



Identificación de las tierras degradadas por la salinidad del suelo en los cultivos de caña de azúcar mediante imágenes de satélite

R. Soca¹, J. Rojas¹, B. L. Willems¹, L. C. Ocola¹, Ranulfo Fernández² y Juan Carlos Pérez²

¹Facultad de Ciencias Físicas, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Perú

²Empresa Agroindustrial Pomalca, Pomalca, Chiclayo, Perú

Recibido 18 junio 2016 – Aceptado 11 julio 2016

En el presente trabajo identificamos los suelos de cultivos degradados por la salinidad, empleando imágenes HRG-2 (SPOT), TM (LANDSAT-5) y ETM+ (LANDSAT-7) de alta resolución espacial en los cultivos de la caña de azúcar de la Empresa Agroindustrial Pomalca ubicada en el departamento de Lambayeque, en la costa norte del Perú. Se estimó la reflectancia de la superficie del suelo, el índice de vegetación de diferencia normalizada -NDVI-, y el índice de salinidad -Indsal-, a partir de las imágenes de satélite utilizando el software de procesamiento de imágenes ENVI-4.5 y el lenguaje de programación IDL-7.2.

También se estimó el máximo valor compuesto del NDVI e Indsal de las imágenes TM y ETM+ para identificar los suelos con baja calidad agrícola y los suelos degradados por la salinidad. Para estimar la salinidad en los cultivos de la caña de azúcar se realizó gráficos de la dispersión de los valores de la conductividad eléctrica -CE-, del suelo, frente a los valores de la reflectancia espectral del suelo extraídos de las imágenes de las bandas B1, B2, B3 y B4 (TM-20/04/2008). De esta forma se aplican los modelos de regresión lineal simple y múltiple. El máximo coeficiente de correlación fue de 7.3 que se utilizó para generar el mapa temático de la distribución espacial de la salinidad del suelo.

Palabras claves: Salinidad del suelo, NDVI, conductividad eléctrica del suelo, imágenes de satélite.

Identification of degraded soils by salinity in sugarcane farming through satellite images

In this work, we identify soil degradation by salinity, using images of HRG-2 (SPOT), TM and ETM+ (LANDSAT) of high spatial resolution in the sugarcane crops of Empresa Agroindustrial de Pomalca, located in the Lambayeque Region at the north coast of Peru. The reflectance of the surface soil, normalized difference vegetation index, NDVI, and salinity index, IndSal, was estimated from the satellite images using the image processing software ENVI 4.5, and the programming language IDL.

Also, the maximum compound values of the NDVI and IndSal was determined from the TM and ETM+ images to identify soils with low farming quality and degraded soils by salinity. To estimate the salinity in the sugarcane farming, we performed, by graphics, the correlation between the soil electrical conductivity, CE, and the spectral reflectance values extracted from the B1, B2, B3 and B4 (TM-20/04/2008) bands images. In this way, we applied the linear simple and multiple regression models. The correlation maximum value obtained was $R=7.3$ which was used to generate the topic map of the soil salinity spatial distribution.

Keywords: Salinity, NDVI, Electrical conductivity, satellite images.

Actualmente la degradación de las tierras de cultivo constituye uno de los principales problemas mundiales que afectan las bases económicas, sociales y ambientales de muchos países en el mundo. La desertificación varía mucho de un lugar a otro, pudiendo ser originado por el sobrepastoreo continuo y prolongado, la sobre explotación agrícola, la deforestación, la sequía, la irrigación mal concebida y la salinización [1].

En el Perú, la desertificación se presenta en las tres regiones geográficas. En la sierra se debe fundamentalmente

a los procesos de erosión de los suelos causados por el uso ineficiente del agua, mientras que en la selva es causado por la deforestación. Asimismo, la degradación de las tierras en la costa se debe principalmente a la salinidad del suelo, lo cual afecta el 40% de la superficie cultivable siendo los más afectados la costa norte, Piura, Tumbes y Lambayeque, que son las áreas más importantes para la producción agrícola de exportación [2].

La Empresa Agroindustrial Pomalca S.A, ubicada en la provincia de Chiclayo de la región de Lambayeque, presenta

problemas de salinidad del suelo en sus áreas dedicadas al cultivo de la caña de azúcar que disminuye la buena producción de la misma. Tradicionalmente en nuestro país, los estudios de la salinidad fueron realizados a través de la medición de las muestras de suelo, localizadas mediante una cuadrícula de 1 ó 2 km de longitud en el área de interés. Esta labor representa alto costo en tiempo y dinero, factores que limitan su periódica actualización. Debido a la dinámica de la salinidad y su distribución en los terrenos, se requiere de métodos que proporcionen información a corto plazo sobre la ubicación de las áreas afectadas y que ayuden a dar seguimiento a la efectividad de las medidas aplicadas para la rehabilitación de suelos ensalitrados [3].

Por esta razón, es necesario contar con un sistema de evaluación y vigilancia de la degradación de los suelos, con el fin de facilitar el manejo de la información, que sirvan para seleccionar las áreas más afectadas y luego determinar las acciones más permitidas que contrarresten la salinidad [4].

La técnica de sensoramiento remoto constituye una alternativa adecuada en la vigilancia del desarrollo de la salinidad contando con la información actualizada del estado de los suelos para tomar las debidas decisiones para su rehabilitación.

Precedentes

En México, DR 076 Valle de Carrizo, 041 Río Yaqui y 038 Río Mayo, se realizaron estudios para identificar la salinidad del suelo, adaptando la metodología descrita por Wiegand [3]; utilizaron como indicadores de la salinidad al trigo, algodón y sorgo que son sembrados extensivamente. Se usó imágenes TM para generar modelos estadísticos, estimar la salinidad y el rendimiento de las parcelas sembradas con estos cultivos generando así mapas temáticos de salinidad y rendimiento [5–7].

