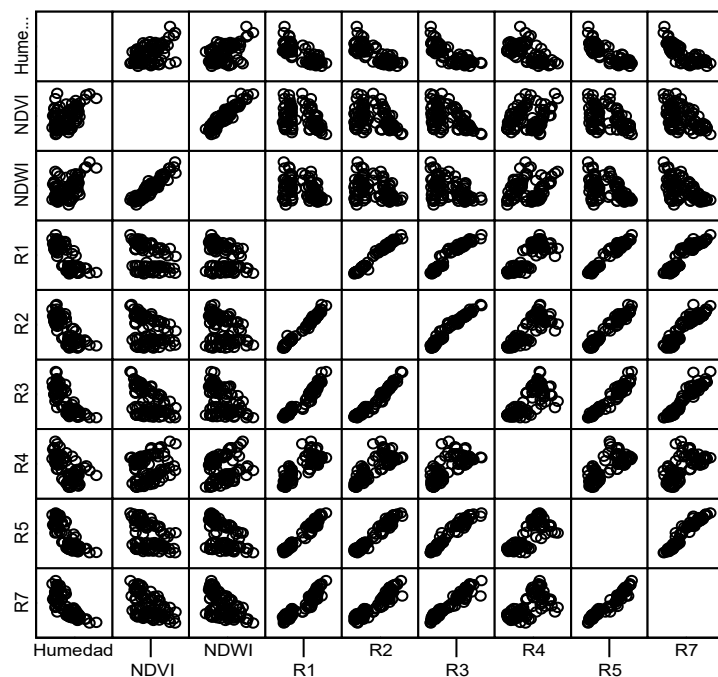


Figura 5.6. Matriz de gráficos mostrando relaciones entre cada una de las variables del modelo.

5.6. Análisis de firmas espectrales

La tercera forma de análisis preliminar de datos que se planteó en la investigación, es seguir la tendencia de los valores de cada banda, comparándoles con lo esperado teóricamente frente a las variaciones de humedad. De esta forma podemos verificar antes de ir al análisis estadístico de datos que los mismos son coherentes desde el punto de vista conceptual.

Para lo anterior se ordenaron los datos independientemente de la imagen de procedencia, por contenido de humedad de campo y se agruparon los puntos promediando los valores obtenidos para cada variable en los diferentes rangos de humedad. La Tabla 5.7 presenta los resultados.

Tabla 5.7. Valores promedio de los puntos relevados por rango de humedad

Rango Humedad	Cantidad	Humedad Promedio	Promedio de reflectancia por rango de humedad analizado							Indices	
			Refl_1	Refl_2	Refl_3	Refl_4	Refl_5	Refl_6	Refl_7	NDVI	NDWI
0% a 5%	0	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
5% a 10%	15	8.2	0.189	0.196	0.202	0.443	0.366	0.420	0.285	0.371	0.092
10% a 15%	21	11.4	0.194	0.200	0.210	0.401	0.390	0.418	0.316	0.308	0.011
15% a 20%	10	17.1	0.158	0.158	0.160	0.309	0.291	0.370	0.241	0.315	0.032
20% a 25%	14	23.2	0.101	0.095	0.093	0.186	0.176	0.294	0.139	0.311	0.002
25% a 30%	12	27.0	0.103	0.098	0.087	0.213	0.166	0.301	0.124	0.401	0.107
30% a 35%	15	32.6	0.097	0.092	0.080	0.231	0.148	0.293	0.104	0.473	0.209
35% a 40%	3	36.5	0.094	0.090	0.077	0.206	0.152	0.288	0.111	0.439	0.128
40% a 50%	4	45.3	0.086	0.084	0.064	0.270	0.117	0.271	0.067	0.601	0.377
>50%	1	54.7	0.079	0.074	0.055	0.231	0.099	0.258	0.045	0.616	0.402

De la anterior tabla se puede graficar la reflectancia de cada banda (cada curva) contra la humedad de campo. Los resultados verifican que a mayor humedad todas las curvas menos la correspondiente a la banda 4 bajan los valores de reflectancia considerablemente a mayor contenido de humedad. También puede observarse que las bandas 5 y 7 son más sensibles a los cambios de humedad (Fig. 5.7).

Existe una relación exponencial negativa entre los valores de cada banda y la humedad, esto se puede apreciar en las gráficas individuales de los valores graficados por banda contra la humedad. La excepción de esto es la banda 4, en la que no se aprecia una relación exponencial en estas gráficas.

La segunda gráfica que puede obtenerse de este análisis es la de los valores de reflectancia para cada banda, creando una curva por cada rango de humedad analizado. Este análisis se inspira en la determinación de la firma espectral, pero no se ajusta exactamente al mismo concepto de percepción remota, pues en cada uno de estos puntos se están detectando diferentes cultivos en diferentes épocas del año, promediados (Fig. 5.8).

Sin embargo, el análisis muestra una firma regular con excepción de la banda 4, que es la banda que físicamente es más sensible a los cambios de biomasa y está involucrada en la confección de los índices de vegetación. En la figura 5.7 se puede observar como las curvas que representan diferentes rangos de humedad se mueven hacia abajo al aumentar la humedad. Este es otro resultado esperado del análisis que confirma la representatividad de los datos.

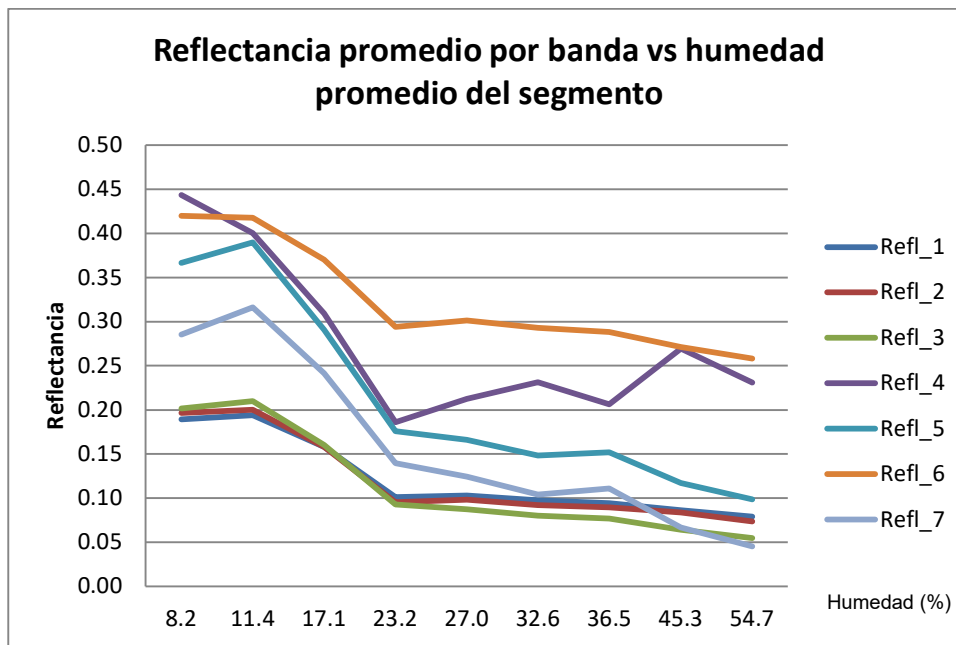


Figura 5.7. Medición de la reflectancia por banda y por rango de humedad.

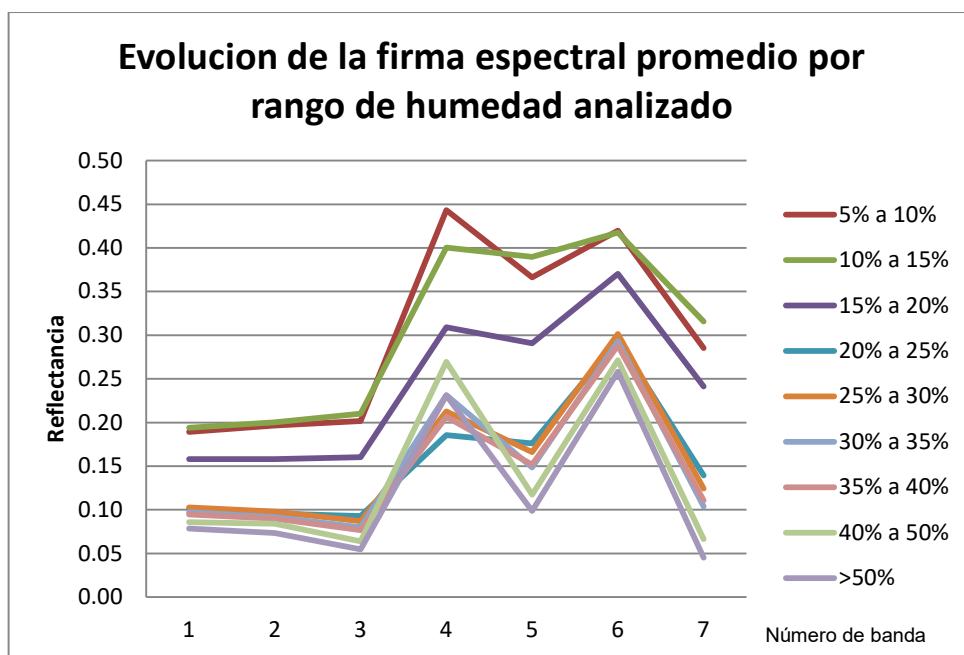


Figura 5.8. Evolución de la “firma espectral” en función de la humedad.

5.7. Análisis estadístico y modelación

El proceso de identificar el modelo óptimo para predecir la humedad del suelo parte de las conclusiones y hallazgos del análisis preliminar de datos realizado en la primer parte del trabajo.

Para el análisis estadístico se analiza cada variable con diferentes combinaciones de regresiones incluyendo y excluyendo las variables, analizando los valores de ajuste de la regresión (R^2), la desviación estándar de la estimación y relevancia de las variables del modelo en cada caso. De este modo, se obtienen conclusiones que se aplican nuevamente a la evolución del modelo, hasta encontrar la forma óptima del mismo.

La banda 6, correspondiente a la banda termal, no se utiliza en este estudio debido a que su resolución de 120m x 120m es demasiado baja para analizar en el área de la zona de estudio.

Para el análisis estadístico de los datos se utilizó el software SPSS v12, diseñado por IBM (SPSS Inc., 2003).

5.8. Variables seleccionadas para la modelación

Dado el comportamiento hallado en las gráficas del análisis preliminar, se definieron las variables para hacer las corridas tomando en cuenta para cada punto y utilizando además de los índices en forma lineal, los valores de las bandas tanto en forma de exponencial positiva como negativa. A continuación las variables tenidas en cuenta en la corrida del modelo

- a) Variable dependiente: es la humedad del suelo, se la nombra Humedad.
- b) Variables independientes:
 - R1 a R7: Son los valores de reflectancia de cada uno de los pixeles de la imagen para los que se cuenta con datos de humedad de campo. Estos valores

fueron calculados a partir de los números digitales (ND) mediante el procesamiento de datos explicado en los capítulos anteriores.

- NDVI y NDWI: Son los índices de vegetación y agua respectivamente.
- ExpR1 a ExpR7: Representan el valor de R1 a R7, elevado exponencialmente.
- ExpNR1 a ExpNR7: Representan el inverso del valor de ExpR1 a ExpR7, siendo la exponencial negativa de los valores de R1 a R7.

5.9. Sucesión de corridas y conclusiones

A continuación en la Tabla 5.8 se presentan algunas de las regresiones más significativas realizadas y los resultados más relevantes hallados.

Tabla 5.8. Resumen regresiones más significativas

Regresion	Variables Incluidas															R2	Desv Est
	R4	NDVI	NDWI	ExpR1	ExpR2	ExpR3	ExpR4	ExpR5	ExpR7	ExpNR1	ExpNR2	ExpNR3	ExpNR4	ExpNR5	ExpNR7		
1		x	x	x	x	x	x	x	x							0.889	3.750
2		x	x	x			x	x	x							0.881	3.803
3		x	x							x	x	x	x	x	x	0.871	3.833
4		x	x							x			x	x	x	0.882	3.795
5		x	x							x						0.882	3.776
6		x	x										x	x		0.847	4.276
7		x	x				x			x				x		0.882	3.768
8		x					x			x				x		0.875	3.861
9		x	x							x				x		0.744	5.523
10	x	x	x							x				x		0.884	3.746
11		x	x				x							x		0.855	4.152

A continuación se presentan algunas de las verificaciones realizadas mediante las combinaciones de corridas estadísticas:

- Se realizaron regresiones incluyendo todas las variables y se comenzaron a excluir alternativamente cada una de ellas, concluyendo que las regresiones en las que se incluyen las bandas 2, 3 y 7 siempre contienen variables que no pasan el test de significancias de esa u otra variable, descartando la regresión. Esto se explica por las altas correlaciones entre las bandas 1, 2, 3 y en menor medida la banda 7.

