

Estimación de la fertilidad en suelos volcánicos (Tenerife, España) para el cultivo de trigo por medio de teledetección y SIG

Estimation of fertility in volcanic soils (Tenerife, Spain) on winter wheat using remote sensing and GIS

Estimativa da fertilidade de solos vulcânicos (Tenerife, Espanha) para cultivo de trigo por deteção remota e SIG

AUTORES

Hernández
González M. M.¹

Francisco
Bethencourt
D.A.^{2,*}
desideriof@gmail.
com

* Corresponding Author

¹ Instituto de Productos Naturales y Agrobiología (IPNA). Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC). Avenida Astrofísico Francisco Sánchez Nº 3. CP. 38206. La Laguna, Tenerife, Spain.

² Asociación Cereales de Tenerife (ACETE). Carretera Los Realejos-La Guancha, esquina Carretera La Vera. Casa de Piedra Nº 4. CP. 38410. San Juan de la Rambla, Tenerife, Spain.

Received: 06.06.2017 | Revised: 09.10.2017 | Accepted: 11.10.2017

RESUMEN

La producción de papa y de cereales en Tenerife (España) se concentra en la zona de medianías del norte de la isla. El sistema de producción agrícola tradicional se basa en la rotación de la papa con trigo de invierno en condiciones de secano. Para aumentar la productividad de estos cultivos es necesario conocer la disponibilidad y el patrón de distribución de los nutrientes, a fin de determinar los factores que contribuyen a determinar los índices de predicción de los niveles de fertilidad. El objetivo de este estudio es determinar las características cuantitativas, las relaciones y los parámetros del modelo de fertilidad, empleándose variables predictoras estimadas por medio de imágenes satelitales Landsat-8 OLI y datos obtenidos en campo para las condiciones específicas de los suelos analizados. Los resultados permiten establecer un modelo de regresión lineal múltiple para estimar la fertilidad, en relación con las variables pH, aluminio y boro. Se presenta información geográfica auxiliar con la distribución del pH, el aluminio y el boro. Con el empleo de herramientas analíticas (superposición) de Sistemas de Información Geográfica, se elabora un mapa digital de los rangos de fertilidad (adecuada, limitada, condicionada y no apta). El estudio revela que el 57% de la superficie presenta suelos con fertilidad limitada. Por otra parte, los mapas elaborados pueden ser utilizados en futuros muestreos de suelos y en la toma de decisiones sobre el manejo de los mismos.

ABSTRACT

The production of potatoes and cereals in Tenerife (Spain) is concentrated in the middle zone of the island. The system of traditional agricultural production is based on the rotation of potatoes with winter wheat in dry conditions. To increase the productivity of these crops, it is necessary to know the availability and distribution pattern of the nutrients, in order to measure the factors that contribute to determine the predictive rate of fertility levels. The objective of this study is to determine the quantitative characteristics, relations and parameters of the fertility model, using predictive variables estimated by Landsat-8 OLI satellite images and field data for specific conditions of the soils analyzed. The results allow the establishment of a multiple linear regression model to estimate fertility, depending on pH, aluminum and boron variables. Auxiliary geographical information is presented with the distribution of pH, aluminum and boron. Using analytical tools (overlay) of Geographic Information Systems, a digital map of the fertility ranges (adequate, limited, conditioned and unfit) was developed. The study reveals that 57% of the surface has soil with limited fertility. These maps can be used in future inspection of soils and in agricultural management.

RESUMO

A produção de batata e cereais em Tenerife (Espanha) está concentrada na zona média do norte da ilha. O sistema de produção agrícola tradicional é baseado na rotação de batata com trigo de inverno em condições de sequeiro. Para aumentar a produtividade dessas culturas é necessário avaliar a disponibilidade e padrão de distribuição dos nutrientes, para determinar os fatores que ajudam a prever os níveis de fertilidade. O objetivo deste estudo é determinar as características quantitativas, as relações e os parâmetros do modelo de fertilidade, utilizando variáveis de previsão estimadas através de imagens de satélite Landsat-8 OLI e dados de campo para as condições específicas dos solos analisados. Os resultados permitem estabelecer um modelo de regressão linear múltipla para estimar a fertilidade, em função das variáveis pH, alumínio e boro. Apresenta-se em sistemas de informação geográfica a distribuição do pH, alumínio e boro. Elaborou-se uma carta digital das gamas de fertilidade do solo (adequada, limitada, condicionada e não adequada) usando ferramentas analíticas (sobreposição) de Sistemas de Informação Geográfica. O estudo revela que 57% da área tem solos com fertilidade limitada. Além disso, os mapas elaborados podem ser usados em futuras amostragens de solo e na toma de decisões relativas à gestão agrícola.

1. Introducción

En Canarias se cultivan unas 5.984 ha de papas al año, así como 1.629,5 ha de cereales de invierno. De los cereales cabe destacar el trigo, con 294,1 ha. La isla de Tenerife, a su vez, cultivó unas 2.956,3 ha de papa y 165,5 ha de trigo en el año 2015, encabezando en ambos rubros las estadísticas de la comunidad autónoma. Por otra parte, la isla, con una superficie agrícola total de 39.097,24 ha, tiene un 53,6% de dicha superficie sin cultivo (Gobierno de Canarias 2017). Entre las razones para ello destacan: la baja rentabilidad que supone la actividad agrícola, el envejecimiento de la población rural con escasa generación de relevo y el minifundio de las explotaciones que impide su modernización. Sin embargo, la crisis económica y el incremento en las cifras del paro a partir del año 2008, ha generado en la isla una progresiva recuperación de estas tierras para la agricultura (Martín & Martín 2016). Un ejemplo de ello es la agricultura de medianías con la producción de policultivos, como tubérculos (destacando la papa), frutales (especialmente el viñedo) y cereales (entre otros el trigo).

El término “medianías” al cual se hace referencia en adelante es una palabra de uso popular y de amplia difusión en Canarias (García & Pestana 2010). Se ha empleado para designar las tierras comprendidas desde el límite superior de las áreas insulares bajo la influencia del spray marino hasta el dominio potencial de las comunidades forestales de laurisilva o pinar canario. Si bien los límites altitudinales de esta zona no han sido claramente establecidos, puede aceptarse una ubicación aproximada entre los 400-1000 m sobre el nivel del mar, con variaciones atribuibles al microclima local y la orientación de la pendiente. A su vez, en la zona de medianías del norte de Tenerife (conformada por 17 municipios) se cultiva preponderantemente de secano el 74% de la papa y el 100% del trigo, de la superficie de siembra anual en la isla (Instituto Canario de Estadística 2015).

Por otra parte, el trigo de invierno se conoce en la isla desde la época aborígen y su cultivo se asocia a una enorme riqueza cultural, patrimonial (por las variedades locales que se cultivan) y como materia prima para la elaboración del “Gofio Canario” (alimento con Indicación

PALABRAS

CLAVE

Imágenes
Landsat-8, pH del
suelo, aluminio
total, boro total,
mapa digital de
fertilidad.