En el año 2002, se verificó el uso de la teledetección como una herramienta de apoyo para el manejo de la salinidad del suelo en cultivos, en particular un método para enmascarar la salinidad del suelo mediante mapas de salinidad, que es un factor causante del estrés en el crecimiento de la caña de azúcar [8].

El 2003, se exploró las bandas de las imágenes ASTER y ETM+ para el mapeo de la salinidad de acuerdo con la relación temporal entre la sal del suelo antes de la siembra y durante el crecimiento del cultivo, para calcular el índice de salinidad en el caso del ASTER se usó las bandas 4 y 5, y para el ETM+ las bandas 5 y 7 [9].

Lau *et al* [10], realizaron un trabajo que consistió en generar una ecuación de correlación entre el nivel digital del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada, NDVI, con la conductividad eléctrica, CE, del suelo cuyo resultado del coeficiente de correlación fue de 0.66, lo que se consideró aceptable por las limitaciones del tipo de imagen utilizado y el desfase en el tiempo de dichos datos.

Eldeiry y García [11], implementaron una metodología para la detección de suelos salinos en campos de alfalfa en el río Arkansas con datos de imágenes Ikonos (resolución 4×4 m) y Landsat (resolución 30×30 m) y los datos de la CE del suelo obtenidos *in situ*. Utilizó tres modelos estadísticos para estimar la salinidad, los mínimos cuadrados ordinarios, los modelos espaciales autorregresivos y los modelos modificados Kriging residual y la mejor correlación obtenida fue la combinación entre el modelo de mínimos cuadrados ordinarios y el modelo de Kriging residual para generar mapas de salinidad.

El trabajo realizado en Etiopía [12] sobre el análisis y la cartografía de los niveles de la salinidad del suelo en los cultivos de la caña de azúcar con imágenes TM mostró que la interpretación visual, las clasificaciones supervisadas y no supervisadas son buenos indicadores en la detección de la salinidad del suelo. Además mediante el Índice de Salinidad de Diferencia Normalizada, NDSI, se mostró que el 6 % de la superficie total representa suelos altamente afectados por la salinidad del suelo. El análisis de la regresión entre los valores de la CE del suelo tomadas en los cultivos de caña de azúcar y los valores de la imagen de NDSI tuvo una relación polinómica de segundo orden con R^2 de 0.77, a partir de la regresión se obtuvo un mapa de salinidad y se estimó los niveles de la CE del suelo [12].

Por otra parte, en la región de Lambayeque se realizó un estudio sobre la relación de la conductividad eléctrica de los suelos con la reflectancia de la superficie obtenida en las imágenes de satélite, se pudo concluir con una metodología que permitió estimar la salinidad del suelo haciendo uso de la reflectancia detectadas en las bandas 1 a 7 del sensor ETM+ transportado por el satélite Landsat-7, la reflectancia correlacionó bien con los datos de la CE del suelo obtenidas *in-situ*, siendo la banda 3, la que mayor se relaciona con la CE [13].

En el Laboratorio de Teledetección, LABTEL, de la Facultad de Ciencias Físicas de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos se ha realizado un estudio sobre la *Detección de la salinidad en los suelos de cultivos de algodón usando imágenes de satélite en la costa norte del Perú* a partir de las imágenes de ASTER y ETM+. La correlación de los datos de la CE estimada y la CE *in-situ* presentaron una alta correlación con los modelos de regresión lineal múltiple considerando el NDVI, IndSal y la reflectancia [14].

En el presente trabajo, desarrollamos la metodología para estimar la salinidad del suelo mediante las imágenes de satélite y los datos de campo de la CE del suelo identificando el grado y la distribución de las tierras degradadas por la salinidad en las áreas de cultivo de la caña de azúcar de la Empresa Agroindustrial Pomalca en Lambayeque. El uso de las imágenes de satélite y las mediciones de la CE del suelo han sido sincronizadas por el Sistema Global de Posicionamiento y el Sistema de Información Geográfica.

Procedimientos

El área de estudio corresponde a la Empresa Agroindustrial Pomalca S.A.A., localizado entre las coordenadas geográficas E-W: 79°26'–79°55' y N-S: 6°40'–6°51', con una altitud aproximada de 44 msnm. Pomalca es un distrito que pertenece a la provincia de Chiclayo en la Región de Lambayeque. Este distrito le da el nombre a la empresa pero esta se extiende hasta los distritos de Chongoyape, Zaña, Picsi, Chiclayo, Reque, Monsefú y Lambayeque, Figura 1. Las plantaciones de Pomalca se encuentran en la cuenca del valle Chancay, las que son irrigadas por el río Chancay y por los ramales del río Lambayeque y río Reque. La principal actividad de la empresa es el cultivo y procesamiento de la caña de azúcar. El clima es templado durante las es-

taciones de otoño, invierno y primavera, caluroso durante el verano.

En este trabajo se utilizaron un total de 15 imágenes procedentes del sensor TM y ETM+ de los satélites Landsat-5 y Landsat-7 cuyos detalles técnicos se muestran en la Tabla 1. Las imágenes son de libre acceso en la página web <http://glovis.usgs.gov/> de la *National Aero Space Administration*, NASA, de los Estados Unidos, con Path=10-Row=65. También hemos utilizado una imagen del sensor HRG-2 del satélite SPOT-5 adquirida de EKODES, representante de SPOT IMAGE, por el proyecto Cátedra CONCYTEC *Teledetección de la Desertificación y Sequía*, con latitud y longitud central de S6°53'57" y W79°30'57", respectivamente.