- El efecto de la banda 3 está incluido indirectamente en el índice de vegetación NDVI.
- Se realizaron corridas incluyendo alternadamente los índices de vegetación y de agua, NDVI y NDWI respectivamente. De estas corridas se concluye que el índice de vegetación es muy importante en el modelo, pues los valores de ajuste y desviación estándar empeoran en todos los casos en que este índice no se incluye.
- Para algunas corridas se utilizaron versiones normalizadas del índice de vegetación NDVI así como TVI (Transformed Vegetation Index) y el TTVI (Thiam's Transformed Vegetation Index), de forma de analizar los posibles efectos de utilizar índices normalizados en los resultados, encontrando que la incidencia del cambio no es estadísticamente significativa. Se decidió continuar trabajando con el NDVI.
- El índice de agua NDWI podría ser excluido del modelo manteniendo valores similares de ajuste y error, pero su inclusión aporta en la mejora de ambos parámetros de la regresión. Se concluye que este debe incluirse.
- El valor de la banda 4, identificado con comportamiento diferente en el análisis preliminar, confirma la misma tendencia en las regresiones. Su inclusión demuestra ser relevante en la precisión del modelo a pesar de no mostrar relación directa con la humedad. Esto no sorprende debido a que la banda 4 es la mencionada en la bibliografía para detectar la cantidad de biomasa y representa la incidencia de la vegetación existente en los resultados. Luego de realizar regresiones con diferentes formas de incluirla en el modelo (se analizó: inclusión solamente como componente de los índices, lineal, exponencial positiva y exponencial negativa) se concluye que a igualdad de los demás parámetros del modelo, el mejor aporte al modelo es incluirla como exponencial positiva.
- Se analizaron los resultados incluyendo o dejando de lado en el modelo la banda 1, dado que está altamente correlacionada con la banda 5 y que a la vez

presenta individualmente baja sensibilidad en cuanto a cambios respecto a la humedad. La conclusión de las diferentes corridas es que su inclusión es importante estadísticamente pues al quitarla, las regresiones no solo bajan su ajuste y error, sino que en algunos casos se ve afectada la significancia de las demás variables.

- Se analizaron también los resultados incluyendo o dejando de lado en el modelo la banda 7. Esta está correlacionada con las bandas 1 y 5, presenta aparente sensibilidad a la humedad, pero por otro lado mayor dispersión en su comportamiento a los cambios de humedad. El análisis estadístico muestra en este caso, que los valores de las regresiones y error de la predicción empeoran en todos los casos con la inclusión de la banda 7. Esto puede que se deba porque se está incorporando ruido de otras magnitudes en la determinación de la humedad.

5.10. Resultados de la modelación final

Se presentan a continuación los resultados hallados en la modelación final, agrupándolos por tipo de análisis estadístico y su interpretación y comentarios para cada grupo.

5.10.1. Estadísticas descriptivas de las variables

Se presentan los valores de media y desviación estándar de las variables, así como número de muestras. Estos son una representación únicamente descriptiva de la muestra.

Tabla 5.9. Estadísticas descriptivas de las variables del modelo

Variable	Mean	Std. Deviation	N
Humedad	20.9430	10.67477	93
NDVI	.3743	.12690	93
NDWI	.0889	.14220	93
ExpNR5	.7783	.09086	93
ExpNR1	.8695	.04428	93
ExpR4	1.3660	.17198	93

5.10.2. Correlaciones entre las variables

La matriz de correlaciones entre las variables nos indica en qué grado las variaciones de una variable están explicadas por las demás variables. El cuadrado de la correlación nos indica que porcentaje del valor de una variable es afectado por otra de la matriz (Ver Tabla 5.10).

En el caso de este modelo, se identifican dos grupos de variables correlacionados:

- NDVI con NDWI
- R1, R4 y R5 (aplica igual para ExpNR1 a ExpNR7).

La correlación más alta se encontró entre R1 y R5. En el desarrollo de las corridas estadísticas se exploró la posibilidad de excluir alguna de las dos variables, pero se observa que al hacerlo los resultados empeoran ligeramente, como se indica en la sección anterior. La explicación para esto es que se puede utilizar la información de la banda azul (Banda 1, R1) para mitigar los efectos atmosféricos observados por múltiples autores en la detección de la vegetación. (Ünsalan & Boyer, 2004).

Tabla 5.10. Matriz de correlación de las variables del modelo

		Humedad	NDVI	NDWI	ExpNR5	ExpNR1	ExpR4
Pearson Correlation	Humedad	1.000	.485	.507	.843	.804	-.643
	NDVI	.485	1.000	.945	.391	.327	.206
	NDWI	.507	.945	1.000	.406	.308	.203
	ExpNR5	.843	.391	.406	1.000	.982	-.774
	ExpNR1	.804	.327	.308	.982	1.000	-.823
	ExpR4	-.643	.206	.203	-.774	-.823	1.000
Sig.(1-tailed)	Humedad	.	.000	.000	.000	.000	.000
	NDVI	.000	.	.000	.000	.001	.024
	NDWI	.000	.000	.	.000	.001	.026
	ExpNR5	.000	.000	.000	.	.000	.000
	ExpNR1	.000	.001	.001	.000	.	.000
	ExpR4	.000	.024	.026	.000	.000	.

5.10.3. Ecuación del modelo

Se presentan a continuación en Ecuación 5.1, los resultados de la corrida final del modelo estadístico al igual que los parámetros estadísticos resultantes de esta corrida.

- Detección de HS a través de Imagen Satelital Landsat 5 TM:

$$HS = 331.234 + 53.361 * \frac{R_4 - R_3}{R_4 + R_3} + 26.246 * \frac{R_4 - R_5}{R_4 + R_5} - 304.268 * \frac{1}{e^{R_1}} - 88.874 * e^{R_4} + 68.560 * \frac{1}{e^{R_5}} \quad [5.1]$$

Dónde, $HS = HS(R1, R2, R4, R5) \begin{cases} \pm 3.77 \text{ con probabilidad } 68\% \\ \pm 7.54 \text{ con probabilidad } 95\% \end{cases}$

Siendo HS la humedad superficial del suelo en un pixel dado de la imagen, y siendo $R1, R2, R4, R5$ la reflectancia medida en la imagen satelital en el mismo pixel.

Es importante destacar que se está presentando también un intervalo de confianza para la medida de la humedad, definido por dos niveles de confianza (68% y 95%). Este es el resultado estadístico del error.

Teniendo en consideración la definición del índice de vegetación NDVI (Ecuación 2.1) y el índice de agua NDWI (Ecuación 2.2) respectivamente para imagen Landsat TM:

Tabla 5.11. Resultado estadístico de la corrida final del modelo

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Change Statistics				
					R Square Change	Sig. F Change	df1	df2	Sig. F Change
1	.939(a)	.882	.875	3.76815	.882	130.266	5	87	.000

Predictors: (Constant), Expr4, NDWI, NDVI, ExpNR5, ExpNR1

Los resultados más significativos de la corrida son el muy buen ajuste, considerando las limitaciones de toma de datos como lo es el no contar con mayor cantidad de datos para hacer las correlaciones, y el error estándar de la estimación.

Tabla 5.12. Coeficientes obtenidos en la corrida final del modelo

Model	Variables	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	95% Confidence Interval for B	
		B	Std. Error	Beta			Lower Bound	Upper Bound
1	(Constant)	331.234	45.744		7.241	.000	240.313	422.155
	NDVI	53.361	12.142	.634	4.395	.000	29.227	77.494
	NDWI	26.246	11.264	.350	2.330	.022	3.857	48.636
	ExpNR5	68.560	32.652	.584	2.100	.039	3.660	133.459
	ExpNR1	-304.268	68.291	-1.262	-4.455	.000	-440.004	-168.533
	ExpR4	-88.874	8.795	-1.432	-10.105	.000	-106.356	-71.393

Tabla 5.13. Matriz de correlación entre los coeficientes

Model		Indep. Variable	ExpR4	NDWI	NDVI	ExpNR5	ExpNR1
1	Correlations	ExpR4	1.000	-.162	-.388	.158	.350
		NDWI	-.162	1.000	-.800	-.656	.536
		NDVI	-.388	-.800	1.000	.412	-.592
		ExpNR5	.158	-.656	.412	1.000	-.859
		ExpNR1	.350	.536	-.592	-.859	1.000

1	Covariances	Indep. Variable	ExpR4	NDWI	NDVI	ExpNR5	ExpNR1
		ExpR4	77.359	-16.006	-41.434	45.514	210.276
		NDWI	-16.006	126.885	-109.388	-241.423	412.193
		NDVI	-41.434	-109.388	147.429	163.236	-491.289
		ExpNR5	45.514	-241.423	163.236	1066.161	-1916.281
		ExpNR1	210.276	412.193	-491.289	-1916.281	4663.642

5.10.4. Análisis de la varianza

Tabla 5.14. ANOVA

Model		Sum of Squares	Df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	9248.161	5	1849.632	130.266	.000(a)
	Residual	1235.307	87	14.199		
	Total	10483.468	92			

5.10.4.1. Estudio de los residuales

Uno de los valores que son de más interés en este estudio es la desviación estándar de los residuales. Este valor representa un rango de variación de los promedios de los datos de la muestra. Estos valores se estudiarán en más detalle en el apartado de análisis de errores.

Tabla 5.15. Estadísticas de los residuales

Model		Sum of Squares	Df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	9248.161	5	1849.632	130.266	.000(a)
	Residual	1235.307	87	14.199		
	Total	10483.468	92			

5.11. Interpretación física del modelo

Es importante hacer una interpretación del modelo hallado y de comprender por qué cada una de estas variables están relacionadas con la predicción de la humedad de campo y como se interpreta físicamente esta inclusión y signo de la misma.

Analizando las variables finalmente incluidas en el modelo, podemos ver que se incluyen los valores de reflectividad de las bandas 1, 3, 4 y 5, pero también es de destacar que la banda 3 está considerada solo dentro del índice de vegetación y las bandas 4 y 5 consideradas doblemente en los índices y en términos independientes.

Es importante comenzar este análisis comprendiendo el significado físico de la reflectancia, que mide la cantidad de energía reflejada al sensor. Esto se ha observado en las curvas presentadas en el análisis preliminar de datos, en los cuales a mayor cantidad de agua, más radiación es absorbida por esta y menor la reflectancia. Ocurre algo similar con la vegetación, donde a mayor cantidad de biomasa, menor es la reflectancia. Esto también ocurre con el tipo de suelo, existencia de roca, etc.

En el caso de esta modelación, dado que la parcela de estudio es de dimensiones reducidas, se desprecian las variaciones que puede introducir un suelo de características diferentes. Las únicas variables que quedan por explicar son las

condiciones de humedad del suelo y las condiciones de vegetación, que son muy variables por pertenecer la parcela a una zona de cultivos.

La conclusión de este análisis cualitativo del modelo, es que la humedad detectada por el sensor estará dada por la combinación de la incidencia de la humedad del suelo, la humedad de la planta y el contenido de biomasa en el pixel como factores más relevantes.

Los índices de agua y vegetación NDVI y NDWI respectivamente, presentan valores entre -1 y +1 los cuales están representando la cantidad de biomasa y de agua. En el modelo, estos son incluidos como términos positivos, lo que significa que a cantidad alta de biomasa y agua (que haría bajar las mediciones de reflectancia de todas las variables) estos compensan el ruido generado por la vegetación en este sentido, afectando al alza el contenido de humedad del suelo.

El valor de reflectancia de la banda 4, ExpR4 en el modelo, aparece con coeficiente de signo negativo en el modelo y representado por una exponencial. La explicación física de esto podría encontrarse en que por un lado balancea el efecto de la humedad y biomasa detectada en los índices.

El valor de reflectancia de la banda 5, ExpNR5 en el modelo, aparece con signo positivo en el modelo y representado por el inverso de la exponencial. La bibliografía sugiere que es la banda 5 la que mejor detecta la humedad del suelo, algo que se confirma en el análisis de los datos de este estudio. El signo del termino también tiene sentido físico, pues aporta al valor de la humedad detectada y sigue la tendencia hallada en el análisis preliminar, donde la humedad de campo es inversa a la exponencial del valor de la reflectancia en la banda 5.

La inclusión de la banda 1, también como inverso de una exponencial, ExpNR1, se mencionó antes que aporta desde el punto de una corrección atmosférica para la corrección en la detección de la vegetación (Ünsalan & Boyer, 2004)

Las bandas seleccionadas por el modelo estadístico que muestran gran representatividad son las bandas 5, 4 y 1 lo cual es coherente con las características propias de cada banda, ya que la mayor reflectancia para la capa de suelos húmedos

se encuentra ubicados en las bandas del infrarrojo medio y cercano así como en la banda azul respectivamente, como lo indica en su estudio Castro *et al.*, (2011)

Quedan fuera del modelo, por no aportar tanto al ajuste como al error, y en algunos casos no pasando los test de significancia de las variables, las variables R2, R3 (más allá de ser parte del índice de vegetación, NDVI) y R7, Igualmente se ha encontrado que la inclusión de estas variables no aporta mayor precisión al modelo por varios factores:

- Estas variables están altamente correlacionadas con R1 y R5, especialmente R1 con R2 y R3, y R7 presenta una mayor dispersión de datos, lo que empeora los valores del modelo.
- Desde el punto de vista físico, la banda 7 tiene mayor penetración y se utiliza en la detección remota de elementos más profundos en el suelo, como cambios en tipos de roca o mineralografía del suelo.

5.12. Análisis de errores

La determinación del modelo no estaría completa sin un análisis de errores que permita justificar la validez del modelo, su apreciación y su campo de aplicación.