KEYWORDS

Landsat-8 images,
soil pH, total
aluminum, total
boron, digital map of
fertility.

PALAVRAS-

CHAVE

Fotografias
Landsat-8, pH do
solo, alumínio total,
boro total, carta
digital de fertilidade.

Geográfica Protegida). Los agricultores han cultivado el trigo en Tenerife, tradicionalmente en rotación con el cultivo de la papa y manteniendo un manejo muy próximo a lo ecológico. Sin embargo, hay muchos aspectos del manejo que se deben mejorar y los trabajos de investigación realizados en la isla sobre dicho cultivo son muy escasos. En el presente trabajo se aborda el estudio de la fertilidad de los suelos.

De acuerdo con Navarro & Navarro (2014), se entiende por fertilidad del suelo la aptitud que presenta para proporcionar a un cultivo o secuencia de cultivos, buenas condiciones de desarrollo mediante el suministro adecuado de agua y nutrientes esenciales en cantidad y equilibrio, conducente todo ello a la obtención de una producción rentable y sostenible bajo un sistema de manejo específico. En consecuencia, un suelo fértil si no tiene un factor limitante debe ser productivo. Para ello, el manejo de la fertilidad de los suelos para aumentar la productividad de los cultivos se basa en conocer la disponibilidad y distribución de los nutrientes, así como la profundidad útil del suelo, textura, estructura, capacidad de suministro de agua, lombrices y microorganismos que habitan en el suelo, pH, conductividad eléctrica, materia orgánica y demás propiedades físicas, biológicas y químicas del suelo.

En la fertilidad del suelo se encuentran por tanto interrelacionadas tres propiedades: físicas, que condicionan el desarrollo del sistema radicular y el aporte de agua a las plantas; biológicas, por la actividad de los microorganismos del suelo que intervienen en las transformaciones de los nutrientes para ser asimilados por las plantas y en procesos de humificación y mineralización; y químicas, en referencia a la reserva de nutrientes y su aporte a las plantas. Las propiedades químicas son un factor clave en los estudios de fertilidad del suelo ya que, aparte del aporte de nutrientes, a través de la capacidad de cambio de cationes actúa como una reserva nutricional y a su vez, contribuyen a mantener la actividad microbiana del suelo y la estabilidad de sus agregados.

El conocimiento de las propiedades químicas, por medio de las variables capacidad de cambio de cationes, pH, conductividad eléctrica, mate-

ria orgánica, macronutrientes (N, P, K, Ca, Mg y S) y micronutrientes (Al, B, Fe, Mo, Mn, Zn, Cu y Na), son objeto de investigación en temas de fertilidad del suelo. El análisis de dichas variables por medio del uso de modelos de predicción está ampliamente difundido. De acuerdo con Ismayilov & Mikailsoy (2015), cuando se desarrollan modelos de predicción de fertilidad, estos se diseñan para determinar los índices del nivel alto de fertilidad o el estado de la fertilidad actual, así como las características cuantitativas, las relaciones y los parámetros del modelo.

La zona de medianías del norte de Tenerife se caracteriza por un clima templado y húmedo, lo que ha permitido el desarrollo de una vegetación natural constituida principalmente por especies de monteverde, la topografía es abrupta y los suelos (de origen geológico reciente) son por lo general profundos y arcillosos en un paisaje agrario con terrazas y bancales (Mora et al. 2009; Guerra-García et al. 2014). Estos suelos están asociados a un material parental de origen volcánico, constituido por materiales cuya composición cubre desde los basaltos (polo básico) a las fonolitas (polo intermedio), pasando por traquibasaltos y traquitas, tanto lávicos como piroclásticos (Fernández-Caldas et al. 1978; Mora et al. 2004).

La naturaleza del material parental influye en las propiedades químicas de los suelos. En este sentido, la composición mineralógica del material parental posibilita la liberación de los elementos inmovilizados en las redes cristalinas del mineral (Graham & Indorante 2017). Por ejemplo, en suelos de origen volcánico la riqueza en Al se obtiene por sustitución de este con otros elementos como Si, Na, Ca en la estructura de minerales (Nanzyo 2002). En cambio, el B presente en minerales, principalmente hidróxidos y silicatos, no se encuentra en el suelo de forma libre, sino combinado con el oxígeno formando varios aniones (Doncel et al. 1996). No obstante, otra fuente de nutrientes procede de la alteración y descomposición de la materia orgánica.

La evaluación de la fertilidad del suelo en el presente trabajo ha estado enfocada en estudiar el suministro adecuado de nutrientes para satisfacer las necesidades de los cultivos, coincidiendo

do con otros autores (Nafiu et al. 2012; Singh & Singh 2015). A su vez, la disponibilidad de dichos nutrientes está directamente relacionada con el pH, al influir este en la tasa de liberación de nutrientes por meteorización, en la solubilidad de todos los materiales del suelo y en la cantidad de iones nutritivos almacenados en los sitios de intercambio de cationes. Por otra parte, el pH también influye en los procesos fisiológicos de absorción de nutrientes a nivel radicular, por lo que cualquier cambio fuera del rango en que cada cultivo se encuentre adaptado va a dificultar la absorción radicular (Rengel 2015).

En los suelos ácidos ($\text{pH} < 6,5$) el contenido de nitrógeno (N), fósforo (P), potasio (K), azufre (S), calcio (Ca) y magnesio (Mg) se reduce y puede llegar a ser insuficiente, mientras que la solubilidad de microelementos como el hierro (Fe), manganeso (Mn), cobre (Cu), zinc (Zn), boro (B) y aluminio (Al) se incrementa, llegando a ser la toxicidad un problema, en este caso cuando se alcanzan niveles altos (Jones Jr. 2012). A valores de pH alcalino ($> 7,5$) la concentración de P y de microelementos tiende a disminuir, a excepción del molibdeno (Mo), el cual está más disponible a pH moderadamente alcalino (Läuchli & Grattan 2012). Tomando en cuenta esto, conviene tener presente que la producción de un cultivo va a estar limitada por el elemento que se encuentre en menor concentración en la zona radicular, siempre que la cantidad aprovechable del elemento sea insuficiente o en un nivel tóxico para el cultivo.

Para caracterizar y cartografiar la fertilidad del suelo, los investigadores se enfrentan al problema de saber cómo se distribuye en el terreno la variabilidad de las variables. Por ello, la geoestadística proporciona un medio para definir el valor de las variables en localizaciones no muestreadas, ajustando los datos experimentales a un modelo (semivariograma) y finalmente, producir los mapas (por medio de un Sistema de Información Geográfica) que representan dicha variabilidad y se utilizarán para realizar estudios en lugares donde es necesario conocer el efecto de diferentes variables sobre la producción. En este sentido, la variabilidad espacial de propiedades químicas del suelo (por medio de las variables pH, N, P, K) y los mapas que muestran su comportamiento, han sido reportados en es-

tudios recientes por Mishra et al. (2014) y Li et al. (2016).