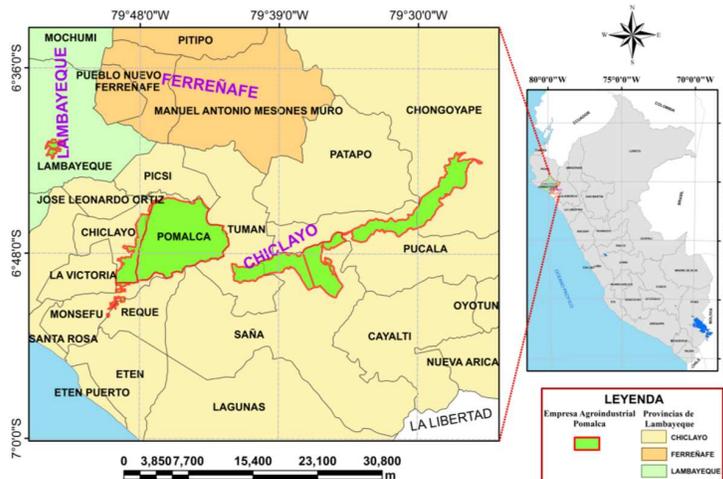


Figura 1: Ubicación del área de estudio.

Tabla 1: Descripción de las dieciséis imágenes utilizadas en este estudio.

N°	Sensor	Satélite	Ángulo de elevación	Ángulo de acimut	Fecha de adquisición
1	ETM+	LandSat-7	56.379	98.143	21/02/2007
2	ETM+	LandSat-7	51.303	48.584	12/05/2007
3	ETM+	LandSat-7	49.005	44.828	28/05/2007
4	ETM+	LandSat-7	61.005	118.228	20/11/2007
5	ETM+	LandSat-7	56.809	122.616	22/12/2007
6	ETM+	LandSat-7	55.721	106.154	08/02/2008
7	TM	LandSat-5	54.314	58.005	20/04/2008
8	TM	LandSat-5	51.907	50.712	06/05/2008
9	ETM+	LandSat-7	58.228	122.533	08/12/2008
10	ETM+	LandSat-7	57.036	83.048	14/03/2009
11	ETM+	LandSat-7	50.552	46.951	17/05/2009
12	ETM+	LandSat-7	60.545	76.805	22/09/2009
13	ETM+	LandSat-7	56.848	69.118	02/04/2010
14	ETM+	LandSat-7	48.720	48.138	23/07/2010
15	ETM+	LandSat-7	63.647	91.490	11/10/2010
16	HRG-2	SPOT-5	62.769	101.238	20/02/2009

Los datos de campo de la CE del suelo fueron proporcionados por el Gerente de Campo de la Empresa Agroindustrial Pomalca S.A.A. La toma de las muestras de campo fue realizado en el año 2008, en los meses de marzo, abril y mayo, con un total de 160 datos en los puntos de muestreo dentro de las parcelas de los cultivos de la caña de azúcar debidamente georreferenciadas con la ayuda de un GPS en

el sistema WGS-84, Figura 2. Se extrajeron muestras del suelo de 2 kg aproximadamente de una profundidad hasta 0.50 m. Las muestras fueron trasladadas al laboratorio de suelos de la Empresa en donde se determinaron la CE del extracto de suelo de cada muestra medidas en decisiemens por metro (dS/m).

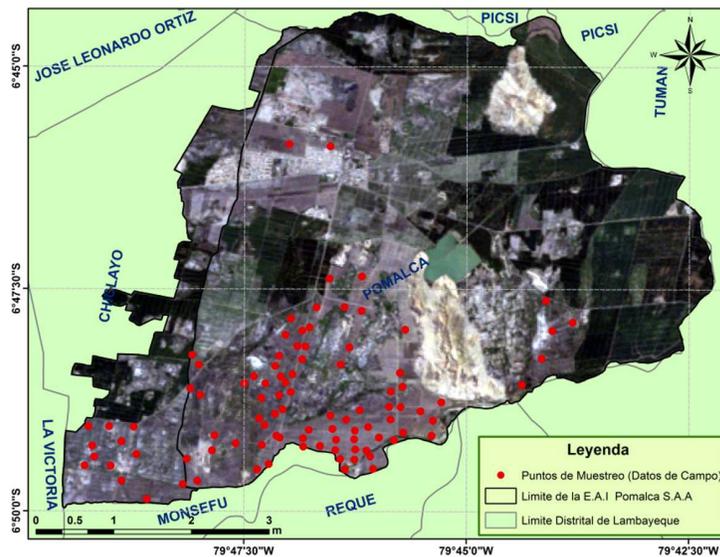


Figura 2: Ubicación de los puntos de muestreo del suelo, en color rojo, extraídas para el análisis de la CE del suelo en el laboratorio, en imagen RGB=321 del sensor TM de fecha 20/04/2008.

Para las imágenes TM del Landsat-5 y ETM+ del Landsat-7 no fueron necesarias realizar la corrección geométrica, pues son imágenes que fueron adquiridos en un *Level 1T* -L1T-, Nivel 1T que utiliza los *Geo Control Points* -GCP-, puntos de control de Tierra y el *Digital Elevation Model* -DEM-, modelo de elevación digital para su corrección geométrica. La imagen HRG-2 del SPOT-5 de Nivel 1A es corregida geoméricamente mediante el método de ortorectificación. Para realizar este proceso se utilizó un modelo de elevación digital (DEM) de GDEM ASTER <http://gdem.ersdac.jpacesystems.or.jp/> y el software ENVI 4.5, de esta forma se ajustó a una proyección UTM, Datum WGS-84 y Zona 17S.