También se ha considerado que esta investigación puede ayudar a definir una metodología de base sobre la cual se puedan realizar nuevas investigaciones y complementar los datos y resultados obtenidos aquí, por lo que se incluye un apartado de análisis de errores de campo y una sección de recomendaciones para futuros estudios.

En este apartado se analizarán los posibles errores en forma cualitativa, y se discutirá si se cree que estas fuentes de error podrían o no afectar los resultados de este trabajo.

5.12.1. Análisis posibles de errores en la toma de datos

En este apartado se mencionan y analizan algunos de los errores detectados en el transcurso de esta investigación, los cuales afectan en alguna medida el resultado final. Los errores se agrupan según la instancia en la que se generan.

- Errores en la definición de la campaña de toma de datos
- El tamaño de la parcela sobre la que se toman las muestras de terreno es relativamente pequeño respecto a la cuenca donde será validado el modelo. La representatividad de los puntos de la parcela respecto al resto de la cuenca puede no ser exacta.
- El espaciamiento de los puntos estudiados es insuficiente. En la etapa de preparación de la campaña se definió una distancia mínima entre puntos de 30m, relacionado con la resolución del satélite y el tamaño del pixel. De esta forma se tomaron datos en una parcela con distancias similares a 30m. Esto presenta estudio de pixeles próximos y un solo dato de humedad por pixel.
- Se tomó una sola muestra de humedad por punto, cuando las condiciones del punto eran variadas. Esto hace que no siempre se tenga buen ajuste entre la humedad de campo y la detectada por el satélite. En futuros estudios debería tomarse una serie de muestras próximas que representen la humedad de la zona y trabajar con el promedio de estas para la humedad del pixel a entrar al modelo.
- Las coordenadas del punto tomado para la muestra fueron tomadas con un GPS de mano, que tiene errores de posicionamiento de hasta 5m. Esto sumado a los errores en la geo-referenciación de la imagen puede causar que la ubicación de la humedad de campo tomada no sea ubicada luego en el pixel adecuado en la imagen.
- En algunos casos, cuando se realizó un análisis de los pixeles alrededor de los muestreados, estos pixeles contenían condiciones muy diferentes entre sí. De esta forma, cualquier error de posicionamiento del punto o de geo-

referenciación genera desviaciones grandes en los datos tomados. De tomarse puntos en zonas más homogéneas, es más fácil garantizar que las humedades de campo sean asignadas a un pixel representativo de estas condiciones.

- Una vez consultado con laboratoristas, se cree que el tamaño de las muestras de suelo obtenidas de las campañas de toma de datos de campo son demasiado pequeñas como para garantizar homogeneidad de resultados. En futuras tomas de muestras es deseable contar con muestras más grandes.

5.12.2. Errores en el procesamiento de las muestras

La carga de trabajo en el laboratorio de la Universidad hizo que muchas de las muestras pasaran algunos días antes de ser procesadas, perdiendo humedad. Esto se ha verificado en algunos casos, como por ejemplo en la imagen 2, en los que existe pérdida evidente de humedad de la muestra y debió ser finalmente descartada.

La toma de puntos podría ser extendida a mucha más cantidad y densidad en la imagen y por tanto ser más representativa si se contara con mejores medios y equipos, como por ejemplo un densímetro nuclear para la toma de humedades de campo.

5.12.3. Error de predicción y distribución de errores del modelo

Se realizó un estudio del error de predicción para cada uno de los puntos utilizados en el modelo, entendiendo esto como la diferencia entre la humedad de campo y la humedad predicha por el modelo. Este análisis se realizó para cada imagen individualmente y para el total de la muestra.

Este análisis trata con el error real total de predicción, entre los datos reales y lo que el modelo predice para un pixel determinado.

Con estos valores se confecciono un histograma frecuencia (fig. 5.9) y se calcularon los parámetros estadísticos de esta variable, error de predicción. Este es un análisis similar al análisis de residuales, pero se pretende ir más a fondo.

En la Figura 5.9 se presenta el histograma de los errores de predicción para los 93 puntos utilizados en el modelo. La media de estos errores es de 0.0012 y la desviación estándar de 3.66.

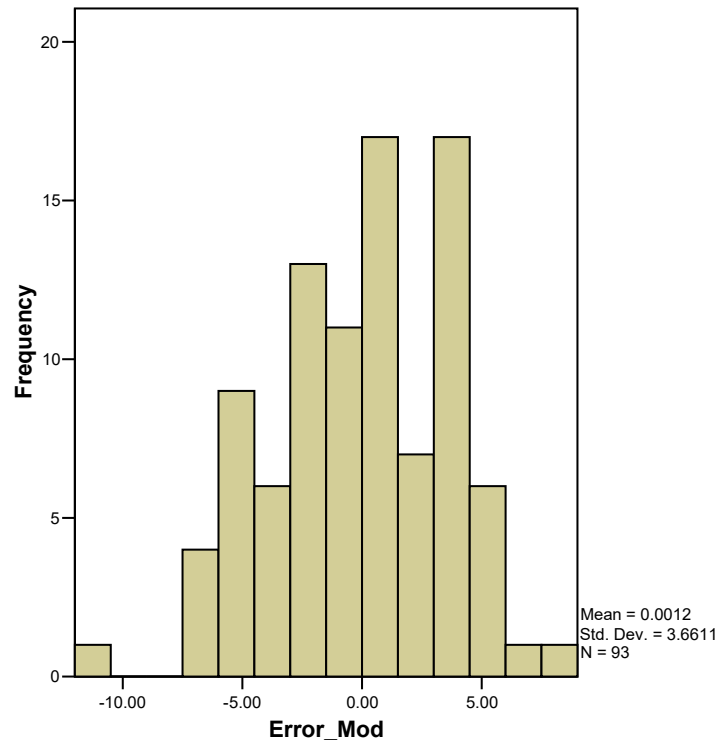


Figura 5.9. Distribución estadística del error de predicción del modelo.

También se aplicó el test de Kolmogorov-Smirnov a los valores de error obtenidos con el fin de determinar si los errores siguen una distribución normal. El Test de Kolmogorov-Smirnov se basa en la idea de comparar la función de la distribución acumulada de los datos observados con la de una distribución normal, midiendo la máxima distancia entre ambas curvas.

Como en cualquier test de hipótesis, la hipótesis nula se rechaza cuando el valor del estadístico supera un cierto valor crítico que se obtiene de una tabla de probabilidad. En la mayoría de los paquetes estadísticos, como el SPSS, aparece programado dicho procedimiento, y proporciona tanto el valor del test (D) como el nivel de significancia observado (p) correspondiente.

Se utilizará un nivel de confianza del 95% y nivel de significancia del 5%

Dónde:

- **Hipótesis nula H_0 :** es que el conjunto de datos siguen una distribución normal.
- **Hipótesis alternativa H_1 :** es que no sigue una distribución normal.

Con la finalidad de aprovechar los resultados que arroja el paquete estadístico con el que se procesan los datos, se utiliza el criterio de “nivel de significancia observado” (p)

- Si p es menor que el nivel de significancia del test (5%) rechazar la hipótesis nula.
- Si p es mayor que el nivel de significancia del test (5%) entonces no hay elementos suficientes en la muestra para rechazar la hipótesis nula.

A partir de la aplicación del instrumento, se obtuvo el resultado indicado en la Tabla 5.16.

Tabla 5.16. Resultados de la corrida del test estadístico de Kolmogorov-Smirnov

Parameter		ErrPred
N		93
Normal Parameters(a,b)	Mean	0.0012
	Std. Deviation	3.66110
Most Extreme Differences	Absolute	0.082
	Positive	0.055
	Negative	-0.082
Kolmogorov-Smirnov Z		0.787
Asymp. Sig. (2-tailed)		0.565

a. Test distribución normal. b. Calculado de los datos.

El resultado del test de Kolmogorov-Smirnov indica que no se puede rechazar la hipótesis nula de que la variable error de predicción sigue una distribución normal con valores del test $D=0.08$ y $p>0.05$.

En la Tabla 5.17 se presentan los valores de desviación estándar del error de predicción, asimilable a los residuales. El valor 3.64 equivale al valor de 3.66 entregado por el SPSS, hay una pequeña diferencia por las aproximaciones de los dos métodos de cálculo entre este y Excel.

Las ecuaciones utilizadas en la tabla son las que se exponen a continuación:

$$s^2 = \frac{\sum x^2}{n} - \bar{x}^2 \quad [5.2]$$

$$\sqrt{s^2} = s \quad [5.3]$$

$$CV = \frac{s}{\bar{x}} \quad [5.4]$$

Donde, CV : coeficiente de variación; s : desviación estándar; x : cada dato de humedad particular de un punto, n : número de puntos medidos.

Se puede ver aquí que la imagen 4 es la que presenta mayor error en la predicción frente al modelo, aunque al calcular los coeficientes de variación, estos son menores dado que la humedad promedio de esa imagen es mucho más alta que en la imagen 1 y 3.

En cualquier caso, los coeficientes de variación presentan valores entre el 12% y el 22.5%, que no se consideran altos para la aplicación que se le pretende dar al modelo.

Finalmente, la última columna de la tabla presenta el promedio de los errores de predicción para cada imagen, de aproximadamente 25 puntos por cada una. Las desviaciones promedio en cada imagen son muy pequeñas, variando entre -1.6% y +1.8% en la predicción del promedio de la imagen. El promedio de los errores de toda la muestra es próximo a cero (0.0012).

Tabla 5.17. Estudio estadístico de los residuales de la modelación por imagen

Imagen	s ²	s	HC Prom	Coef Variación	Promedio de Errores
1	9.67	3.11	13.8	22.5%	-1.614
3	5.45	2.33	11.5	20.3%	1.808
4	20.15	4.49	29.6	15.2%	-0.164
6	12.39	3.52	29.2	12.0%	-0.105
Todas	13.26	3.64			0.001

5.12.4. Variación del error de predicción en diferentes rangos de humedad

Otra parte del estudio de errores que se presenta interesante para la investigación es como varia el error de predicción a lo largo de toda la gama de contenidos de humedad de campo.

A priori, sería de esperar que el comportamiento del modelo no fuera uniforme y que ajustara mejor en algunos rangos de humedad que otros.

En la Figura 5.10 se presenta como evoluciona el error de predicción en los diferentes contenidos de humedad de campo. Se puede observar que si bien la línea de tendencia dice que hay una ligera sobreestimación de la humedad a humedades bajas y una ligera subestimación a humedades altas, la distribución de los errores es relativamente uniforme a lo largo de toda la gama de valores de humedad de campo.

La segunda observación que surge de este grafico es lo uniforme de los errores, manteniéndose en la mayor cantidad de casos debajo de $\pm 5\%$ de humedad entre la real y la modelada.

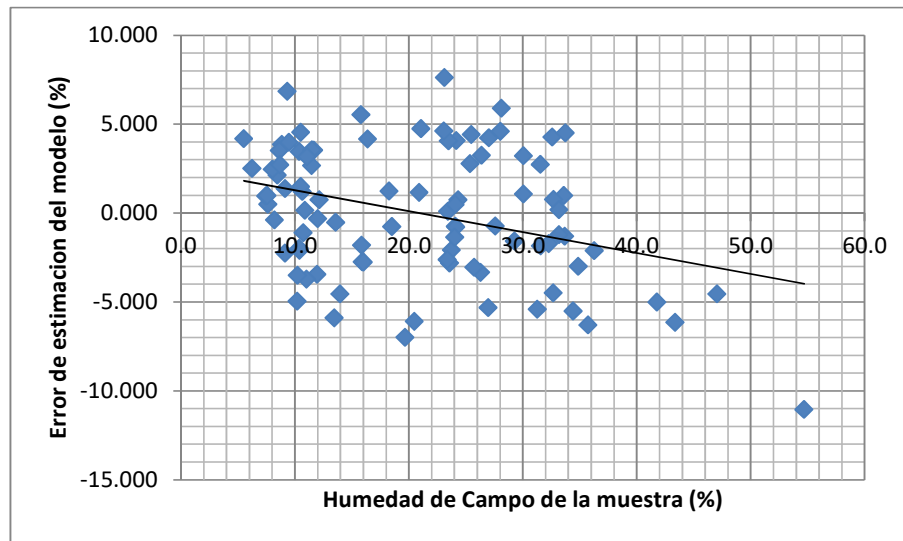


Figura 5.10. Variación del error del modelo en función de la humedad de campo.

5.12.5. Cálculo del error del modelo por propagación de errores de medida

Una forma alternativa de calcular el error del modelo en lo referente a los errores aleatorios de la medida es por propagación de errores, a partir del error de medida del instrumento.