Por el contrario, para realizar el monitoreo de un recurso natural como por ejemplo áreas extensas de suelos, resulta más conveniente emplear la técnica de teledetección o sensores remotos, como también se le conoce, y que consiste en la utilización de sensores para la adquisición de la información sobre un objeto sin que exista contacto entre ellos. Dichos sensores se encuentran montados en diferentes plataformas (por ejemplo en satélites) y de ellos se puede obtener información en tiempo casi real. El principio fundamental de ésta técnica se basa en que el comportamiento de la reflectancia de un objeto constituye un modelo de respuesta espectral, es decir, las propiedades particulares de cada material generan una distribución propia de la reflectancia de la energía electromagnética, generando un patrón único.

Las propiedades de reflectancia espectral son fundamentales para muchas aplicaciones de la teledetección. En estudios de suelos ésta técnica tiene capacidad para proporcionar una predicción rápida no destructiva de las propiedades del suelo superficial, debido a los avances que ha experimentado (Anderson & Croft 2009; Krishan et al. 2014). Por otra parte, no es posible medir propiedades del suelo directamente usando teledetección, pero podemos sin embargo deducir esta información al interpretar los datos que se obtienen de los sensores en forma de longitudes de onda reflejada. Por ejemplo, Kerdsueb & Teartisup (2014) establecieron un modelo de regresión para estimar el contenido de materia orgánica del suelo, a partir de valores de reflectancia del sensor TM (satélite Landsat-5).

La combinación de técnicas, Sistemas de Información Geográfica (SIG) y teledetección, permiten al mismo tiempo analizar y cartografiar los suelos. Por ejemplo, se han empleado para evaluar la fertilidad del suelo y realizar mapas de su distribución espacial, por medio de la reflectancia espectral del suelo y su correlación con algunas propiedades químicas: pH, conductividad eléctrica (CE) y carbono orgánico (CO) en estudios recientes (Santra et al. 2015; Mohamed et al. 2016).

2. Material y métodos

La fertilidad del suelo se puede evaluar en base a la concentración de elementos minerales y su variación con el pH, clasificándola según el grado de limitaciones para la producción del cultivo y además cartografiar su distribución espacial, a través de teledetección y su correlación con datos de campo, por medio de un SIG. El presente estudio tiene como objetivos: a) determinar la correlación entre datos de campo para variables predictoras y los valores de reflectancia de imágenes satelitales, b) determinar los parámetros del modelo estadístico para estimar las relaciones más significativas, c) cartografiar la distribución espacial de las variables predictoras y las limitaciones que definen la fertilidad del suelo.

2.1. Localización del área de estudio

El estudio se realizó en zona de medianías al norte de la isla de Tenerife (España) entre las cotas de altitud 350 y 1200 m, ocupando una superficie de 299,17 km² que se ubica entre la latitud 28°20'5" a 28°31'41"N y longitud 16°20'54" a 16°47'22"W (Figura 1).

La zona de estudio está dominada por tres situaciones: el abandono de tierras cultivables, áreas bajo riego cultivadas principalmente con viñedos, y, de secano, papa en rotación con cereales (el trigo tiene un papel preponderante); por lo cual es necesario conocer la disponibilidad y el patrón de distribución de los nutrientes.

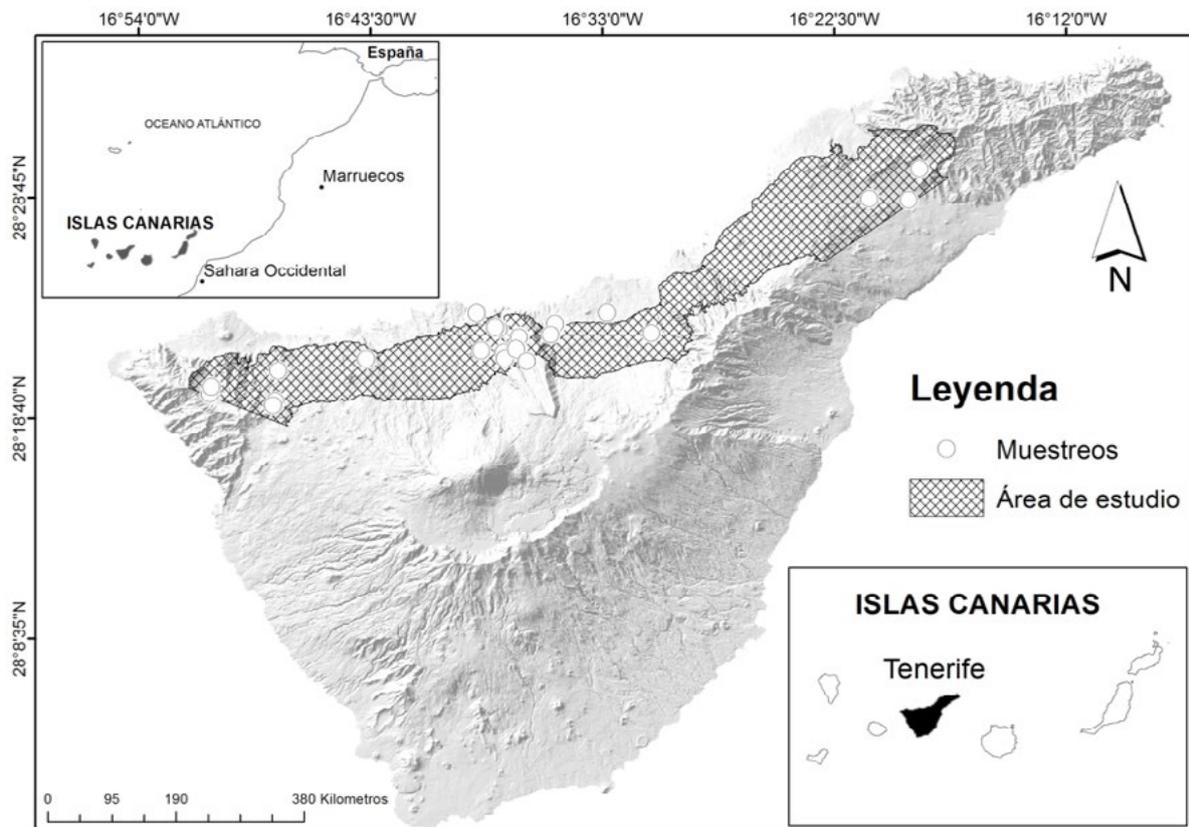


Figura 1. Localización de las parcelas en las que se ha realizado el muestreo de suelos.