El cálculo de la radiancia espectral en el sensor es el paso fundamental en la conversión de los datos de las imágenes en magnitud radiométrica que tiene un significado físico. Las imágenes de los sensores TM, ETM+ y HRG-2 se encuentran en números digitales de 8-bit, de 0 a 255, estos valores están relacionados directamente con la radiancia. La radiancia espectral L_{λ} para las imágenes del sensor

HRG-2 del satélite SPOT-5 [15] está dado por

$$L_{\lambda} = \frac{ND}{Gain} + Bias, \quad (1)$$

donde ND es el número digital para cada pixel de la imagen; $Gain$ y $Bias$ son los valores de calibración absoluta para la banda considerada, y la radiancia es medida en $W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$, estos valores se encuentran en la metadata de la imagen HRG-2. Mientras que, para las imágenes TM de Landsat -5 y ETM+ de Landsat -7 [16] la radiancia espectral está dado por

$$L_{\lambda} = \frac{L_{\lambda_{max}} - L_{\lambda_{min}}}{Q_{cal_{max}} - Q_{cal_{min}}} [ND - Q_{cal_{min}} + L_{\lambda_{min}}] \quad (2)$$

$$= Gain \times ND + Bias, \quad (3)$$

donde $L_{\lambda_{max}}$ y $L_{\lambda_{min}}$ son las radiancias máxima y mínima, respectivamente; $Q_{cal_{max}}$ ($Q_{cal_{min}}$) es el rango más alto (bajo) de la radiancia reescalada en ND , estos valores se encuentran en la metadata de la imagen TM y ETM+.

La reflectividad ρ_{λ} en el techo de la atmósfera, TOA, es una magnitud física a nivel del sensor. Este valor engloba

la reflectividad de la superficie terrestre y de la atmósfera, es una magnitud adimensional y sus valores se encuentran entre 0 y 1, para las imágenes HRG-2, TM y ETM+ [17] está descrita por

$$\rho_\lambda = \rho_{\text{TOA}} = \frac{\pi L_\lambda d^2}{E_{\text{SUN}_\lambda} \cos \theta_S}, \quad (4)$$

donde d es la distancia Tierra-Sol en unidades astronómicas (UA), L_λ es la radiancia espectral de cada banda expresada en $W/(m^2\text{-sr}\cdot\mu\text{m})$, E_{SUN_λ} es la irradiancia solar exoatmosférica medida en $W/(m^2\cdot\mu\text{m})$ y θ_S es el ángulo cenit del Sol en radianes.

A fin de obtener datos de alta calidad, la corrección de las perturbaciones atmosféricas que actúan sobre la reflectancia de la superficie terrestre medidas por los sensores es importante para obtener una mejor correlación con las características de la superficie [18]. El algoritmo de corrección atmosférica utilizado rectifica la señal recibida por el sensor de las influencias y distorsiones radiométricas causadas por la atmósfera. En el desarrollo del trabajo se utilizó dos métodos: primero, para la imagen HRG-2 de SPOT-5, el modelo de corrección atmosférica denominada *Simplified Method for the Atmospheric Correction*, SMAC, basada en los modelos de transferencia radiativa que relaciona la reflectancia estimada en la cima de la atmósfera y la reflectancia estimada en la superficie del suelo; y segundo, para las imágenes TM y ETM+ del Landsat-5 y 7 el algoritmo de corrección atmosférica *Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes*, FLAASH.

El método FLAASH comienza con una ecuación estándar de la radiancia espectral L de un píxel recibido por el sensor, en el plano lambertiano estándar o casi un plano lambertiano, que se basa en el espectro del sol sin incluir la radiación térmica [19]

$$L = \frac{A\rho}{1 - \rho_e S} + \frac{B\rho_e}{1 - \rho_e S} + L_a, \quad (5)$$

donde ρ es la reflectancia de la superficie para el píxel, ρ_e es la reflectancia promedio del píxel y de las regiones vecinas, S es el albedo esférico de la atmósfera, L_a es la radiancia que corresponde a la dispersión de la atmósfera y finalmente, A y B son los coeficientes independientes de la superficie que varía con las condiciones atmosféricas y geométricas.

El algoritmo SMAC está escrita en código abierto y utiliza un conjunto de ecuaciones relativamente simples para minimizar los efectos de la atmósfera y calcular la reflectancia de la superficie del suelo ρ_c , que requiere de los siguientes parámetros de entrada de la imagen HRG-2: reflectancia aparente en la cima de la atmósfera $\rho_{\text{TOA}} = \rho^*(\theta_S, \theta_v, \Delta\phi)$, Ec. (4); los ángulos son extraídos de la metadata (METADATA.DIM), en nuestro caso, el ángulo cenit del Sol $\theta_S = 27.23$, el ángulo acimut del Sol $\phi_S = 101.24$, el ángulo cenit del sensor $\theta_v = 20.68$, el ángulo acimut del sensor

$\phi_v = 282.23$; las condiciones atmosféricas son determinadas a partir de los datos proporcionados por el software web GIOVANNI tales como el espesor óptico $\tau = 0.288$ a 550 nm, el contenido de ozono $O_3 = 0.237$ cm-atm, el contenido de vapor de agua $H_2O = 4.354$ g/cm³, la presión sobre el suelo hPa=1013.25 y finalmente los archivos del coeficiente del sensor HRG-2. La corrección atmosférica SMAC [20] está dado por

$$\rho^*(\theta_S, \theta_v, \Delta\phi) = t_g(\theta_S, \theta_v) \left(\rho_a(\theta_S, \theta_v, \Delta\phi) + \left[e^{-\tau/\mu_v} + t_d(\theta_S) \right] \frac{\rho_c e^{-\tau/\mu_v} + \rho_e t_d(\theta_v)}{1 - \rho_e S} \right). \quad (6)$$

Las nuevas variables introducidas en la Ec.(6) son los coeficientes diseñados para el sensor HRG-2 del satélite Spot-5.