Las reglas para el cálculo de errores se pueden deducir de la siguiente fórmula general:

Sean las medidas x e y con errores δx y δy usadas para calcular: $q = f(x, y)$

Mediante un desarrollo en serie para el caso de varias variables:

$$f(x + \delta x, y + \delta y) = f(x, y) + \frac{\partial f}{\partial x} \delta x + \frac{\partial f}{\partial y} \delta y + \dots$$

Con lo que δq , el error de q calculado a partir de los errores de x e y :

$$\delta q = f(x + \delta x, y + \delta y) - f(x, y) \approx \left| \frac{\partial f}{\partial x} \right| \delta x + \left| \frac{\partial f}{\partial y} \right| \delta y$$

Aplicando el método descrito para la ecuación del modelo (Ecuación 5.1), se llega a la siguiente ecuación que define el error del modelo por propagación de los errores de las variables que se utilizan para determinar la humedad:

$$\delta_H = \left(\sqrt{(3.361)^2 * (2 * (\delta_{R4} + \delta_{R3}) * (R3 + R4))^2} + \sqrt{(26.246)^2 * (2 * (\delta_{R4} + \delta_{R5}) * (R5 + R4))^2} - \right. \\ \left. \ln(304.27) * \sigma_{R1} + \ln(88.87) * \delta_{R4} - \ln(68.56) * \sigma_{R5} \right) * H \quad [5.5]$$

Donde δ_H es el error del modelo para la predicción de la humedad derivado de los errores de medición de las demás variables, y donde δ_{R1} , δ_{R2} , δ_{R3} , δ_{R4} y δ_{R5} son los errores de la medida de las reflectancia del satélite y R1, R2, R3, R4 y R5 son la medida de reflectancia que se entran en el modelo de la ecuación 5.1 para calcular H, la humedad.

Para el cálculo se asume un error de medición del satélite de 0.002 (aproximadamente 1%) en la reflectancia.

Aplicado a los datos del modelo, el error por propagación tiene las siguientes características (Tabla 5.18):

Tabla 5.18 Error de propagación del modelo

Descriptivo	Valor
Media	2.11
Máximo	3.95
Mínimo	0.66
Desviación Estándar	0.67

Este resultado puede ser considerado como el menor error que teóricamente podría obtenerse de la modelación (el error final será mayor porque está afectado de otros factores descritos en la sección 5.13.1).

El resultado del error determinado por el método de propagación de errores no es relevante en sí mismo (pues el error del modelo será el mayor entre el error calculado por propagación de errores y la desviación estándar de la regresión del modelo), pero si aporta un patrón de comparación de cuanto error adicional se incluye en el modelo por causa de los factores propios de la toma de datos y limitaciones de la investigación (y por tanto, cuanto es teóricamente posible mejorar la precisión el modelo), y por factores que afectan la humedad no considerados en la modelación y mencionados en forma cualitativa en este capítulo.

5.13. Limitaciones del modelo y recomendaciones

En este apartado se analizan los factores que pueden aportar limitaciones para la aplicación del modelo y su generalización a otras cuencas y otras regiones, principalmente afectando la reflectancia medida por el satélite.

Los factores que pueden podrían modificar los valores de reflectancia medidos son: cambios en el tipo y uso del suelo, cambios en la geología, estacionalidad de los datos y escala de aplicación del modelo para la predicción.

5.13.1. Discusión sobre limitaciones en el área y uso del suelo de aplicación

El modelo está ajustado para los datos de campo recogidos, que se aplican a una parcela que representa un área menor de la cuenca que se pretende estudiar. Utilizar un área mayor puede introducir cambios en la geología, uso del suelo, potencia de la capa orgánica y otros parámetros representativos de la parcela.

Cambios en la geología de la zona pueden afectar los resultados y la precisión del modelo, por tanto al aplicar el modelo a la cuenca y tener mayor variabilidad de suelos, es posible que el error aumente.

No se cuentan con datos en esta investigación para cuantificar el aumento del error por cambio en la cuenca de aplicación.

5.13.2. Discusión sobre imitaciones estacionales

No se considera que existan limitaciones estacionales en la predicción, pues al aplicar correcciones atmosféricas y al convertir los datos a reflectancia, se corrigen los datos de estacionalidad entre imágenes para permitir la comparación. Se estima que la utilización del modelo a lo largo del año es suficientemente precisa.

5.13.3. Discusión sobre la limitación para la predicción de humedad de un pixel

Como se discutió en el capítulo de errores, la estimación de la humedad de un pixel dado de la imagen presenta un grado de error medio-alto, pero al considerar una muestra estadística de los pixeles de una región, el error promedio tiende a cero al aumentar el tamaño de la muestra.

Esto se demostró estadísticamente en la sección 5.13.3 cuando se realizó el test de Kolmogorov-Smirnov y se demostró que no se puede rechazar que los errores presentan una distribución normal.

En conclusión, el modelo es bueno y preciso para ser aplicado a una cuenca, cuando los datos se utilicen en cantidad, pero no dará resultados precisos si se pretende calcular y utilizar la humedad de un solo punto. Como se verá más adelante, el modelo es adecuado para el fin último de la investigación.

5.13.4. Discusión sobre las características de la imagen satelital a utilizarse

Para la calibración del modelo se utilizaron únicamente las imágenes de las pasadas del satélite donde no se presentaban condiciones de nubosidad excesivas.

Por este motivo, la investigación se realizó con muestras sin la interferencia de la nubosidad. En caso de aplicar el modelo a condiciones diferentes, debe tenerse en cuenta por la precisión de la estimación puede verse afectada.

5.14. Recomendaciones para futuros estudios

Como camino a seguir para futuros investigadores, se recomienda aplicar las siguientes mejoras en la metodología de estudio y toma de datos para obtener mejor precisión en la modelación y mejoras en la aplicabilidad del modelo:

5.14.1. Toma de muestras

Se recomienda aplicar el siguiente criterio para la toma de datos:

- Toma de un mínimo de 25 puntos por imagen, cada punto separado al menos 3 veces el tamaño de un pixel de la imagen.
- Por cada punto, se deben tomar entre 3 y 5 muestras de humedad separadas al menos 5m. El valor de humedad del punto, será el promedio de las muestras tomadas.

5.14.2. Área de la parcela, geología, uso del suelo

Se recomienda utilizar una parcela de mayores dimensiones, con mayor variabilidad y representatividad de la cuenca de aplicación del modelo.

Cambios en la geología y/o el uso del suelo entre la parcela de estudio y el resto de la cuenca pueden introducir error de predicción.

5.14.3. Satélite a utilizar

Por aplicación y disponibilidad de imágenes, la elección más clara parecería ser Landsat 8, aunque es posible que el investigador tenga otros intereses o acceso a imágenes de otros satélites.

5.14.4. Determinación del impacto de la capa de nubes en la precisión del modelo

Durante la campaña de toma de datos, y de forma de minimizar las variables de estudio, se consideraron solamente las imágenes tomadas durante pasadas del satélite en días de muy baja nubosidad.

Esto elimina el efecto de las nubes en la medición, pero debe tenerse en cuenta en el momento de considerar la aplicación del modelo.

En futuras investigaciones, se recomienda tomar datos en días nublados y verificar como esto afecta el error de estimación del modelo.

6. CAPITULO VI. APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA

PROPUESTA A ESCALA DE CUENCA.

La metodología de regresión entre reflectancias de bandas espectrales y humedad superficial presentada en el Capítulo 5 fue calibrada con información de campo relevada a escala de parcela (pocas Has.).

La aplicación que se le pretende dar a la misma está asociada con escalas de trabajo mayores, por ejemplo, escala de cuenca. Es necesario, consecuentemente, validar la misma a escala de cuenca. Para este objetivo es impensable comparar registros de humedad superficial extraídos en campo y la validación se hará en forma indirecta, comparando láminas de escurrimiento estimadas y observadas en la cuenca piloto adoptada (cuenca del A° Ludueña).

En este capítulo se presenta Metodología y criterios utilizados para la aplicación del modelo hidrológico-hidráulico cuasi-2D denominado VMMHH 1.0 y sobre el cual se validó el modelo desarrollado en capítulo 5. Posteriormente se presenta la validación del modelo desarrollado para la estimación de las condiciones antecedentes de humedad, basada en la ecuación de regresión propuesta (capítulo 5), en tormentas monitoreadas durante el período de operación de la red de sensores de la cuenca (sensores de lluvia y niveles de la cuenca) y la superposición cronológica con imágenes disponibles del sensor Landsat. Finalmente se presentan resultados obtenidos junto con el análisis de los mismos.

6.1. Caracterización física de los suelos de la cuenca.

En el Capítulo 3 se realizó una descripción general de los suelos presentes en el sistema hidrológico bajo estudio. Para la validación de la metodología propuesta se utilizó una descripción de mayor detalle, conforme a las asociaciones de suelos. Se

partió de la información elaborada por el Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria que caracteriza los perfiles de suelos presentes en el área de estudio.

En trabajos previos a esta tesis, fueron realizadas las siguientes tareas: (a) digitalización y geo-referenciación de las cartas de suelo; (b) discretización acorde a la grilla de trabajo empleando sistemas de información geográfica (SIG); (c) asignación de propiedades hidráulicas de suelos para las asociaciones mediante funciones de pedotransferencia ya probadas en la región de estudio (Zimmermann *et al.*, 2008)

Para el último punto, se extractó de las cartas de suelos disponibles la información de las series de suelos presentes en la cuenca. En cada perfil de las series, en función de su profundidad y su estratigrafía, se detallan entre 3 y 8 horizontes de los cuales se ha publicado la composición textural, junto a otros parámetros bio-físicos tales como contenido de materia orgánica, capacidad de intercambio catiónico, pH, etc. Se estimaron parámetros por serie de suelos utilizando la información de cada horizonte. Se incorporaron funciones de pedotransferencia para calcular, en cada uno de los estratos de las series: densidades secas, punto de marchitez permanente PMP, capacidad de campo CC, conductividad hidráulica saturada K_s , presión capilar y conectividad de poros para la curva de retención (modelo de Brooks-Corey) y humedades volumétricas residuales y de saturación (Zimmermann y Basile 2008).

Se propuso una metodología de ponderación para obtener parámetros por serie de suelos, partiendo de los parámetros calculados para cada horizonte. Los criterios fueron los siguientes: (a) para la conductividad hidráulica vertical se calculó la media armónica de las conductividades de cada estrato y (b) para el resto de los parámetros el promedio ponderado por el espesor de cada estrato.

Por lo general, las series de suelos no se encuentran “puras” en toda la extensión del territorio en estudio, por el contrario, en estado natural las mismas se encuentran combinadas entre sí tomando el nombre de asociaciones, consociaciones y complejos según el grado de combinación. Es por esto, que para poder caracterizar los distintos grupos, se hizo necesario adoptar una metodología de ponderación según

el porcentaje de ocupación real de cada serie dentro de cada grupo. El mapa de asociaciones presentes en la cuenca se muestra en la Figura 6.1.

Este trabajo previo, permitió generar una base de datos con propiedades hidráulicas de 204 asociaciones del sur santafesino, parte de las cuales han sido utilizadas en la presente tesis (Zimmermann *et al.*, 2008, 2009).

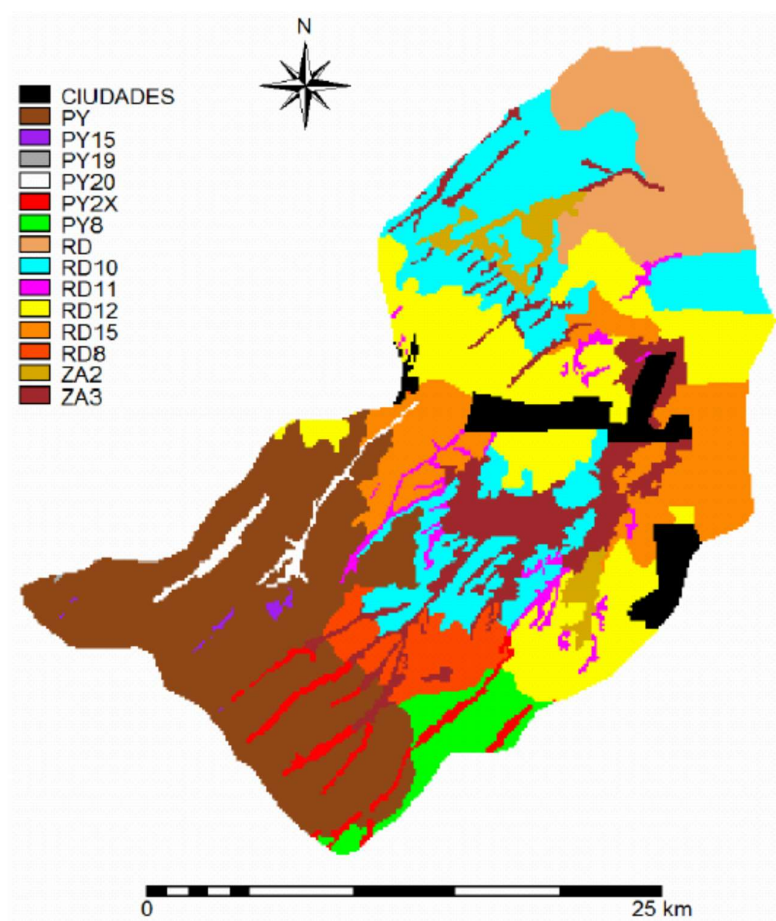


Figura 6.1 Mapa de asociaciones de la cuenca del arroyo Ludueña.

6.2. Contexto de modelación utilizado para las validaciones

Conocidas las propiedades hidráulicas del suelo y asumidas las características de coberturas vegetales (el 90 % del suelo rural de la cuenca piloto es ocupado por la producción de soja), queda por seleccionar las metodologías para estimar escurrimientos netos y compararlos con valores observados en el prototipo.