2.2. Muestreos y determinaciones analíticas

Los suelos de Tenerife fueron clasificados a nivel de orden (US Soil Taxonomy) previamente por Tejedor et al. (2013) de acuerdo con Soil Survey Staff (1999, 2010). En este sentido, la superficie de este estudio se enmarca principalmente en cuatro órdenes de suelo: Alfisoles, Andisoles, Inceptisoles y Aridisoles. Estos órdenes representan el 34%, 19%, 16% y 0,6% del área total, respectivamente, mientras que un 0,4% corresponde a Vertisoles, y en lugares de relieve escarpado un 30% de Entisoles. Por ello se diseña un muestreo estratificado, seleccionándose el tamaño de la muestra en base a la clasificación (órdenes de suelo) y siguiendo los criterios propuestos por Pennock et al. (2007), que son: la población debe estar estratificada antes del muestreo, las clases deben ser mutuamente excluyentes, las clases deben diferir en el atributo en estudio y selección de elementos para representar cada clase. En total se colectaron 25 muestras a una profundidad de 0-20 cm, usando una barrena Riverside (Eijkelpamp™) de 7 cm de diámetro, en parcelas comerciales

(no son experimentales). En la **Tabla 1** estas se agrupan en base a la reacción del suelo, tomándose como criterio para ello lo establecido por Li et al. (2016), donde es ácido un suelo con $\text{pH} < 6,5$ y neutro o alcalino un suelo donde el pH sea $\geq 6,5$.

El muestreo se realizó en el verano de 2015 (julio), previo al inicio de la campaña de cosecha del trigo de invierno. Para minimizar la variación temporal de propiedades y concentración de elementos del suelo entre las diferentes localidades, todo el proceso se completó en un período de dos semanas según las recomendaciones de Bhandari & Ficklin (2009). Por otra parte, las parcelas se escogieron al azar y en cada punto (previo a la recogida de la muestra) se removió una porción del suelo superficial para descartar restos vegetales, piedras y/o restos orgánicos no mineralizados que pudieran alterar el análisis químico. A su vez, para evitar el efecto de borde, las muestras se obtuvieron a una distancia mínima de 5 m del borde de la parcela. A continuación, estas se depositaron en bolsas de plástico limpias hasta su traslado al laboratorio.

Tabla 1. Tamaño de la muestra

Reacción del suelo	Clasificación	Municipio	Altitud media (msnm)	n
Ácido	Alfisol	Los Realejos	728	3
		San Juan de la Rambla	924	2
		Buenavista del Norte	642	2
		La Laguna	602	2
		El Tanque	764	1
		Icod de los Vinos	647	1
	Inceptisol	La Orotava	350	1
		La Guancha	789	1
		La Orotava	680	1
		La Laguna	555	1
		El Tanque	1119	2
		Andisol	Los Realejos	1200
Neutro-Alcalino	Alfisol	San Juan de la Rambla	1016	1
		Los Realejos	804	3
	Aridisol	San Juan de la Rambla	548	2
		San Juan de la Rambla	350	1

n = número de parcelas donde se realiza el muestreo de suelo.

Las parcelas tenían un área promedio de 1689 m² (variando entre 293 y 7855 m²) y en cada una se tomó una muestra de suelo compuesta (0-20 cm), siguiendo el procedimiento descrito por Bai et al. (2016), que consiste en que una muestra de suelo se toma en el punto central de la parcela y otras cuatro a una equidistancia del punto central, formando un cuadrado de 30 m de lado, y se mezclan. Igualmente se registra la ubicación del punto central con un GPS Magellan™ Meridian (precisión < 8 m).

Al mismo tiempo que se realizó el muestreo de suelos, se cosecharon espigas de trigo para determinar el rendimiento de granos en 21 parcelas (adaptado de Ganança et al. 2007). Para esto, en cada punto de muestreo se empleó un marco flexible de 0,25 m² dentro del cual se realizaron las evaluaciones. Debido a la densidad de cobertura del cultivo, hubo que emplear también un marco flexible de 0,10 x 0,10 m, el cual se fue ubicando en cinco puntos dentro del marco grande. En el marco pequeño se hizo el conteo de macollos y de espigas por macollo, tomándose el promedio en ambos casos. Seguidamente se cosecharon al azar 12 espigas en el marco grande, para completar al final un total de 60 espigas por cada parcela muestreada. Estas espigas se trillaron a mano y se limpiaron para obtener los granos.

El rendimiento de granos de trigo (g m⁻²) se calculó con la siguiente ecuación:

$$\text{Rendimiento} = \frac{\text{macollos}}{\text{m}^2} \cdot \frac{\text{espigas}}{\text{macollo}} \cdot \frac{\text{granos}}{\text{espigas}} \cdot \text{peso de granos}$$

En la zona bajo estudio se cultiva una variedad de trigo (*Triticum aestivum* L.) local de nombre "Barbilla", la cual se siembra en invierno en rotación con el cultivo de la papa (*Solanum tuberosum* L.). Las características agronómicas del cultivo de trigo, en este caso, fueron descritas previamente por Francisco-Bethencourt & Afonso (2016).

Se realizó un análisis químico del suelo en cada parcela muestreada. Para ello, las muestras de suelo se secaron al aire y se pasaron a través de un tamiz de 2 mm de malla. Luego, para el pH se hizo una mezcla suelo-agua (relación 1:2,5) que se agitó y se dejó en reposo por

10 min. Los cationes disponibles Ca, K, Mg y Na se extrajeron con una solución 1M de acetato amónico a pH 7 (10 g de suelo en 50 ml de acetato amónico) de acuerdo con MAGRAMA (1994). El P disponible por el método de Olsen, fue extraído con bicarbonato sódico a pH 8,5 (5 g de suelo en 100 ml del extractante) según describe Olsen (1954). Para conductividad eléctrica y azufre, se hizo una pasta saturada (a 100 g de suelo se le añadieron 20 ml de agua, se removió y se agregó más agua hasta saturación) y luego se hizo la extracción del líquido con un sistema de vacío. Para la capacidad de intercambio catiónico, se hicieron lavados del suelo en primer lugar con acetato sódico a pH 8,5 seguido con etanol y finalmente se hizo la extracción con acetato de amonio a pH 7. El contenido total de Al, B, Cu, Fe, Mn y Zn se extrajo con EDTA (MAGRAMA 1994). El N total se determinó por el método de Kjeldahl (MAGRAMA 1994).

El pH se midió con un pH-metro Orion Star™ A211. La conductividad eléctrica fue medida con un conductímetro Crison™ 503. Para N se empleó un aparato de destilación Kjeltac™ 8400. La concentración de P se midió en un espectrofotómetro GENESYS™ 20. La concentración de los cationes (Ca, K, Mg, Na, Al, S, B, Cu, Fe, Mn y Zn) se cuantificó en un espectrómetro ICP-OES Perkin Elmer™.

2.3. Pre-procesamiento de imagen Landsat-8 OLI

El satélite espacial Landsat-8 lleva incorporado el sensor OLI (Operational Land Imager) y se ha empleado para mapear características químicas y fertilidad de los suelos (Mulder et al. 2011). En nuestro caso utilizamos una imagen multiespectral georreferenciada captada por dicho sensor, correspondiente a la zona en estudio, la cual fue descargada del servidor del USGS Global Visualization Viewer (<http://glovis.usgs.gov/next/>), siendo su ubicación Path 207 y Row 40 de fecha 17/07/2015. La imagen tiene una resolución espacial de 30 m y está compuesta por 7 bandas (Aerosol, rojo, verde, azul, infrarrojo cercano o NIR, y dos del infrarrojo de onda corta o SWIR-1 y SWIR-2) con longitudes de onda del espectro electromagnético entre 0,430 y 2,290 μm.