En base a los valores de la reflectancia del suelo calculados, se realiza las correcciones atmosféricas, procediéndose al cálculo de los índices espectrales para el estudio de la salinidad del suelo, en este caso se utiliza el NDVI y el IndSal. Ambos índices han mostrado buenos resultados para la cartografía de suelos salinos.

El NDVI se calcula a partir de los valores de la reflectancia a distintas longitudes de onda, desde el rojo (R) hasta el infrarrojo cercano (NIR) [21],

$$\text{NDVI} = \frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{R}}}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{R}}}, \quad (7)$$

donde $\rho_{\text{NIR(R)}}$ es la reflectancia en el infrarrojo cercano (rojo). El NDVI se ha utilizado ampliamente como un indicador del estado de la vegetación en diferentes resoluciones espaciales y temporales. Se basa en la diferencia entre el máximo absorción de la radiación en la banda espectral roja y la reflexión máxima de la radiación en la banda espectral del infrarrojo cercano. Los valores del NDVI oscilan entre -1.0 y 1.0, la vegetación densa, húmeda y bien desarrollada presenta los mayores valores del NDVI es decir próximos a 1.

La determinación del IndSal fue propuesto por Fouad Al-Khaier [9] que utiliza los rangos de la longitud de onda del infrarrojo medio para las imágenes del sensor TM y ETM+, es decir la reflectancia de las bandas 5 y 7,

$$\text{IndSal} = \frac{\rho_5 - \rho_7}{\rho_5 + \rho_7}. \quad (8)$$

Los valores del IndSal fluctúan entre -1.0 y 1.0, los valores cercanos a 1 indican un nivel bajo de sales, mientras que los valores de -1 hasta cercanos a 0 por la derecha representan niveles elevados de sales.

Finalmente, la técnica del máximo valor compuesto consiste en seleccionar para cada píxel el máximo valor numérico de un determinado parámetro en estudio como por

ejemplo el NDVI de diferentes fechas. El máximo valor compuesto es una imagen resultante, en que cada pixel toma el valor máximo del parámetro en estudio alcanzado durante un intervalo de tiempo [22].

Resultados y discusión

La Figura 3, muestra la variación de la reflectancia de la superficie en función de la longitud de onda central. Debido al mecanismo de la interacción entre la radiación electromagnética y los diferentes cuerpos como suelo no salino, suelo ligeramente salino y suelo moderadamente salino. Se interpreta que a diferentes grados de salinidad del suelo, la radiación electromagnética es reflejada de manera distinta, un suelo no salino tendrá menor reflectancia con respecto a un suelo ligeramente salino y moderadamente salino tanto en el visible, infrarrojo cercano y medio.

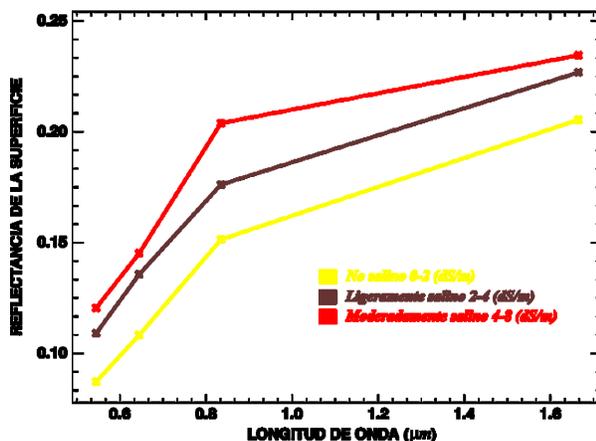


Figura 3: Reflectancia de la superficie en función de la longitud de onda central de la imagen HRG-2 - 20/02/2009.

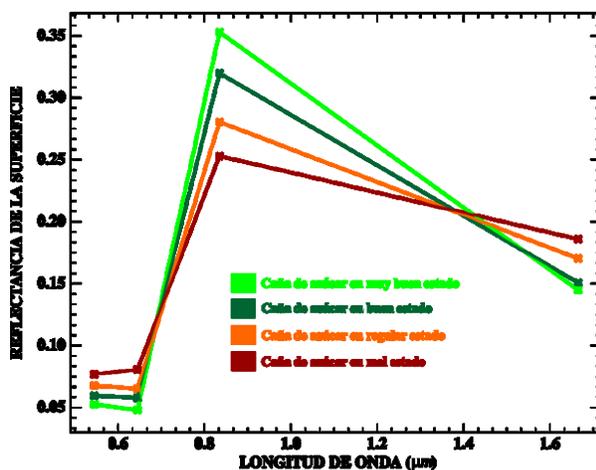


Figura 4: Comportamiento espectral en diferentes estados de salud de la caña de azúcar (Imagen HRG-2 - 20/02/2009)

La Figura 4, muestra las firmas espectrales del cultivo de la caña de azúcar en los diferentes estados de salud, que corresponde a la imagen HRG-2. Se tomó muestras de campo cercanas a la fecha de la toma de la imagen en cuatro estados de salud del cultivo de la caña de azúcar. Se caracteriza por presentar un claro contraste entre las regiones del espectro del rojo (visible) y el infrarrojo cercano. En la región del visible, los pigmentos de las hojas absorben la mayor parte de la luz que reciben y en el infrarrojo cercano estas sustancias son bastantes transparentes. Por esta razón, el cultivo de la caña de azúcar en un buen estado ofrece baja reflectancia en la banda roja del espectro y alta en el infrarrojo cercano, de manera que cuanto mayor sea el vigor que presenta el cultivo de la caña de azúcar, mayor será el contraste entre los valores de reflectancia captadas en ambas bandas (rojo y NIR). Los bajos valores de la reflectancia en el infrarrojo cercano y un incremento en el visible indican que el cultivo de la caña de azúcar se encuentra en mal estado, causadas por la salinidad.