En trabajos antecedentes a la presente tesis, se desarrolló el modelo matemático hidrológico-hidráulico, físicamente basado y espacialmente distribuido cuasi-2D denominado VMMHH 1.0 (Riccardi *et al.*, 2009). El sistema de modelación está basado en los esquemas de celdas originalmente propuestos por Cunge (1975), y permite la simulación de escurrimiento superficial multidireccional en ambientes rurales y urbanos. En cada unidad de la capa superficial es posible plantear el ingreso de flujo proveniente de precipitación neta, aporte de caudales externos e intercambio de caudales con celdas adyacentes. Para la determinación necesaria de lluvia neta en cada celda es posible el uso de las metodologías de Green y Ampt, o del Servicio de Conservación del Suelo de Estados Unidos (Chow, 1994). El escurrimiento resultante puede ser propagado en un dominio espacial 2D mediante un espectro de leyes de descarga desde aproximaciones cinemáticas a difusivas de la ecuación de momento, permitiendo el tránsito por ríos, canales y valles de inundación

El modelo fue previamente constituido en la cuenca del arroyo Ludueña. La implementación del modelo matemático comprendió: a) la generación del modelo digital del terreno; b) la constitución de la red hídrica; c) la incorporación del trazado vial y ferroviario; d) la incorporación de estructuras hidráulicas como alcantarillas, puentes y un vertedero (Riccardi *et al.*, 2010, Stenta *et al.*, 2009, 2010).

El modelo digital del terreno se constituyó con base en la vectorización y geo-referenciación de cartas topográficas del Instituto Geográfico Nacional (IGN) y con la adición de puntos relevados en campo. El MDT quedó conformado por aproximadamente 96 000 puntos, con coordenadas X, Y, Z geo-referenciadas. Para elaborar la información topográfica en formato de grilla equiespaciada que demandó el modelo hidrológico-hidráulico, se utilizó un programa computacional de tratamiento de datos topográficos, que incluye algoritmos de interpolación,

empleándose el algoritmo de interpolación de Kriging mediante el cual se definió la grilla equiespaciada cada 250 m.

Para determinar los contornos del MDT se llevó a cabo la delimitación de la cuenca con base en la divisoria de aguas topográfica y contemplando en los casos que así lo requieran los posibles límites físicos que generan terraplenes carreteros y ferroviarios. Se consideró como sección de control de la cuenca la desembocadura del arroyo Ludueña con el río Paraná. El modelo quedó finalmente constituido con un tamaño de grilla (TG) cuadrangular de 250 m de lado, lo que involucró 11.855 celdas y 23.345 vinculaciones entre celdas.

La asignación de condiciones de humedad antecedente se realizó a partir de la aplicación de una formulación del índice de precipitación antecedente (IPA) desarrollado en forma específica para esta cuenca (Zimmermann *et al.*, 2009). Este índice fue actualizado diariamente y se discretizó espacialmente del mismo modo que el campo de precipitaciones; asimismo, se vinculó directamente con el grado de saturación relativa (Se) mediante una relación ajustada presentada en la formulación del IPA, cuya expresión se expone a continuación:

$$IPA(n) = P(n) + IPA(n-1) * k(n) \quad [6.1]$$

Donde, IPA(n) es el índice de precipitación antecedente correspondiente al día n del año; P(n) es la precipitación del día n; k(n) el coeficiente de decaimiento correspondiente al día n, dado por la siguiente ecuación:

$$k(n) = k_{ver} + (k_{inv} - k_{ver}) \text{seno}^2\left(\frac{\pi}{365}n\right) \quad [6.2]$$

Donde, k_{ver} y k_{inv} son los coeficientes de decaimiento extremos correspondientes a las estaciones de verano e invierno, respectivamente.

El valor del IPA se considera un parámetro representativo de un estado de humedad antecedente de la cuenca expresado en forma continua en el tiempo. El coeficiente de decaimiento, variable durante el año, trata de reproducir las

extracciones por evapotranspiración variables estacionalmente debido a la variabilidad de las condiciones de insolación y estado de humedad ambiente.

Dado que en definitiva el IPA tiene que dar información asociada con parámetros utilizados para la estimación de pérdidas del flujo, se propone la siguiente manera de vincularlo; a través de la estimación del grado de saturación del perfil para aplicar el método de Green y Ampt. La propuesta surge directamente de considerar la siguiente relación (Zimmermann et al., 2009):

$$S_e = \frac{IPA_n - R_{PMP}}{R_{SAT} - R_{PMP}} \quad [6.3]$$

Donde, S_e es el grado de saturación efectiva, R_{PMP} y R_{SAT} son las láminas equivalentes al punto marchitez permanente y saturación, respectivamente.

La lluvia neta fue determinada a partir del algoritmo de Green y Ampt, y mediante la proposición de una pérdida inicial por interceptación en follaje y almacenamiento en microdepresiones superficiales.

Se ha considerado un valor constante de pérdida inicial entre 6 y 9 mm, rango de valores derivado a partir de las modelaciones antecedentes realizadas en el periodo 2008-2009 (Riccardi *et al.*, 2009). Los valores medios de los parámetros de Green y Ampt para la permeabilidad vertical saturada (k_v) y el potencial de succión (Ψ) son $k_v = 79.7$ mm/día y $\Psi = 854$ mm (Zimmermann *et al.*, 2009). La densidad aparente media de los suelos de la cuenca se estima en $1,35$ g/cm³.

6.3. Propuesta de aplicación

Estando implementado el modelo matemático descrito en el apartado anterior, se consideró conveniente proponer una metodología alternativa a la presentada (IPA) para la estimación de las condiciones antecedentes de humedad, basada en el tratamiento de imágenes satelitales utilizando la ecuación de regresión propuesta (Capítulo 5). Las imágenes satelitales deben ser contemporáneas a las

tormentas para las cuales hay registros de niveles y puede reconstruirse hidrogramas de crecidas y consecuentes volúmenes de escurrimiento neto.

La cuenca del Arroyo Ludueña cuenta con una red de nueve sensores de niveles y seis sensores de lluvias. Durante el periodo de operación 2008-2010, la red no funcionó en cada evento en su totalidad, por lo que la información disponible en todos los eventos lluviosos es parcial. También existe una red de apoyo basada en observaciones pluviométricas realizadas por personal de los municipios. En la Figura 6.2 se indican los sitios de los sensores de lluvia y niveles, al igual que un grupo de sitios críticos.

Se analizaron las tormentas monitoreadas durante el período de operación de la red de sensores y la superposición cronológica con imágenes disponibles de Landsat llegando a obtener tres imágenes sincronizadas, de acuerdo como se muestra en Tabla 6.1.

El procedimiento de validación consistirá en los siguientes pasos:

- (a) Estimación de un mapa de humedades de la cuenca con una resolución acorde a la imagen satelital (30 m) aplicando la ecuación 5.1 (capítulo 5).
- (b) Adecuación del mapa de humedades a la discretización del modelo (250 m). Se desarrolló un programa de agregación escrito en FORTRAN que lee las coordenadas de centros de celdas, la asociación de series de suelos a la que pertenece cada celda y el mapa de humedades con resolución de 30 m. Seguidamente, consulta la base de datos de parámetros hidráulicos del suelo y asigna los parámetros de interés (humedades límites y densidad aparente) acorde a las asociaciones de cada celda, transforma las humedades en peso a contenido de humedad y saturación efectiva y los agrega a tamaño de grilla 250 m. (criterio utilizado “vecino más cercano”).
- (c) Aplica la subrutina del modelo VMMHH 1.0 que construye los hietogramas netos de cada celda aplicando la metodología de Green y Ampt, partiendo del campo de precipitaciones correspondientes a cada tormenta, que fue desagregado a un tamaño de grilla de 250 m (Riccardi *et al.*, 2009).

Tabla 6.1. Coincidencia temporal entre tormentas y pasajes de satélites

Fecha de la tormenta	Fecha de la Imagen	Desfasaje temporal
29/11/2008	14/11/2008	15 días
20/02/2009	18/02/2009	2 días
03/02/2010	20/01/2010	14 días

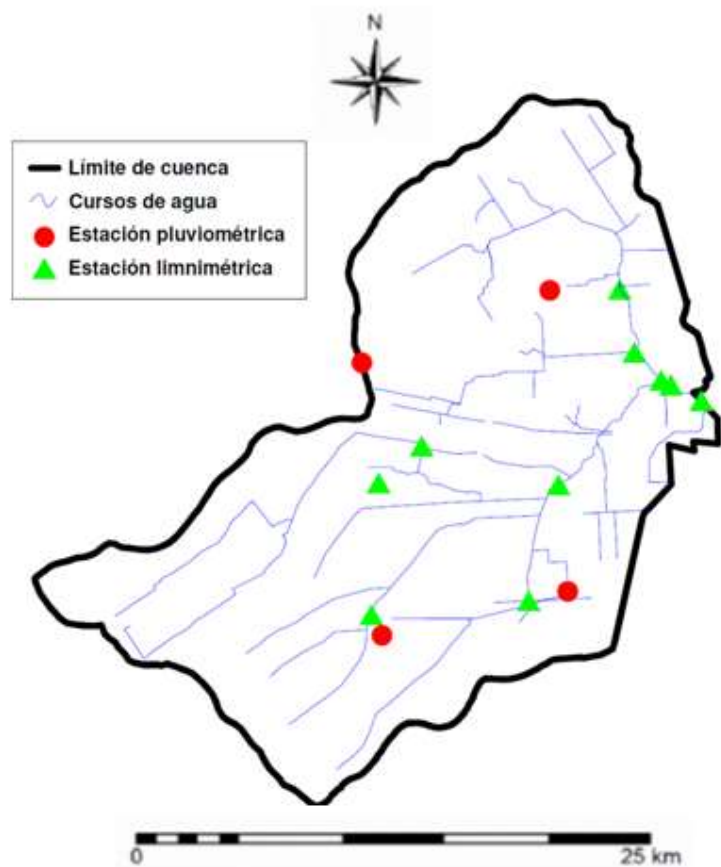


Figura 6.2. Ubicación de los sensores de lluvia y niveles en la cuenca.

A manera de ejemplo la Figura 6.3 muestra los mapas de saturación efectiva (Se) construidos mediante aplicación de la ecuación 5.1 y agregados a la escala de cuenca (250 m).

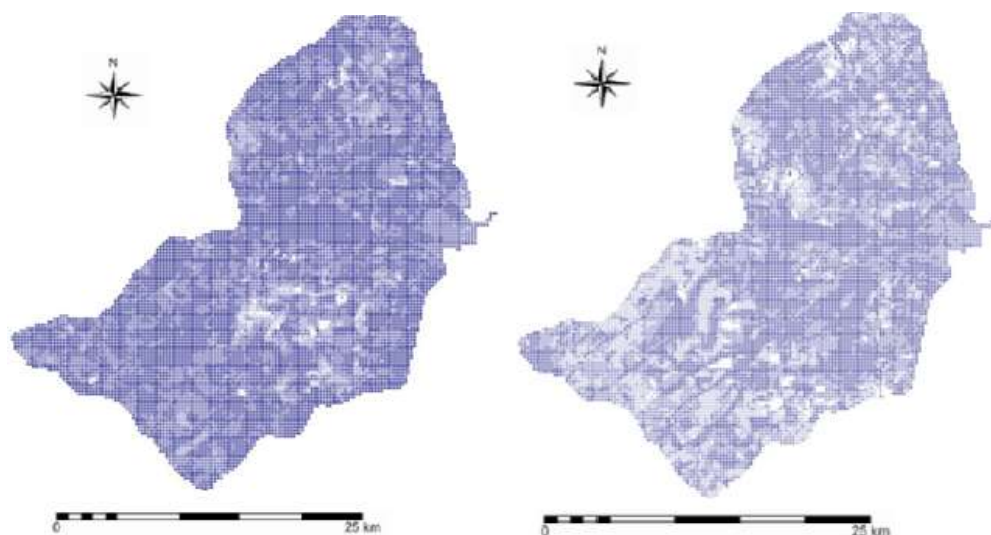


Figura 6.3. Mapa de Se, (a) tormenta 20/02/2009, (b) tormenta del 03/02/2010

Los valores agregados a nivel de cuenca, es decir, sumados los volúmenes de escurrimiento con cierre en la sección de Circunvalación se presentan en la Tabla 6.2. Puede apreciarse en dicha Tabla conjuntamente las láminas de lluvia, lluvia efectiva (descontando interceptión) y lluvia neta observadas para las tormentas analizadas. Se ha estimado un rango de lluvia neta para los eventos debido a incertidumbres en los hidrogramas derivados de los limnigramas registrados.

Tabla 6.2. Valores estimados de láminas netas.

Fecha de la tormenta	Lámina de lluvia (mm)	Lámina de lluvia efectiva (mm)	Rango de láminas netas observadas (mm)	Fecha de la Imagen	Se medio cuenca	Lámina neta estimada (mm)
29/11/2008	50.16	41.57	13/17	14/11/2008	0.26	12.10
20/02/2009	72.42	63.42	12/16	18/02/2009	0.87	18.95
03/02/2010	96.84	87.84	28/33	20/01/2010	0.70	37.30

De Tabla 6.2 es notorio que existe un desfase importante entre los valores estimados y observados de láminas netas, ya que en todos los casos se escapan del rango observado, en la primera tormenta por defecto y en las dos restantes por exceso.