En dicha imagen, los píxeles de una banda expresan la cantidad de energía radiante recibida por el sensor en forma de valores no calibrados llamados niveles digitales (ND). Para obtener valores de reflectancia, se realizó la conversión de los ND expresados como enteros de 16 bits a radiancia (calibración radiométrica). Luego, esta radiancia en el sensor se convirtió en reflectancia aparente TOA (Top of Atmosphere) y al aplicarse una corrección atmosférica se obtuvo la reflectancia en la superficie terrestre. El método de corrección atmosférica empleado fue el Dark Object Subtraction (DOS), descrito por Chávez (1988) y aplicado también por Song et al. (2001) y Hantson et al. (2011). Para realizar la calibración y corrección de los datos digitales en la imagen descargada se utilizó el programa ENVI™ versión 5.0 para Windows™.

Como información geográfica auxiliar se empleó el Modelo Digital de Elevaciones (DEM) de la isla de Tenerife, el cual registra la altitud sobre el nivel del mar, a partir del cual se logra el Mapa de sombras (Figura 1). El DEM se obtuvo a través del centro de descargas del servidor del Instituto Geográfico Nacional, IGN (<http://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/index.jsp>). Es una imagen en formato ráster que presenta una resolución de 5 m, la cual fue remuestreada a 30 m por el método de Interpolación bilineal. Para realizar tanto el remuestreo como el mapa de sombras se empleó el programa gvSIG versión 2.3 para Windows™ (Asociación gvSIG 2016).

2.4. Análisis estadísticos

Para confirmar el supuesto de normalidad de los datos reflejados en las estadísticas descriptivas (Tabla 2), se ejecutó el test Shapiro-Wilk. Al respecto, en las variables CE, P, K, Mg, Na, Al, S, Mn, Fe, B, Zn y Cu se realizó la transformación logarítmica (Log_{10}), coincidiendo con Bhandari & Ficklin (2009). Por otra parte, se estableció que el supuesto de aleatoriedad está implícito en el método de muestreo de suelos, al igual que el principio de independencia entre las muestras.

La relación entre variables del suelo y de estas con las bandas espectrales de la imagen de satélite se determinó aplicando el método estadístico de correlación de Pearson. A su vez, se establecieron igualmente relaciones de regre-

sión no lineal entre estas. No se aplicó el test de normalidad a los valores de reflectancia de las bandas del satélite, como variable independiente, por no ser un prerrequisito para el análisis de correlación y regresión, de acuerdo con Edgell & Noon (1984).

Por otra parte, se empleó el método estadístico de regresión lineal múltiple para fijar la relación entre el rendimiento de granos de trigo y las variables predictoras estudiadas, siguiendo el procedimiento paso a paso, hacia adelante (alfa 0,15) para la selección del mejor modelo de regresión. Para ello se siguieron las recomendaciones de Ismayilov & Mikailsoy (2015), usando la siguiente ecuación:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \epsilon_i$$

dónde: y es la variable respuesta (rendimiento de granos de trigo); X_1, X_2, \dots, X_n son las variables predictoras; $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ son las constantes derivadas del análisis de regresión múltiple y ϵ_i representa la desviación de los valores observados.

Las diferentes pruebas estadísticas desarrolladas se realizaron con un nivel de significación mínimo ($P < 0,05$). Para ello se empleó el programa estadístico Minitab™ versión 16 para Windows™. A su vez, para tener una idea general de la calidad de los modelos estimados tanto por regresión no lineal como por regresión lineal múltiple, nos basamos en los parámetros estadísticos calculados con las siguientes ecuaciones, de acuerdo con Conversa et al. (2015):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y - \hat{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y' - \bar{y})^2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y - \hat{y})^2}{n}}$$

$$SDE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(y - \bar{y})^2}{n}}$$

$$RSR = RMSE/SDE$$

dónde: y valores observados; y' valores estimados; \bar{y} media de los valores observados; n número de observaciones; R^2 coeficiente de determinación, el cual explica la bondad de ajuste entre los valores estimados y observados; RMSE raíz cuadrada media del error, que describe las diferencias entre la estimación hecha por el modelo y los valores observados; SDE desviación estándar de los valores observados; y RSR proporción de desviación de la estimación.

2.5. Calibración del modelo

Cuando se trabaja con un modelo matemático, este debe calibrarse a partir de una muestra de datos de entrada y de salida del modelo. Si no es así, el modelo tendrá poca capacidad explicativa y será poco generalizable. Para realizar la calibración se seleccionan al azar el

80% de los datos que se emplean para analizar la relación entre las variables predictoras o independientes y la variable respuesta o dependiente, de acuerdo con Brown (1982). Por ello, de 21 parcelas con muestras de suelo y datos de rendimiento de granos de trigo, se seleccionaron 17.

Para determinar la adecuación del modelo de regresión, se siguieron las recomendaciones de Nazmi (2013) e Ismayilov & Mikailsoy (2015), que consisten en emplear los estadísticos de bondad de ajuste: coeficiente de determinación (R^2), raíz cuadrada media del error (RMSE) y proporción de desviación de la estimación (RSR).

2.6. Geoprocesamiento y obtención del mapa de fertilidad

En un SIG, cada elemento del mundo real está definido por su posición geográfica y sus atributos no espaciales, siendo esa particularidad lo que convierte al SIG en una poderosa herramienta para visualizar las relaciones geoespaciales definidas en este estudio. En este sentido se adaptó la metodología realizada por Panagopoulos et al. (2006), como se ilustra en el siguiente diagrama:

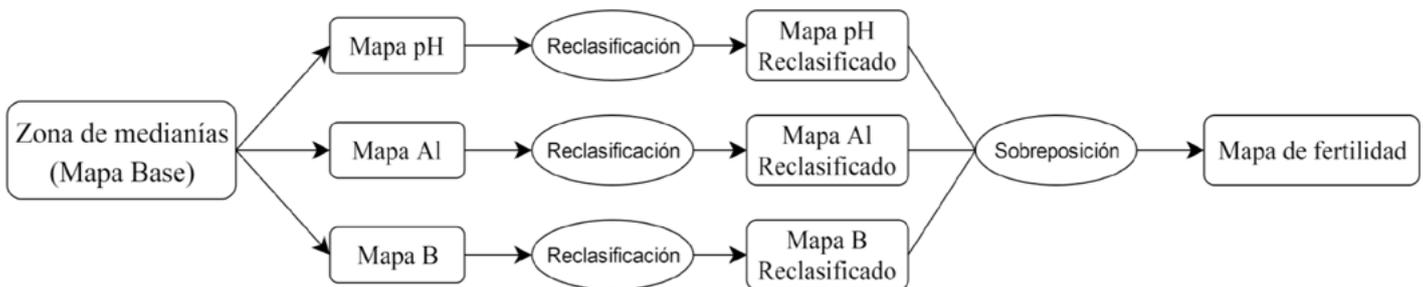


Figura 2. Modelo del geoproceso para obtener el mapa de fertilidad del área en estudio.