El máximo compuesto de NDVI se generó a partir de las imágenes TM y ETM+ de la Tabla 1. Se utilizó para evaluar la dinámica interanual de las tierras cultivadas y no cultivadas durante el periodo de 2007 a 2010. Mediante esta metodología planteada se identifica las áreas de las tierras cultivadas con la caña de azúcar y las no cultivadas. El objetivo principal es identificar suelos con baja calidad agrícola, en la Figura 5, se observa que los valores más altos del NDVI corresponden a cultivos de la caña de azúcar en un buen estado que corresponden a suelos óptimos para la producción agrícola sin problemas de salinidad y los valores bajos de NDVI corresponde a los suelos con baja calidad agrícola ocasionados principalmente por los problemas de salinidad o corresponden a ciudades, cerros y caminos.

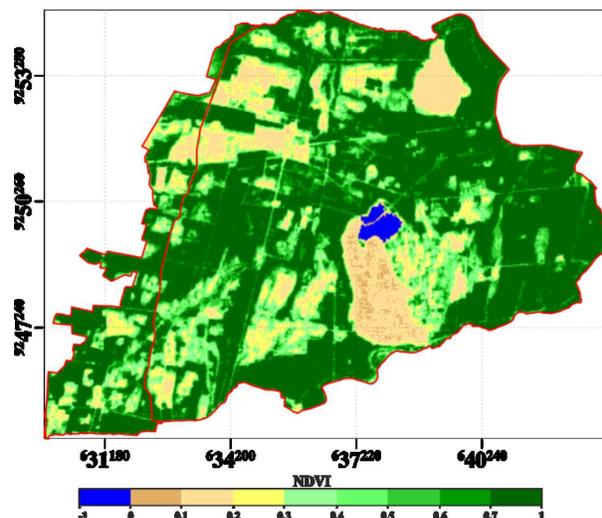


Figura 5: Máximo valor compuesto de NDVI del periodo 2007-2010 de las imágenes TM y ETM+ (ver la Tabla 1).

Las imágenes del IndSal se generó usando la Ec.(8) para

las 15 imágenes que corresponden a los años 2007 a 2010 mostradas en la Tabla 1. Los valores del IndSal fluctúan entre -1.0 y 1.0. Al realizar el máximo valor compuesto, los valores del IndSal varía de 0 a 1.0, donde los valores cercanos a 1.0 indica un nivel bajo de sales, mientras que los valores de cercanos a 0.0 representan niveles elevados de sales.

La Figura 6, muestra el máximo valor compuesto de las 15 imágenes de IndSal cuyo resultado de este procedimiento resulta una imagen en donde se distingue claramente dos tipos de cobertura, una parte de color más clara en la que se visualiza las parcelas de los cultivos de la caña de azúcar sin problemas de salinidad que representa aproximadamente 5303.61 hectáreas y de color rojo a un umbral de 0 a 0.25 que representan tierras perjudicadas por la salinidad, suelos en descanso, poblaciones, caminos y cerros que representa aproximadamente un total de 3168.63 hectáreas y el reservorio Boro que representa 73.26 hectáreas aproximadamente.

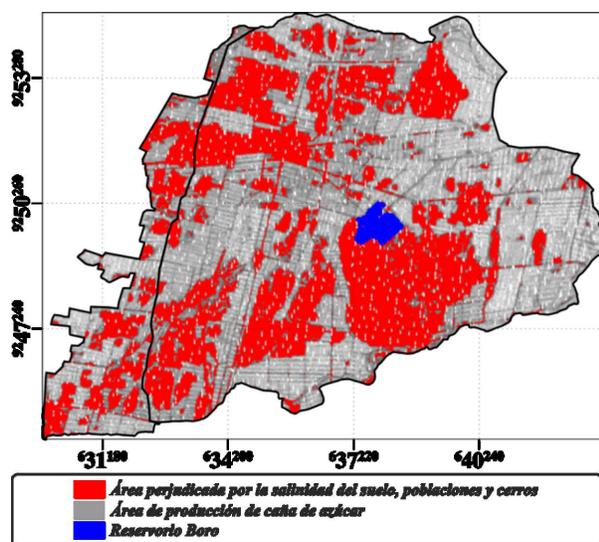


Figura 6: Máximo valor compuesto del IndSal, periodo 2007-2010 de las imágenes TM y ETM+ (ver Tabla 1). Detección de las áreas salinas, cerros y ciudades a un rango de 0 a 0.25.

Para identificar y visualizar con mayor detalle se utiliza la imagen de alta resolución espacial del sensor HRG-2 del satélite SPOT-5 de fecha 20/02/2009, para lograr el objetivo se superpuso un vector (*Shapefile*) generado a partir de la imagen del máximo valor compuesto del IndSal (a un rango de 0 a 0.25) sobre la imagen de alta resolución HRG-2, de este modo se distingue claramente áreas con y sin cultivo de la caña de azúcar en buen estado aptos para el cultivo de caña de azúcar, áreas afectadas por la salinidad del suelo, cerros y ciudades, como se ilustra en la Figura 7. Este resultado nos permite identificar las áreas vulnerables a la degradación del suelo y permite informar a la empresa Agroindustrial Pomalca para que puedan efectivizar las tareas de recuperación y prevención, asimismo, evaluar la gestión de los suelos agrícolas.