No obstante, estos resultados son levemente superadores frente a los obtenidos previamente utilizando el índice de precipitación antecedente (IPA) como estimador de humedad antecedente (Riccardi *et al.*, 2013), junto al modelo de Green y Ampt empleado en este trabajo (Tabla 6.3).

Tabla 6.3. Comparación de metodología basada en IPA y propuesta en esta tesis

Fecha de la tormenta	Lámina neta estimada con HS antecedente según IPA (mm)	Lámina neta estimada con HS antecedente según ecuación 5.1 (mm)
29/11/2008	12.50	12.10
20/02/2009	24.00	18.95
03/02/2010	35.00	37.30

Las diferencias de las humedades antecedentes entre las observadas y estimadas mediante la imagen satelital pueden estar asociadas al tiempo de desfase entre el pasaje del satélite y el momento en que ocurre el evento (Tabla 6.1).

Haciendo un análisis de las lluvias antecedentes a cada tormenta en los periodos entre revisita y tormenta, en el periodo entre el 14/11 y 29/11/2008, precipitan en promedio en la cuenca 4 mm el día 15/11 y 13 mm el día 26/11. Estas lluvias darían un tenor de humedad antecedente mayor que el “observado” por el satélite haciendo que la estimación de la lámina neta sea por defecto al considerar la imagen del día 14/11.

Para la tormenta del 20/02/2009, entre el 18 y el 19/02 no se registran precipitaciones, por lo cual la humedad antecedente al día 20/02 debería ser algo menor que la observada el día 18, teniendo en cuenta la fuerte demanda atmosférica

de humedad de la época veraniega. Esto explicaría la sobreestimación de la lámina neta que figura en Tabla 6.2.

Para la última tormenta considerada, del 3/02/2010, cuya anterior imagen data del 20/01/2010, se registran en promedio 22 mm entre el 31/01/2010 al 2/02/2010. Esto no explicaría la sobreestimación de la lámina neta que figura en la Tabla 6.2, pero debe tenerse en cuenta que los 11 días previos a la tormenta del 31/01 existe una fuerte tasa de evapotranspiración que podría incidir negativamente en el estado de humedad aún a pesar de las lluvias antecedentes a la tormenta analizada.

6.4. Modelo combinado IPA-SAT

Para tener en cuenta los eventos climáticos que ocurren en los desfases temporales entre tormenta y revisita del satélite se propone aquí aplicar un coeficiente correctivo y agregado en toda la cuenca definido como la relación entre las saturaciones efectivas (Se , ecuación 6.3) calculadas los días de revisita y antecedente a la tormenta considerada. En otras palabras, se propone *actualizar* el patrón de humedad estimado mediante la imagen satelital en función de la relación entre las Se mencionadas:

$$Cac = \frac{Se_{n-1}}{Se_d} = \frac{IPA_{n-1} - R_{PMP}}{IPA_d - R_{PMP}} \quad [6.4]$$

Donde, Cac es un coeficiente de *actualización climática*, Se_{n-1} y Se_d , son las saturaciones efectivas (ec. 6.3) correspondiente al día antecedente a la tormenta ($n-1$) y de revisita (d), respectivamente, IPA_{n-1} e IPA_d son los índices de precipitación antecedente correspondiente al día antecedente a la tormenta ($n-1$) y de revisita (d), respectivamente.

Con las precipitaciones registradas en el período de operación de los sensores (2008-2010), se construyeron valores de IPA para las 4 estaciones pluviométricas y se obtuvieron valores medios reales de saturación efectiva (Se) aplicando la metodología de Thiessen. Con esta información se obtuvieron los “ Cac ” para cada tormenta

considerada, se actualizaron los índices de saturación efectiva S_e y recalculado las respectivas láminas netas acorde a la metodología descrita previamente. Los resultados de esta operación figuran en Tabla 6.5

Tabla 6.5. Valores estimados de láminas netas (modelo combinado IPA-SAT).

Fecha de la tormenta	Lámina de lluvia (mm)	Cac	Rango de láminas netas observadas (mm)	Fecha de la Imagen	Se médio cuenca corregido	Lámina neta estimada (mm)
29/11/2008	50.16	1,230	13/17	14/11/2008	0.30	13.56
20/02/2009	72.42	0.965	12/16	18/02/2009	0.83	15.55
03/02/2010	96.84	0.766	28/33	20/01/2010	0.54	29,65

Como puede apreciarse los valores estimados de láminas netas se encuentran dentro del rango de los observados en todos los casos analizados. La propuesta de *actualización* de los patrones de humedad mediante el uso del IPA mejora notoriamente la estimación y comprueba que la causa principal de los desvíos mencionados en el anterior ítem se debe a los desfases temporales entre revisita satelital y momento de la tormenta.

La Figura 6.4 y Figura 6.5 se muestra los volúmenes de escurrimiento en cada celda de simulación, a manera de ejemplo, tras aplicar las metodologías combinadas de Ecuación. 5.1, coeficiente de actualización climática y Green y Ampt.

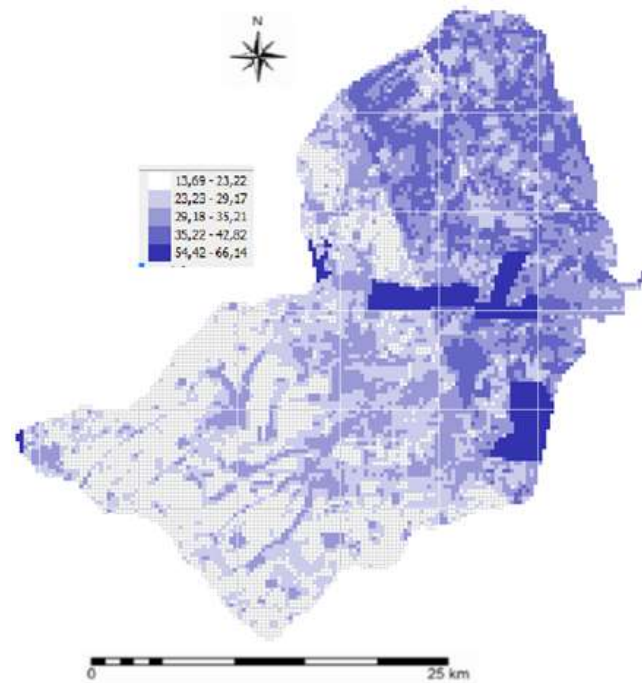


Figura 6.4 volúmenes de escurrimiento tormenta 20/02/2009

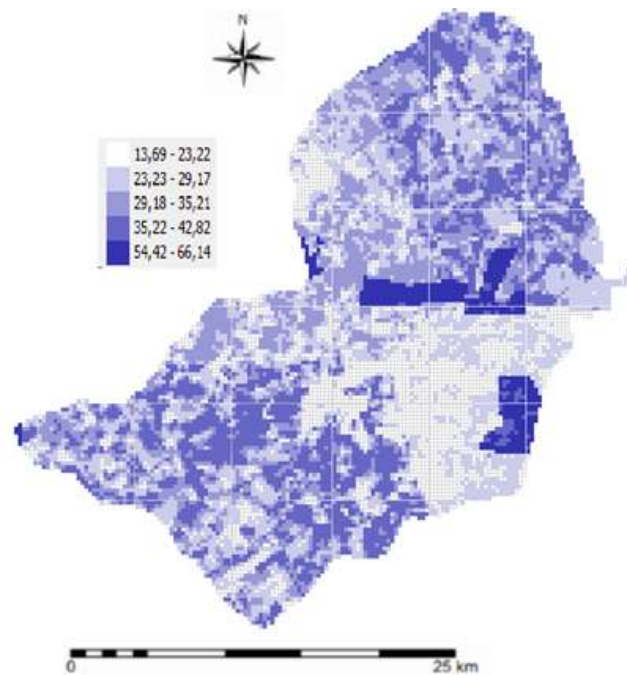


Figura 6.5 volúmenes de escurrimiento tormenta 20/02/2009.

7. CAPITULO VII. CONCLUSIONES

La HS es un parámetro que presenta una fuerte relevancia en los diversos procesos hidrológicos, de especial sensibilidad para la población de la zona de estudio, donde las inundaciones son un problema frecuente.

En este trabajo de tesis se propone una metodología para obtener una modelación que permita obtener la HS (Humedad del Suelo) a partir de una imagen satelital tomada con Landsat 5TM. Para la determinación de la ecuación propuesta en este trabajo se desarrolló una nueva metodología de estudio, donde se tomaron muestras de campo en forma simultánea al pasaje del satélite sobre la zona de estudio y de forma de minimizar la interferencia de otros factores (nubosidad, evapotranspiración, etc.). Los resultados obtenidos mediante la aplicación del modelo se consideran satisfactorios para la estimación de la HS.

Posteriormente, se aplica el modelo hallado en una cuenca de estudio para calcular la escorrentía de la misma y se comparan los resultados obtenidos de la modelación con valores medidos en la sección de control de la cuenca.

Como resultado, se ha obtenido un modelo que permite obtener una buena precisión en la estimación de la HS, y que presenta satisfactoria correlación de los datos físicos extraídos y los detectadas por la imagen, como se puede evidenciar en la validación estadística del modelo y en la aplicación de la ecuación a nivel de cuenca donde los escurrimientos estimados indirectamente a partir del patrón de humedades calculadas se acercan aceptablemente a los valores observados.

A continuación se detallan las conclusiones más relevantes, las aplicaciones, limitaciones y ventajas del modelo, así como también recomendaciones para futuros trabajos.

7.1. Determinación del modelo

El estudio presenta una ecuación del modelo (representada en la ecuación 5.1 en el desarrollo de esta tesis) que permite el cálculo de la HS a partir de imágenes satelitales de Landsat 5TM.

Siendo HS la humedad superficial del suelo en un pixel dado de la imagen, y siendo $R1, R2, R4, R5$ la reflectancia medida en la imagen satelital en el mismo pixel.

El coeficiente de determinación obtenido a partir de la regresión de los datos analizados es satisfactorio ($R^2=0.88$) y el error estándar de la estimación ($E=3.77\%$) se considera aceptable dadas las condiciones de toma de datos y medios utilizados en la investigación.

El análisis de residuales de la modelación, que nos deja como resultado principal la desviación estándar del error en la predicción ($s=3.67\%$), parece aceptable para el uso propuesto del modelo, que es calcular los coeficientes de escorrentía para una cuenca de mucha mayor extensión y llegar a predecir la escorrentía en la sección de control de la cuenca.

Una verificación más del modelo pasa por la distribución estadística del error, que verifica una distribución normal (y por tanto se puede considerar aleatorio), y el promedio de dichos errores para la muestra es cercano a cero (0.001). Esto sugiere que si bien la capacidad del modelo de predecir el valor de un pixel dado es limitada (notar que el error estándar es relativamente alto), la aplicación del modelo a grandes superficies presenta una muy buena precisión.

La diferencia entre el error estadístico de la modelación y el calculado a partir del método de propagación de errores, sugiere que la capacidad de medir la HS de un pixel puede ser mejorada, y se puede hallar un modelo más preciso y con menor error, en caso de contar medios suficientes para mejorar la toma de datos. Esto es claramente un desafío para futuras investigaciones.

7.2. Aplicación del modelo a la predicción de escorrentías y comparación de la predicción con valores reales medidos.

La aplicación del modelo a escala de cuenca ha permitido verificar resultados satisfactorios comparando las láminas netas generadas mediante modelación y observadas en la sección de control de la cuenca piloto.

Comparando la metodología propuesta con metodologías alternativas, por ejemplo la del índice de precipitación antecedente se deduce que el patrón de distribución espacial de HS es mucho más detallado, lo cual representa una ventaja muy importante respecto a la metodología de comparación.

Con la mejora introducida a partir del coeficiente de actualización climática los resultados alcanzan una notoria mejoría. En todos los casos los valores de láminas netas estimadas se encuentran dentro de los rangos observados en la cuenca del Arroyo Ludueña para las tormentas tomadas como referencia en esta investigación.

Se considera que el método híbrido resultante representa una alternativa de estimación de HS que permite una detallada resolución espacial junto a una actualización temporal que resuelve satisfactoriamente el desfase entre la toma de la imagen y el día antecedente al evento de lluvia.

7.3. Campo de aplicación del modelo

La aplicación de la ecuación del modelo, debe realizarse teniendo en cuenta ciertas limitaciones inherentes a la metodología, toma de datos y extensión de la parcela de estudio utilizada.

Se considera que este modelo es adecuado para determinación de la HS en las siguientes condiciones:

1. Parcelas con similar geología y cubierta vegetal, en particular similar potencia de la capa orgánica.
2. Cualquier estación o época del año.

3. Amplio rango de condiciones de humedad del suelo.
4. Se aplica a extensiones grandes de tierra, para el análisis de datos de la imagen.
5. Se debe aplicar a datos de reflectancia, no es válido para datos de radiancia, por no ser desestacionalizados.

Se debe verificar cuidadosamente los resultados en caso de:

1. Aplicación para la determinación de un pixel independiente y considerado solo (en cuyo caso, el error de predicción debe ser tenido en cuenta tal cual se describe en la ecuación 5.1).
2. Aplicar el modelo a datos obtenidos con otros satélites, especialmente si las longitudes de onda en el espectro de las bandas no coinciden con las bandas de Landsat 5TM.