El mapa de clasificación de la fertilidad se realizó con la ayuda del software SIG. Los criterios considerados incluyeron los siguientes modificadores de la fertilidad: pH, CIC, P, Al y B. No obstante, todos ellos no fueron finalmente incluidos en el modelo, porque del análisis de regresión lineal múltiple, para estudiar la posible relación entre dichas variables y el rendimiento de granos de trigo, se obtuvo que solo las

variables pH, Al y B inflúan significativamente en la variable respuesta.

Para el uso de herramientas de Geoproceso (reclasificación y sobreposición) se empleó el programa gvSIG versión 2.3 para Windows™. Previo a esto, se crearon los mapas de las variables predictoras más significativas (pH, Al y B). Estos mapas fueron reclasificados siguiendo los criterios que se muestran en la **Tabla 2**.

Tabla 2. Criterios de reclasificación para la fertilidad de los suelos estudiados

Clasificación	Reclasificación	pH	Al g/kg	B mg/kg	Rendimiento esperado
Adecuada	1	< 6,5	< 4,0	75 - 80	Máximo
Limitada	2		< 4,0 ó > 4,0	< 75 ó > 80	75% del rendimiento máximo
Condicionada	3	≥ 6,5	< 4,0	< 80	70% del rendimiento máximo
No apta	4			> 80	40% del rendimiento máximo

La reclasificación combina valores de los mapas agrupados en cuatro clases: Fertilidad adecuada, Fertilidad limitada, Fertilidad condicionada y Fertilidad no apta (**Tabla 2**). La sobreposición de los mapas reclasificados permite obtener el mapa de fertilidad de los suelos para la producción de trigo de invierno. El rendimiento real de granos de trigo se usó para validar la predicción del mapa final.

tanto en suelos ácidos como en suelos neutro-alcalinos, siendo esto observado también por otros autores (Patil et al. 2011; Pellegrino & Graziano 2012; Li et al. 2016) al estudiar la fertilidad del suelo.

3. Resultados y discusión

3.1. Características químicas generales de los suelos

En la **Tabla 3** se presentan los valores obtenidos para 15 variables de suelo, por medio de muestras recogidas en parcelas comerciales cultivadas con trigo, en 8 municipios al norte de la isla de Tenerife (**Figura 1** y **Tabla 1**). Al respecto, el pH es la variable que presentó el más bajo coeficiente de variación (CV < 30%)

El pH presentó la menor variabilidad (6,8 y 6,2%), lo cual concuerda con los estudios realizados por Obando et al. (2006). Por el contrario, la variabilidad más alta se observó en otras variables, por presentar un CV > 30% de acuerdo con el criterio de Pellegrino & Graziano (2012). Por otra parte, se sabe que el pH es una de las propiedades químicas del suelo que menos varía, debido a que es una característica intrínseca de la génesis del suelo, a diferencia de otras propiedades químicas en donde se puede esperar una mayor variabilidad debido a que son altamente dependientes de las condiciones de manejo del suelo, como la incorporación de residuos orgánicos y la adición de fertilizantes (Cristóbal et al. 2008).

En la **Tabla 3** se puede observar para el B una alta variabilidad (114,9 y 53,4), que concuerda con lo reportado por Khadka et al. (2017). Según Doncel et al. (1996), el contenido de B en el suelo depende de las características de

Tabla 3. Estadística descriptiva de las variables estudiadas de acuerdo a la reacción del suelo

Variable	Ácido					Neutro-Alcalino				
	Min	Max	Med	SD	CV (%)	Min	Max	Med	SD	CV (%)
pH	4,82	6,41	5,86	0,40	6,8	6,50	7,78	7,23	0,45	6,2
CE (dS m⁻¹)	0,23	0,71	0,40	0,13	33,3	0,30	1,67	0,83	0,54	64,7
N (%)	0,08	0,45	0,18	0,10	54,5	0,02	0,27	0,11	0,09	83,0
CIC (cmol_c kg⁻¹)	16,35	42,70	23,37	5,86	25,1	14,43	36,09	25,62	7,18	28,0
K (cmol_c kg⁻¹)	0,54	2,83	1,68	0,63	37,7	3,22	6,97	4,45	1,32	29,7
Ca (cmol_c kg⁻¹)	1,38	10,72	5,68	2,34	41,3	5,62	13,14	9,15	2,61	28,6
Mg (cmol_c kg⁻¹)	0,71	7,34	3,22	1,82	56,3	3,59	10,75	5,20	2,48	47,7
Na (cmol_c kg⁻¹)	0,67	1,74	1,01	0,29	28,7	1,17	3,53	1,87	0,87	46,5
P (mg kg⁻¹)	10,00	70,00	31,17	16,79	53,9	45,00	106,00	71,14	24,40	34,3
Al (g kg⁻¹)	1,90	7,43	3,53	1,53	43,4	1,41	3,32	2,67	0,68	25,6
S (mg kg⁻¹)	83,00	980,00	282,06	193,30	68,5	122,00	1559,00	380,00	523,41	137,7
Mn (mg kg⁻¹)	23,00	354,00	113,22	80,86	71,4	74,00	296,00	152,14	83,69	55,0
Fe (mg kg⁻¹)	73,00	618,00	199,67	132,30	66,3	77,00	261,00	141,29	59,83	42,4
B (mg kg⁻¹)	6,00	86,00	22,83	26,23	114,9	15,00	59,00	31,57	16,85	53,4
Zn (mg kg⁻¹)	1,00	16,00	5,28	5,02	95,0	5,00	18,00	10,43	5,74	55,1
Cu (mg kg⁻¹)	1,00	4,00	2,28	1,13	49,5	2,00	5,00	3,43	1,40	40,8

Min = mínimo, Max = máximo, Med = media, SD = desviación estándar, CV = coeficiente de variación.

adsorción/desorción que posea ese suelo en concreto, pero también influyen propiedades como pH, contenido de materia orgánica, contenido de arcilla, contenido de óxidos de Fe y Al, entre otros.

3.2. Relación entre variables del suelo y las bandas del satélite

En la respuesta espectral del suelo, tenemos que la reflectancia es mayor en la banda del infrarrojo cercano o NIR (B5), de menor longitud de onda, y disminuye hacia la banda del infrarrojo de onda corta o SWIR (B7), con mayor longitud de onda. Esta respuesta varía por efecto de propiedades del suelo como por ejemplo la textura, con una mayor reflectividad al aumentar el tamaño medio de las partículas del suelo, y por los minerales presentes en la fracción arcilla.

Como se aprecia en la **Tabla 4**, la mayor correlación significativa ($p < 0,05$) entre variables

químicas de los suelos y las bandas del satélite Landsat-8 se obtuvieron para el pH (-0,63) con la banda 5 y la transformación (Log10) de B total (0,83) en la banda 7. En el caso del pH, los resultados coinciden con lo observado por otros autores (Dogan & Kiliç 2013; Santra et al. 2015). Otra interpretación en base a las correlaciones es que la respuesta espectral del pH es mayor en la banda 5, pero en cambio para el B es mayor en la banda 7, mientras que en Al, P, N y CE no se obtuvo respuesta espectral significativa.