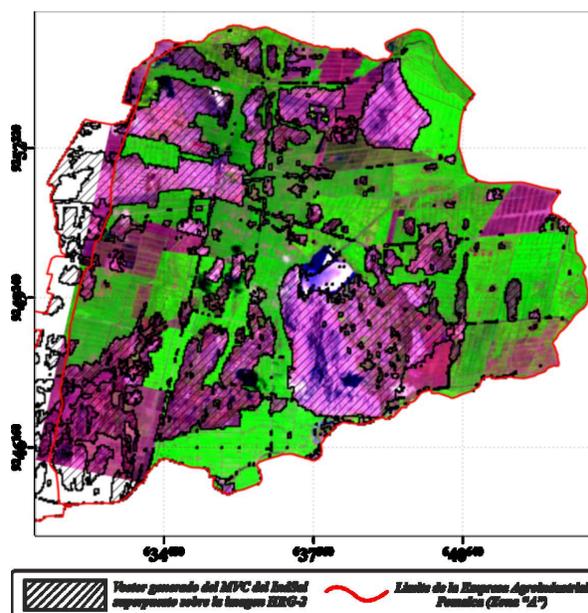


Figura 7: Imagen del sensor HRG-2 en composición de color RGB=432, superpuesta por el vector generada a partir del máximo valor compuesto del IndSal a un rango de 0 a 0.25.

Tabla 2: Modelos de regresión lineal entre la reflectancia de las bandas 1, 2, 3 y 4 del sensor TM del satélite Landsat-5 en relación a los datos de CE del suelo.

Ec.	Correlación	Ecuación	R	N°
1	CE vs Reflectancia B1	$CE = 187.04 \times B1 - 9.42$	0.73	48
2	CE vs Reflectancia B2	$CE = 137.53 \times B2 - 10.72$	0.72	48
3	CE vs Reflectancia B3	$CE = 115.05 \times B3 - 10.12$	0.67	48
4	CE vs Reflectancia B4	$CE = 74.20 \times B4 - 10.14$	0.59	48

La Tabla 2, muestra los modelos de regresión lineal obtenidos a partir de los valores de la CE del suelo frente a los valores de la reflectancia de las bandas 1, 2, 3 y 4 de las imágenes del sensor TM del satélite landsat-5 que corresponde al 20 de abril del 2008. El análisis de regresión múltiple de la Tabla 3 de las bandas dos, tres y cuatro no mejoró el coeficiente de correlación de la regresión lineal simple, manteniéndose similar a los valores del coeficiente de correlación para todas las ecuaciones generadas para la estimación de la CE del suelo a partir de los valores de la reflectancia.

Para generar el mapa de la salinidad del suelo se utilizó la ecuación 5 de la Tabla 3 por ser más confiable ($R=73$) y mediante el software ENVI, se asignaron a cada píxel de las sub imágenes un valor de la CE del suelo. Se generó una máscara de las áreas cubierta por los cultivos de caña de azúcar a partir del NDVI con un umbral mayor o igual a 0.35, luego esta máscara se aplicó a la imagen generada de la ecuación 5 de la Tabla 3 de esta forma solo se quedó con suelos desnudos, suelos en barbecho o descanso, poblaciones y caminos. Para un mejor estudio se clasificó en 5 rangos; el área total cartografiada fue aproximadamente de 8545.05 hectáreas (ha) de los cuales se han encontrado 2561.94 ha con cultivo de la caña de azúcar que es representado de color verde en la Figura 8; 1631.16 ha con suelo no salino, 0–2 dS/m, que es representado con el color marrón; 2179.71 ha con suelo ligeramente salino, 4–8 dS/m, que es representado por el color azul marino; 1341.9 ha con

suelo moderadamente salino, 4–8 dS/m, que es representado por color amarillo; 730.17 ha con suelos fuertemente salino, 8–16 dS/m, que es representado con el color magenta; 26.91 ha con suelos extremadamente salino, >16 dS/m, que es representado con el color rojo y 73.26 ha que representa al reservorio Boro que es representado por el color cian (celeste).

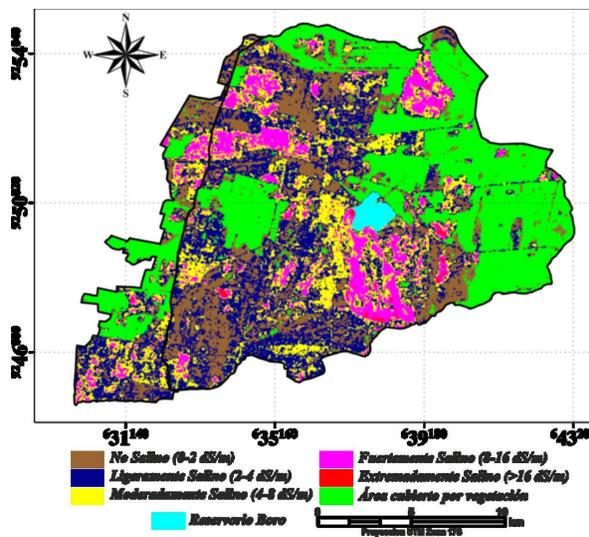


Figura 8: Mapa temático de la distribución de la salinidad usando la imagen TM del satélite Landsat-5 – 20/04/2008.

Tabla 3: Modelos de regresión múltiple para estimar la salinidad del suelo a partir de las bandas 1, 2, 3 y 4 del sensor TM.