7.4. Aplicación del modelo a datos tomados con otros satélites

En teoría la aplicación de este modelo a diferentes satélites es posible, dado que se convirtieron los valores de estudio a reflectancia, desestacionalizando la muestra y llevando los valores de Numero Digital (ND) a valores físicos. De esta forma, estos valores deberían poder ser comparados con los obtenidos por medio de otros satélites que trabajen en las mismas resoluciones espectrales.

Si bien el modelo utiliza unidades físicas que pueden ser medidas por cualquier satélite, la aplicación de este modelo a otros satélites podría no tener la misma precisión en la detección de la humedad que la que se obtiene con Landsat 5 TM. Esto se debe a que cada satélite utiliza sensores que detectan la reflectancia de un rango de frecuencias (bandas) que varía de un satélite a otro.

De la misma forma, satélites que utilicen resoluciones espaciales menores que las de Landsat 5 TM también podrían reducir la precisión de los resultados, dado que en la cuenca de estudio las condiciones de humedad y vegetación del suelo son heterogéneas. Los valores que el sensor detecta para un pixel es el promedio de los

valores de humedad dentro del área correspondiente al mismo. Este modelo aplicado a imágenes tomadas con satélites como por ejemplo MODIS, el cual tiene resolución espacial de 250m x 250m para el espectro visible, podría ofrecer una predicción de la humedad con mayor error que la que se obtendría con Landsat 5 TM, para el que fue calibrado.

Este modelo mantiene la precisión y nivel de error para imágenes tomadas con el satélite Landsat 8 TM (lanzado en febrero de 2013 por la NASA) dado que este utiliza la misma resolución espacial y bandas similares que las utilizadas en el desarrollo del modelo.

7.5. Aplicación de la metodología a otras investigaciones

Uno de los aportes de este trabajo, es que esta metodología puede ser aplicada de forma similar para realizar otras investigaciones en el campo de las imágenes satelitales, no necesariamente vinculadas a la humedad del suelo.

La investigación del estado del arte y los contactos realizados con otros investigadores y profesionales del área en el transcurso de la investigación no evidencian la presencia de una metodología y resultados obtenidos en el presente trabajo.

8. CAPITULO VIII. BIBLIOGRAFÍA

- Álvarez-Mozos, J., J. Crespo. 2006. Estimación de la humedad superficial del suelo en cuencas agrícolas por medio de imágenes de teledetección radar. Congreso Internacional Conjunto XVII Ingegraf – XV ADM Ingeniería Gráfica 2005, Sevilla, España, 1-3. Disponible en:
<http://www.cartesia.org/geodoc/inpegraf2005/gis6.pdf> (8/8/07).
- Aragonés, L. (2010). Tesis Doctoral. Inteligencia computacional en teledetección. Control de contenido de humedad en combustible en superficie terrestre mediante imagen de satélite para prevención de incendios. España: Universidad de Alcalá.
- Arbelo, M. 2011. Tutorial de teledetección. Revisado febrero 2012. Disponible en:
<http://marbelo.webs.ull.es/rs2.pdf>
- Barrachina, M., Cristobal, J., A. Tulla. 2009. Análisis de producción de biomasa de los prados y pastos de Valle Fosca (Pirineo Axial-Nogueres). Teledetección: Agua y Desarrollo Sostenible. XIII congreso de la Asociación Española de Teledetección. pp. 225-229. España.
- Basile, P., Riccardi, G., H. Stenta. 2005. Modelación de la producción de sedimentos a escala de cuenca en Cuenca Ludueña. XX Congreso Nacional del Agua, Argentina.
- Baumgartner, M., Schultz, G., I. Johnson. (Eds.). 1997. Remote Sensing and Geographic Information Systems for Design and Operation of Water Resources Systems. IAHS Publication N° 242. IAHS Press. Wallingford. UK. 259p.
- Belda, F., Melia, J., D. Sagarra. 1999. Relación entre el NDVI, precipitación y humedad del suelo. Aplicación a zonas forestales de la provincia de Alicante.

Teledetección avances y aplicaciones. VIII Congreso Nacional de Teledetección, pp. 80-83. Albacete, España

- Bense, T. 2007. Índices N-Dimensionales–Tasseled Cap. Tutorial Introducción a la Percepción Remota. Sextas Jornadas de Educación y Primeras Uruguayas en Percepción Remota en el Ámbito del MERCOSUR.
- Biftu, G.F., and T.Y. Gan. 2001. Semi-distributed, physically based, hydrologic modeling of the Paddle River Basin, Alberta, using remotely sensed data. *Journal of Hydrology* 244, 137–156.
- Bocco G, de Brouwer H, Karanga F (eds.). 1994. Modelling water resources and water demand in semi-arid areas: Data integration and analysis using a Geographics Information System. ITC-UNESCO. International Institute for Aerospace Survey and Earth Sciences (ITC). The Netherlands. 62p.
- Bolivar, G., Araujo de Sousa, J., S. Midori. 2010. Uso técnica tasseled cup y los índices NSWI y MNDVI para delimitación de áreas propensas a inundación estado de Guárico, Venezuela. 1-13.
- Bolzi, S.C., Velasco, I., Rodríguez, D., Burés, A., M. Marino. 2010. Detección de cambios en la superficie originados por distintos fenómenos naturales usando sensores remotos. Anales del XIV Simposio Internacional SELPER. Guanajuato, México, noviembre 2010.
- Bosque, J., Escobar, F., García, E., M. Salado. 1994. Sistemas de Información Geográfica: Prácticas con PC ARC/INFO e IDRISI. Ed. Addison-Wesley Iberoamericana. ISBN 0-201-82191-5. USA. 487p
- Buemi, M.E. 2012. Tesis de Doctorado. Universidad de Buenos Aires. Tratamiento de imágenes de radar de apertura sintética mediante filtros stack. Buenos Aires, Argentina.
- Capehart, W.J., T.B. Carlson. 1997. Decoupling of surface and near-surface soil water content: A remote sensing perspective. *Water Resources Research*, vol. 33. pp 1383-1395.

- Carlson, T. 2007. An Overview of the "Triangle Method" for Estimating Surface Evapotranspiration and Soil Moisture from Satellite Imagery. *Sensors*, ISSN 1424-8220, 7, 1612-1619.
- Carlson, T.N., Gillies, R.R., T.J. Schmugge. 1995. An interpretation of methodologies for indirect measurement of soil water content. *Agric. For. Meteorol.* 77 (3-4), 191-205.
- Castro, J. C., Balderas, M., M. Hernandez. 2011. Identificación de humedad en el suelo a través de la teledetección para mejorar manejo de la tierra caso zona Florícola, Estado de México. XIII Conferencia Iberoamericana de sistemas de información geográfica, (pág. 13). Toluca, Mexico.
- Conway, E. 1997. *An Introduction to Satellite Image Interpretation*. Baltimore, Meryland. Estados Unidos: The Johns Hopkins University Press.
- Crist, E.P. and R.C. Cicone. 1984. A physically-based transformation of Thematic Mapper data--The TM Tasseled Cap. *IEEE Trans. on Geosciences and Remote Sensing*, Vol GE-22: 256-263.
- Cunge, J. 1975. Two dimensional modelling of flood plains. *Water Resources Publications*, Fort Collins. Colorado, USA.
- Chávez, T.E., Colonia D.O., Loarte, E., Albornoz, I., A. Zambrano. 2011. Identificación de lagunas de Alta Montaña en el Perú mediante técnicas de Teledetección Espacial y Modelos de Elevación Digital. *Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR*, Curitiba, PR, Brasil, INPE p.7836.
- Chow VT. 1994. *Hidráulica de Canales Abiertos*. Edit McGraw-Hill Interamericana SA, Bogotá, Colombia.
- Chuvieco, E. 2006. *Teledeteccion Ambiental*. Barcelona, España: edit. Hurope, S.L.
- Di Leo, N., Bonel, B., Montico, S., Vilche, M. y J. Denoia. 2007. Balance energético en unidades de tierra de una cuenca rural basado en un sistema de información

geográfica. Revista de la Facultad de Ciencias Agrarias, Vol. 39, no. 1, pp. 41-57.

Doe, W.W., and B. Saghafian. 1992. Spatial and temporal effects of army maneuvers on watershed response: The integration of GRASS and a 2-D hydrologic model. Proc., 7th Annu. GRASS Users Conf., Tech. Rec. NPS/NRG15D/NRTR-93/13, National Park Service, Lakewood, Colo., 91-165.

Duzgun S., y N. Demirel. 2011. Remote sensing of the mine environment: CRC Press, Taylor & Francis Group.

Engman, T. 1991. Applications of microwave remote sensing of soil moisture for water resources and agriculture. Remote Sensing of Environment. Volume 35, Issues 2-3, pages 213-226.

Gandía, S., y J. Melia. 1991. La Teledetección en el Seguimiento de los Fenómenos Naturales. Recursos Renovables: Agricultura. Valencia: Universidad de Valencia. España.

Gao, B.C. 1996. (NDWI) A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. Remote Sensing of Environment, 58, pp. 257-266.

Giacomelli, A., Bacchiega, U., Troch, U., y M. Mancini. 1995. Evaluation of surface soil moisture distribution by means of SAR remote sensing techniques and conceptual hydrological modelling. Journal of Hydrology, volume 166, pp 445-459.

Gilabert, M., González-Piqueras, J., Garcia-Haro, F.J, J.Melia. 2002. A generalized soil-adjusted vegetation index. Remote sensing of environment., 82, 302-310.

Gutierrez, J., G. Camps-Valls, G., Luque, M.J., J. Malo. 2011. A Color Contrast Definition for perceptually based color image coding. Valencia. España: Universidad de Valencia.

- Han, J., Wang, P., Yang, H., Liu, J., Wang, J. 2006. Study on NDVI-Ts space by combining LAI and evapotranspiration. Science, China: Earth Sciences Vol. 49, pp 747-754.
- Huesca, M., Litago, G., Escribano, P., Palacios-Orueta, S. Merino. 2009. Utilidad del índice espectral as1 para caracterizar tipos de utilidad del índice espectral as1 para caracterizar tipos de análisis de series de tiempo. Teledetección: Agua y desarrollo sostenible. XIII Congreso de la Asociación Española de Teledetección, 561-564.
- Idso, S.B., Schmegge, T.J., Jackson, R.D. and R.J. Reginato. 1975, The utility of surface temperature measurements for the remote sensing of surface soil water status. Journal of Geophysical Research, 80, pp. 3044–3049.
- Instituto Geografico Nacional de Argentina (IGN). 2011. Procesamiento digital de imágenes satelitarias Nivel II. Centro de Capacitación en Ciencias Geográficas. Buenos Aires, Argentina.
- Jackson, J., Chenb, D., Cosha, M., Lia, F., Andersonc, M. 2004. Vegetation water content mapping using landsat data derived normalized difference water for corn and soy beans. Remote Sensing of Environment. Volume 92, pp 475-482.
- Jackson T, Schmuggle J, E. Engman. 1996. Applications of Remote Sensing in Hydrology: Soil moisture. Hydrological Sciences Journal, Volumen 41, Numero 4, Pag 527-530.
- James, E. 1999. Soil Moisture. NASA. Disponible en: [www.nasa.gov: http://wwwghcc.msfc.nasa.gov/landprocess/](http://www.nasa.gov:wwwghcc.msfc.nasa.gov/landprocess/)
- Jensen, J.R. 2005. Introductory digital image processing (3ra ed.). United States of America: Pearson Prentice Hall.
- Jensen, J.R. 2007. Remote sensing of the environment (2nd. ed.). Estados Unidos: Pearson Prentice Hall.

- Johnson, B. E. 1993. Comparison of distributed vs. Lumped rainfall-runoff modeling techniques, Ms. Tesis, Memphis State Univ., Memphis, Tenn.
- Kauth, R.J., and G.S, Thomas. 1976. The Tasseled Cap. A graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen in Landsat. Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed. Lafayette, Indiana, pp, 41-51.
- Katra I, Blumberg, D.G., Lavee, H., P. Sarah. 2007. Spatial distribution dynamics of top soil moisture in shrub microenvironment after rain events in arid and semi-arid areas by means of high-resolution maps. *Geomorpholog*, v. 86 (3-4), 455-464.
- Katra, I., Blumberg, D.G., Lavee, H., P. Sarah. 2006. A method for estimating the spatial distribution of soil moisture of arid microenvironments by close range thermal infrared image. *International Journal of Remote Sensing*, 27, 2599-2611.
- Kimura, R. 2007. Estimation of moisture availability over the Liudaogou river basin of the Loess Plateau using new indices with surface temperature. *ELSEVIER Journal of arid environments* Vol. 70, 237-252.
- Lobell, D.B., P.G. Asner. 2002. Moisture Effects on Soil Reflectance. *Soil Science Society of America Journal*. Volume 66, pp 722-727.
- Lu Y., Tao H., H. Wu. 2007. Dynamic Drought Monitoring in Guangxi Using Revised Temperature Vegetation Dryness Index. *Wujns. Wuhan University Journal of Natural Science*, Vol 12-4, pp 663-668.
- Mcfeters, S.K. 1996. The use of normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17, pp. 1425–1432.
- Mendez, J., E. Zimmermann. 2012. Implementación del Modelo SHALL en la Cuenca del Arroyo Ludueña mediante el uso de Sistemas de Información

Geográfico. 1er Encuentro de Investigadores en formación en Recursos Hídricos. Buenos Aires.