Por otra parte, el pH presentó también una correlación significativa con las variables transformadas Al (-0,43) y B (-0,46).

3.3. Modelos de regresión y mapas de las variables estimadas

Se obtuvo un modelo de regresión no lineal (cúbica), con parámetros significativos ($p < 0,05$) estadísticamente, para estimar la variable pH en los suelos estudiados a partir de la banda

Tabla 4. Matriz de correlación lineal entre variables químicas del suelo y bandas Landsat-8

Variable	CIC	pH	CE	N	P	AI	B	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7
CIC	1													
pH	0,19	1												
CE	-0,17	-0,33	1											
N	0,33	-0,23	0,10	1										
P	0,11	0,53*	-0,49*	-0,31	1									
AI	0,09	-0,43*	-0,1	0,35	-0,35	1								
B	0,31	-0,46*	-0,50*	-0,14	0,29	0,02	1							
B1	0,19	0,33	-0,01	-0,22	0,28	-0,14	0,12	1						
B2	0,28	0,26	-0,08	-0,08	0,13	-0,16	0,10	0,95	1					
B3	0,22	0,08	0,15	-0,20	0,01	-0,25	-0,01	0,83	0,91	1				
B4	0,44*	0,11	0,16	0,06	-0,07	-0,12	0,10	0,76	0,91	0,89	1			
B5	-0,35	-0,63*	0,01	-0,32	-0,13	-0,07	-0,19	-0,2	-0,3	0,09	-0,3	1		
B6	0,45*	0,08	0,05	0,28	-0,18	0,07	0,29	0,41	0,52	0,48	0,63	0,15	1	
B7	0,50*	0,15	-0,06	0,29	-0,11	0,09	0,83*	0,58	0,66	0,54	0,72	0,42	0,90	1

*Significativo ($P < 0,05$), B1 = aerosol, B2 = azul, B3 = verde, B4 = rojo, B5 = NIR, B6 = SWIR-1, B7 = SWIR-2, B = transformación Log_{10} para B total, AI = transformación Log_{10} para AI total, P = transformación Log_{10} para P, CE = transformación Log_{10} para CE.

cinco (B5) del satélite Landsat-8. Las otras bandas espectrales se eliminaron en el proceso de selección paso a paso, hacia adelante (alfa 0,15) debido a su fuerte colinealidad. El modelo obtenido y los resultados de su evaluación se describen en la **Tabla 5**.

Los parámetros del modelo de regresión no lineal se generaron con el programa estadístico Minitab™ versión 16 para Windows™. Para ello se seleccionó en el menú del programa la opción Estadísticas, Regresión, Regresión no lineal y luego en el cuadro de diálogo se ingresó el modelo de una ecuación cúbica, usando la siguiente sintaxis: $\text{Theta1} + \text{Theta2} * X1 + \text{Theta3} * X2^2 + \text{Theta4} * X3^3$.

La aplicación del modelo reveló que puede emplearse con muy buena estimación de la variable pH, al presentar un R^2 moderado y RSR bueno, de acuerdo con los criterios recomendados por Nazmi (2013) y Conversa et al. (2015), que son R^2 (entre 0,81 y 0,90) y RSR (entre 0 y 0,50). En el modelo, el pH varía de 4,0 a 7,9 y la reflectancia de la banda 5 varía en el rango de 0,191 a 0,422.

Estos resultados difieren en cuanto al modelo de estimación y coeficiente de determinación con lo reportado por otros autores (Dogan & Kiliç 2013; Santra et al. 2015), quienes obtuvieron una relación lineal entre la banda 5 y la variable pH, con un coeficiente estadístico R^2 mucho menor (0,65). La diferencia entre ambos modelos se debe a que el trabajo realizado por los autores que se citan se desarrolla en suelos alcalinos, calcáreos y con presencia de feldspatos y ortoclasas. Por el contrario, el presente trabajo se desarrolla en suelos que varían de ácido a neutro-alcalinos y en la mineralogía domina la presencia de óxidos e hidróxidos de Fe y Al. La respuesta espectral se encuentra afectada por los minerales presentes en el suelo, por lo cual los modelos estadísticos varían.

En la **Figura 3** se presenta un mapa con la clasificación del pH estimado a partir del modelo que hemos desarrollado y la cartografía generada con el SIG. De acuerdo con esto, determinamos que el 66,4% de la superficie estudiada corresponde a suelos ácidos en un rango de 4 a 6,5 de pH. A su vez, también destacamos que se suma a lo anterior un 32,9% de la superficie, que representa los suelos neutros con un pH en

Tabla 5. Modelo estadístico desarrollado para estimar los valores de pH

Modelo	Parámetros	Evaluación		
		R ²	RMSE	RSR
$y = -a+bx-cx^2+dx^3$	a = 1,31*	0,81	0,298	0,407
	b = 116,9*			
	c = 489,8*			
	d = 596,2*			

*Significativo ($p < 0,05$), R² = coeficiente de determinación, RMSE = raíz cuadrada media del error, RSR = proporción de desviación de la estimación, x = B5 Landsat-8, y = pH estimado.

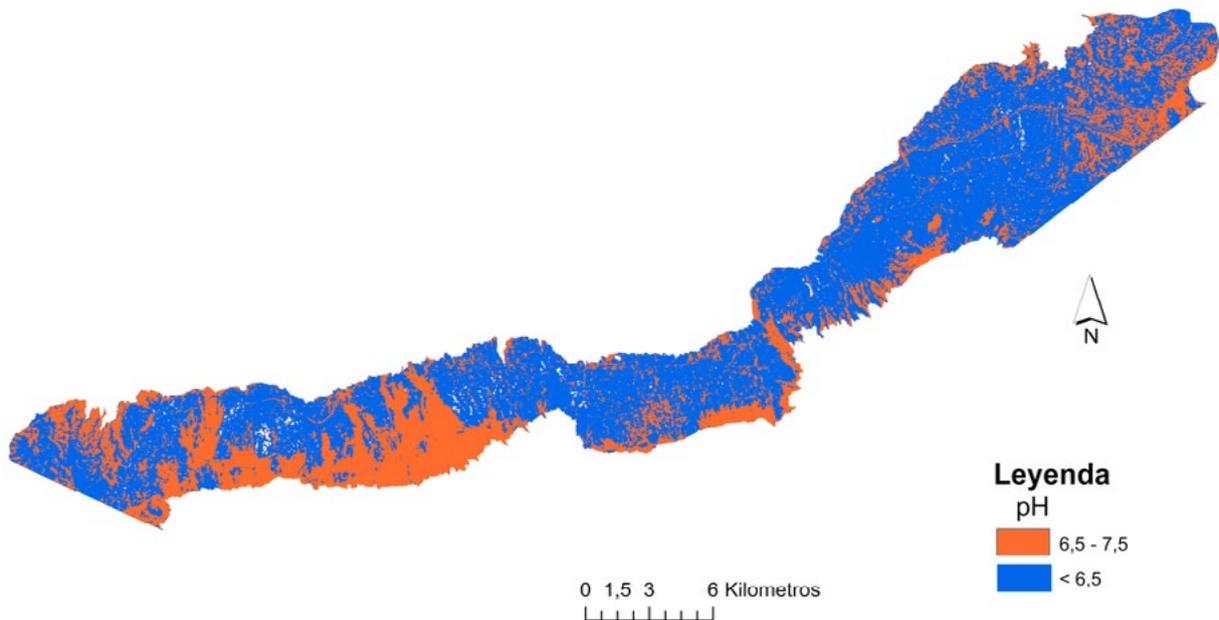


Figura 3. Mapa de clasificación del pH en el área de estudio. Representación de suelos ácidos, con pH < 6,5, y suelos neutros, con pH de 6,5 a 7,5.