Ec.	Ecuación	R	N°
1	$CE = 159.06 \times B1 + 21.49 \times B2 - 9.71$	0.72	48
2	$CE = 242.36 \times B1 - 38.79 \times B3 - 8.66$	0.72	48
3	$CE = 168.49 \times B1 + 12.21 \times B3 - 10.37$	0.72	48
4	$CE = 288.34 \times B2 + -137.04 \times B3 - 10.11$	0.72	48
5	$CE = 143.06 \times B1 + 172.03 \times B2 - 126.16 \times B3 - 9.25$	0.73	48
6	$CE = 191.16 \times B1 - 20.79 \times B2 + 15.10 \times B4 - 10.31$	0.71	48
7	$CE = 233.65 \times B1 - 49.96 \times B3 + 16.23 \times B4 - 9.69$	0.72	48
8	$CE = 344.27 \times B2 - 167.37 \times B3 - 18.04 \times B4 - 9.01$	0.72	48
9	$CE = 134.75 \times B1 + 189.70 \times B2 - 132.71 \times B3 - 3.52 \times B4 - 9.09$	0.72	48

Conclusiones

La combinación de la técnica de la teledetección y el análisis de los datos de campo como la conductividad eléctrica del suelo es una herramienta útil para estimar la dinámica espacial y temporal de la salinidad del suelo. La detección temprana de la salinidad del suelo tiene efectos positivos para la economía y permite remediaciones medioambientales, especialmente en las zonas áridas y semiáridas, donde la salinidad tiene que ser controlada y disminuída.

Se realizó un análisis estadístico de regresión lineal de las bandas B1, B2, B3 y B4 de las imágenes de reflectancia del sensor TM del satélite Landsat-5- 20/04/2008 con datos de campo de la conductividad eléctrica del suelo para predecir la salinidad del suelo, lo que dio un coeficiente de correlación moderado de $R^2 = 53\%$. Se concluye que la técnica de detección a distancia se puede aplicar favorablemente para la evaluación de la salinidad del suelo a escala regional.

Agradecimientos

Se agradece al CONCYTEC el soporte financiamiento al proyecto cátedra *Teledetección en la Desertificación y*

Sequía que permitió el desarrollo de la tesis de maestría en Física con mención en Geofísica de uno de los autores (RSF).

Referencias

- [1] J. A. Sobrino, Teledetección, pp. 78-81, Servicio de publicaciones, Universidad de Valencia Valencia (2000).
- [2] Ministerio del Ambiente del Perú. La desertificación en el Perú, Cuarta Comunicación Nacional del Perú a la Convención de Lucha contra la Desertificación y la Sequía. (2011).
- [3] C. L. Wiegand, J. D. Rhoades, D. E. Escobar y J. H. Everitt; *Remote Sens. Environ* **49**, 212 (1994).
- [4] E. M. Abraham y L. M. Torres; *Inerciencia* **32**(12), 827 (2007).
- [5] M. L. Pulido, H. S. Sanvicente, C. L. Wiegand y G. L. Anderson; VII Simposio Latinoamericano de Percepción Remoto. Puerto Vallarta, México, 5-10 de noviembre de 1995 (1995).
- [6] M. L. Pulido, C. L. Wiegand, C. Rodrigues y S. Neck, *Terra* **15**, 201 (1997).
- [7] M. L. Pulido, J. L. López de Santa Ana R., J. Gonzáles M., O. X. Cisneros E. y B. Robles R.; IX Congreso Nacional de Irrigación. Culicán, Sinaloa, México, 27-29/10/1999. Simposio 2 (1999).
- [8] Q. A. Lau, S. Lhermitte, S. Gilliams y M. E. Ruiz; *Revista Ciencias Técnicas Agropecuarias*, **12**(3), 19 (2003).
- [9] F. Al- Khaier, *Soil Salinity Detection Using Satellite Remote Sensing*. pp. 61, Thesis of M.Sc., International Institute for Geo-Information Science and Earth observation, Enscheda, the Netherlands, (2003).
- [10] Q. A. Lau, E. Garea y M. E. Ruiz; *Revista Ciencias Técnicas Agropecuarias* **14**(1), 47 (2005).
- [11] A. A. Eldeiry y L. A., Garcia; *Soil Science Society of America* **72**, 201 (2008).
- [12] A. Mekeberaw; *Analysis and Mapping of Soil Salinity levels in Metehara Sugarcane Estate Irrigation Farm using Different Models*, Master Thesis, Addis Ababa University, Ethiopia (2009).
- [13] J. Rojas y E. Rufasto; *Rev. Inv. Fis.* **14**, 111402402 (2011).
- [14] R. R. Badaracco, *Detección de la Salinidad en los suelos de Cultivos de Algodón usando Imágenes de Satélite en la Costa Norte del Perú*, Tesis de Licenciatura, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Perú (2012).
- [15] B. Clark, J. Suomalainen y P. Pellikka; *ISPRS J. Photogr. and Remote Sensing* **6**, 429 (2011).
- [16] G. Chander, B. L. Markham y D. L. Helder; *Remote Sensing of Environment* **113**, 893 (2009).
- [17] J. Hill y D. Aifodopoulou; *Remote Sensing of Environment* **34**, 55 (1990).
- [18] S. R. Proud, M. O. Rasmussen, R. Fensholt, I. Sandholt, C. Shisanya, W. Mutero, C. Mbow y A. Anyamba; *Remote Sensing of Environment* **114**, 1687 (2010).
- [19] ITT Visual Information Solutions, ENVI- Atmospheric Correction Module: QUAC and FLAASH User's Guide, Version 4.7, pp. 44 (2009).
- [20] H. Rahman y G. Dedieu; *Int. J. Remote Sensing* **15**(1), 123 (1994).
- [21] R. D. Jackson y A. R. Huete; *Preventive Veterinary Medicine* **11**, 185 (1991).
- [22] Z. G. Bai, D. L. Dent, H. Bartholomeus y M. E. Schaepman; *Assessing land degradation and improvement using NASA GIMMS, Shaanxi, China*, pp. 128-135, en *Remote sensing and geoinformation processing in the assessment and monitoring of land degradation and desertification*, Trier, Germany, (2005).