Montico, S., Bonel, B., N. Dileo. 2006. Gestión de la energía en el sector rural: Cuenca del arroyo Ludueña, Santa Fe. Revista Agro mensajes de la Facultad. Facultad Ciencias Agrarias UNR, 20.

Moran M.S., Clarke T.R., Kustas W.P., Weltz M., Amer S.A. 1994. Evaluation of Hydrologic Parameters in A Semiarid Rangeland Using Remotely-Sensed Spectral Data. *Water Resources Research*, 30:1287–1297.

Moran, S., Hymerb, C., Qic, J., E. Sanod. 2000. Soil moisture evaluation using multi-temporal synthetic aperture radar (SAR) in semiarid rangeland. *Agricultural and Forest Meteorology*. Volume 105, Issues 1–3, pp. 69–80.

Ottle', C., Vidal-Madjar, D., 1994. Assimilation of soil moisture inferred from infrared remote sensing in a hydrological model over the HAPEX_MOBILHY region. *Journal of Hydrology* 158, 241–264.

Pauwels, V.R.N., Hoeben, R., Verhoest, E.C., F.P. De Troch. 2001. The importance of the spatial patterns of remotely sensed soil moisture in the improvement of discharge predictions for small-scale basins through data assimilation. *Journal of Hydrology* 251, 88–102.

Patel, N., Anapashsha, R., Kumar, S., Saha, S.K., V. Dadhwal. 2009. Assessing potential of MODIS derived temperature/vegetation condition index (TVDI) to infer soil moisture status. *International Journal of Remote Sensing*, 23–39.

Peña, M.A, S.H. Altmann. 2009. Reconocimiento del efecto de *Cinara cupressi* (Hemiptera: Aphididae) en el estado sanitario de *Austrocedrus chilensis* mediante imágenes multispectrales. *Bosque (Valdivia)*. Volumen 30 (3), pp 151-158.

Peréz Gutierrez, C., A.L. Muños Nieto. 2006. Teledetección Nociones y Aplicaciones. España: Universidad de Salamanca.

- Peñuelas, J., Piñol, J., Ogaya., R, I. Filella. 1997. Estimation of plant water concentration by the reflectance water index wi (R900/R970). *International Journal of Remote Sensing*, volume 18 No 13, 2869-2875.
- Price, J.C., 1980, The potential of remotely sensed thermal infrared data to infer surface soil moisture and evaporation. *Water Resources Research*, 16, pp. 787–795.
- Price, J.C. 1990. Using spatial context in satellite data to infer regional scale evapotranspiration. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 28, 940–948.
- PROCISUR (Programa cooperativo para el desarrollo tecnológico agropecuario del Cono Sur). 1997. El cambio global y el desarrollo tecnológico agropecuario y agroindustrial del Cono Sur. Libro Verde. Montevideo: ICCA.
- Rango Albert (Ed.). 1989. *Remote Sensing and Large-Scale Global Processes*. IAHS Publication N° 186. IAHS Press. Wallingford. UK. 187p.
- Reginato, R.J., Idso, S.B., Vedder, J.F., Jackson, R.D., Blanchard, M.B. And R. Goettelman. 1976, Soil water content and evaporation by thermal parameters obtained from ground-based and remote measurements. *Journal of Geophysical Research*, 81, pp. 1617–1620.
- Riccardi G., Zimmermann, E., Basile, P., Stenta, H., Scuderi, C., Postiglione, R., Lopez, C., Odicini, L., Gonzalez A., L. Ciabattari. Crecidas de diseño en cuencas de la región del gran Rosario. Argentina. Santa Fe. 2009. Libro. Artículo Completo. Taller. Taller sobre Criterios para la determinación de crecidas de diseño en sistemas climáticos cambiantes. FICH. Universidad Nacional del Litoral.
- Riccardi, G., Zimmermann, E., Basile, A., Stenta, H., Scuderi, C., J. Rentería. 2010. Experiencias de Simulación Físicamente Basada de Esguerrimiento Superficial en Cuencas de Llanura en Ambientes Rurales y Urbanos”. I Congreso Internacional de Hidrología de Llanuras. Azul, Buenos Aires, Argentina. Trabajo completo. Vol. II. Pp. 163-170.

- Riccardi, G., Stenta, H., Scuderi, C., Basile, P., Zimmermann, E., F. Trivisonno. 2013. Aplicación de un modelo hidrológico-hidráulico para el pronóstico de niveles de agua en tiempo real. *Tecnología y Ciencias del Agua*, vol. IV, núm. 1, pp. 83-105
- Richards., J. 2005. *Introductory Digital image processing* 3ra ed. (3ra ed.). Estados Unidos: Pearson Pretince Hall.
- Richards, J., X. Jia. 2005. *Remote sensing digital image analysis*. Fourth edition. Springer Berlin Heidelberg New York.
- Rodriguez, O. 2005. *Manual para el manejo y procesamiento de imágenes satelitales obtenidas del sensor remoto Modis de la NASA aplicado en estudios de Ingeniería Civil*. Tesis de grado. Pontificia Universidad Javeriana de Colombia. Facultad de Ingeniería Civil. Bogota, Colombia: Universidad Javeriana de Colombia.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., D.W. Deering. 1973. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: *Third ERTS Symposium*, NASA SP-351 I, pp. 309–317.
- Sadeghi, A. M., Hancock, G. D., Waite, W. P., Scott, H. D., J.A. Rand. 1984. Microwave Measurements of Moisture Distributions in the Upper Soil Profile. *Water Resource*. Volume 20 (7), pp 927-934.
- Salgado, H. 2008. Tesis doctoral. Estimación de la variabilidad de la humedad del suelo en base a modelización hidrológica y teledetección en la cuenca del arroyo Pablo Acosta, provincia de Buenos Aires. Buenos Aires, Argentina. Fac. de Agronomía. UBA.
- Sandholt, I., Rasmussen, K., J. Andersen. 2002. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of Environment*. volume 79, pp 213-224
- Sanhueza., J. L. (2005). *Sensores remotos & GIS*. Recuperado el 3 de octubre de 2012. Disponible en: <http://www.srgis.cl>

- Sanjay, K.J., Singh, R., Jain M., A. Lohani. 2005. Delineation of flood-prone areas using remote sensing techniques. *Water Resources Management* (2005) 19: 333–347.
- Sarría, F.A. 2005. Fundamentos físicos de la teledetección. www.um.es. Universidad de Murcia. España: <http://www.um.es/geograf/sigmur/teledet/tema01.pd>
- Scuderi, C.M., Riccardi, G.A., E.D. Zimmermann. 2012. Aplicación de redes funcionales al pronóstico de niveles en dos cursos de llanura del Gran Rosario. Encuentro Investigadores en Formación, Buenos Aires.
- Sensores Remotos y GIS. 2005. Sensores remotos y GIS. Revisado 2012. Disponible en: <http://www.srgis.cl>
- Serafini M., Sondano, A., R. Edrosa. 2009. Generación de cartografía sobre susceptibilidad a inundaciones en la isla delta superior y medio del río Parana. Mapping. Especial simposio XIII de la Selper. Volumen 131, pp 75-78.
- Singh, V., D. Woolhiser. 2002. Mathematical Modeling of Watershed Hydrology, *Journal of Hydrologic Engineering*, 7:4, pp. 270-292.
- Smith, R., B. Choudhury. 1991. Analysis of normalized difference and surface temperature observations over southeastern Australia. *International Journal of Remote Sensing*. Volume 12, Issue 10.
- Soti, V., Tran, A., Bailly, J.S., Puech, C., Seen, D.L. et al. 2009. Assessing optical earth observation systems for mapping and monitoring temporary ponds in arid areas. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 11, pp 344-351.
- Speranza, F.C., H. Zerda. 2005. Clasificación digital de coberturas vegetales a partir de datos satelitales multiespectrales. Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria Unidad Manfredi-Universidad Nacional de Santiago del Estero. <http://www.inta.gov.ar/manfredi/info/boletines>.

- SPSS Inc. 2003. SPSS Base 12.0 User's Guide. Chicago, IL. United States of America.
- Stenta H., Zimmermann, E., Riccardi, G., Basile, P., Rentería, J., C. Scuderi. 2010. Comparación de la respuesta hidrológica en una cuenca de llanura mediante el uso del modelo HEC-HMS y el modelo de aproximación difusiva VMMHH 1.0. I Congreso Internacional de Hidrología de Llanuras. Azul, Buenos Aires, Argentina –Trabajo completo. Vol. II. Pp 555-562.
- Stenta H., Riccardi G., Zimmermann E., Basile P., Scuderi C., et al. 2009 Implementación y Explotación de un Modelo Matemático Distribuido de Esguerrimiento Superficial para su Utilización en Sistema de Alerta Contra Inundaciones en la Cuenca del A° Ludueña. XXII Congreso Nacional del Agua y V Simposio de Recursos Hídricos del Cono Sur. Trelew. Argentina.
- Stimson, H. C., Breshears, D. D., Ustin, S. L., and S.C. Kefauver, (2005). Spectral sensing of foliar water conditions in two co-occurring conifer species: *Pinus edulis* and *Juniperus monosperma*. *Remote Sensing of Environment*, 96, 108–118.
- Tosolini, R., Geste, G. F. Salvagioti. 2012. Gira Edafológica, características generales de la provincia de Santa Fe. XIX congreso Latinoamericano y XXIII congreso Argentina de la ciencia del suelo. Mar del Plata. Argentina.
- Tucker, C.J. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8, 127–150.
- Ulaby F.T., Aslam A., MC. Dobson. 1982. Effects of Vegetation Cover on the Radar Sensitivity to Soil Moisture. *Browse Journals & Magazines. Geoscience and Remote Sensing. Volume GE-20 Issue 4.*
- Usero-Aragónés, L. 2010. Tesis Doctoral. Inteligencia computacional en teledetección. Control de contenido de humedad en combustible en superficie terrestre mediante imagen de satélite para prevención de incendios. España: Universidad de Alcalá.

- Ünsalan, C., K. Boyer. 2004. Linearized vegetation indices based on a formal statistical framework. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. vol. 42, no. 7, 42, pp 1575-1585.
- Wang, L., Qu. J. 2007. NMDI: A normalized multi-band drought index for monitoring soil and vegetation moisture with satellite remote sensing. *Geophysical Research Letters*. Volume. 34.
- Wang, L., Qu, J., Hao, X., Q. Zhu. 2008. Sensitivity Studies of the Moisture Effects on Canopy Reflectance and Water Indices. *International Journal of Remote Sensing*, 29: 7065-7075.
- Wang, L., J. Qu. 2009. Satellite remote sensing applications for surface soil moisture monitoring: A review. *Earth Sci*. Pp 237–247. China.
- Xu, H. 2006. Modification of normalised difference water index NDWI to enhance open water features in temotely sensed imagere. *international journal of Remote Sensing* vol 17, 3025-3033.
- Zamora, J., F. Cristancho. 2008. *La Humedad en las Propiedades Físicas del Suelo*. Departamento de Física. Universidad Nacional de Colombia.
- Zarco-Tejada, P.J., Miller J.R., Morales, R., Berjón A., J. Aguera. 2004. Hyperspectral indices and model simulation for chlorophyll estimation in open-canopy tree crops. *Remote Sensing of Environment*, Volume 90, 463–476
- Zimmermann, E., G. Riccardi. 2002. *Modelo Hidrológico Superficial y Subteraneo para la Simulación de los sistemas de llanura*. *Mecánica computacional*. Vol XXI (Eds. Idelsohn S, Sonzgni S, Cardona), Asociación Argentina de Mecánica Computacional. (AMCA) ISSN 1666-6070, pp 2395-2411. CERIDE. Santa Fe Argentina.
- Zimmermann, E., P. Basile. 2007. Funciones hidraulicas de suelos limosos: regresiones no lineales con propiedades físicas y granulometricas. XXI

Congreso Nacional del Agua y IV Simposio de Recursos Hídricos del Cono Sur. Comité Permanente Congresos Nacionales del Agua. Tucumán.

Zimmermann E., P. Basile. 2008. Uso De Funciones De Pedotransferencia Para La Estimación De Parámetros Hidráulicos En Suelos Limosos (Llanura Argentina). Boletín Geológico y Minero de España (Journal of Earth Sciences). Vol. 119 (1). Pp. 71-80. ISSN 0366-0176.

Zimmermann E., Scuderi C., Riccardi, G., Stenta, H., Basile P., Garcia M., J. Rentería. 2008. Asignación de Parámetros Hidráulicos de Suelos Utilizando Composición Textural, Características Físicas y Estratigráficas. XXIII Congreso Latinoamericano de Hidráulica, Cartagena. Colombia.

Zimmermann, E., Basile, P., López, C., Riccardi, G., Stenta, H., Scuderi, C., J. Rentería. 2009. Condiciones antecedentes para la tormenta de diseño en el área del gran Rosario. XXII Congreso Nacional del Agua, Trelew, Argentina, vol. 1, CD, núm. T201, pp 11.