el rango de 6,5 a 7,5. Por otra parte, señalar que menos del 1% de la superficie en estudio está en el rango de pH > 7,5 que corresponde a los suelos alcalinos.

Para la estimación de B total, en este estudio se obtuvo un modelo de regresión no lineal (polinómico de quinto grado) con los parámetros altamente significativos ($p < 0,01$) (Tabla 6).

En dicho modelo se empleó la banda 7 del satélite Landsat-8, correspondiente al infrarrojo de

onda corta (SWIR), para realizar la estimación de la variable. Las otras bandas espectrales se eliminaron debido a su alta colinealidad durante el proceso de selección estadístico empleado, paso a paso, hacia adelante (alfa 0,15). Tanto el modelo como los resultados de su evaluación se muestran en la Tabla 6.

El modelo desarrollado puede aplicarse para obtener una muy buena estimación de la variable B total, presentando un R² moderado y RSR bueno, en concordancia con los criterios de in-

Tabla 6. Modelo estadístico desarrollado para estimar los valores de B total

Modelo	Parámetros	Evaluación		
		R ²	RMSE	RSR
$y = -a+bx-cx^2+dx^3-ex^4+fx^5$	a = 47397,1**	0,87	8,24	0,351
	b = 1720346,9**			
	c = 24638215,6**			
	d = 174241313,4**			
	e = 609010014,7**			
	f = 842483387,5**			

**Significativo ($p < 0,01$), R² = coeficiente de determinación, RMSE = raíz cuadrada media del error, RSR = proporción de desviación de la estimación, x = B7 Landsat-8, y = B total estimado.

interpretación ya citados, R² (entre 0,81 y 0,90) y RSR (entre 0 y 0,50). En el modelo, el B total varía de 4 a 82 mg kg⁻¹ y la reflectancia de la

banda 7 varía en el rango de 0,097 a 0,182. Siendo B un micronutriente del suelo, para estudiar su variabilidad se utilizan principalmente

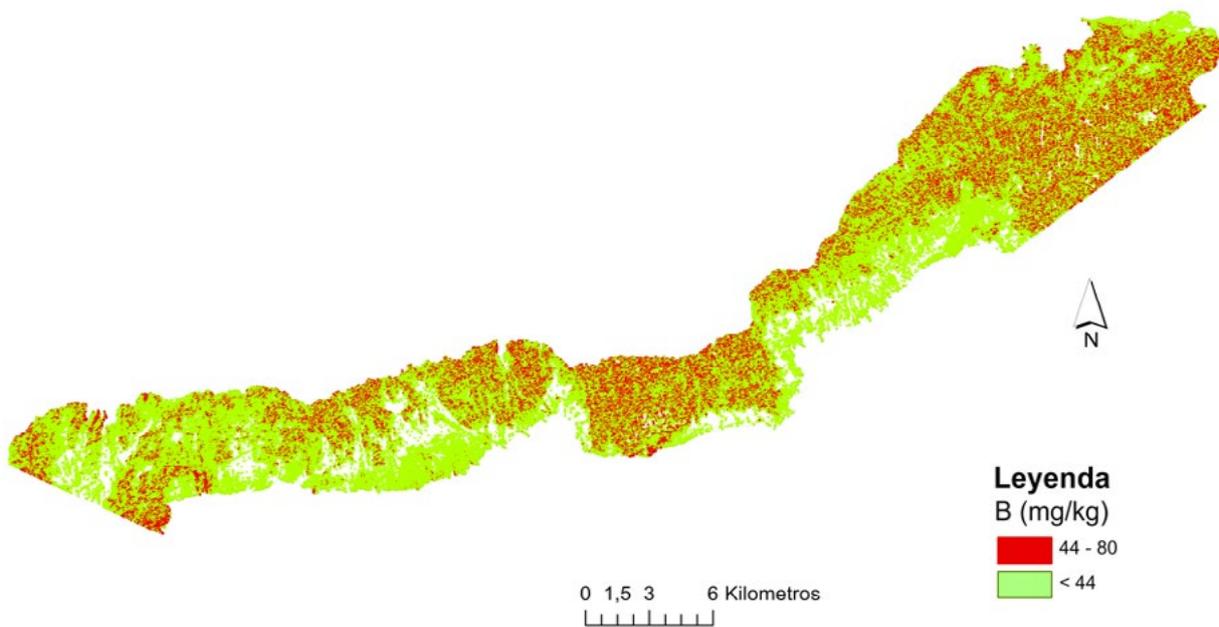


Figura 4. Mapa de clasificación del B total (mg kg⁻¹) en el área de estudio. Representación de suelos con valores de B total bajo (< 44) y medio (44-80).

métodos geoestadísticos; como ejemplo podemos citar el trabajo desarrollado por Sahebjalal (2012). Este estudio se realizó para preparar mapas de zonas con problemas causados por el agua de riego, como son salinidad y toxicidad

por iones específicos como el B. Los resultados de dicho trabajo permitieron cartografiar áreas con restricciones ligeras a moderadas y severas, de acuerdo con la concentración de B presente.

Un estudio realizado por Doncel et al. 1996, con 246 muestras de suelos distribuidos por toda la geografía de Navarra (España), incluyendo en la muestra Andisoles, permitió clasificar los suelos según el contenido de B soluble. De dicha clasificación se realizó una aproximación empírica al contenido de B total, lo cual nos permitió separar en dos clases los suelos de medianías de Tenerife: contenido bajo de B (< 44 ppm) y medio (44-80 ppm), lo cual se representa en la **Figura 4**.

Por otra parte, la aplicación de técnicas de teledetección en el estudio de propiedades químicas, como la concentración de nutrientes del suelo, no se ha empleado en el caso de B como se aprecia en una revisión sobre este tema realizado por Ge et al. (2011). Sin embargo, para detectar B mineral en estudios geológicos sí existen trabajos con teledetección y concretamente emplean la banda SWIR de la imagen satelital (Zhang & Yao 2015). De ahí la importancia que

tiene el modelo que sugerimos en nuestro estudio.

El mapa con la clasificación de los valores de B total (**Figura 4**) se desarrolló a partir de estimaciones realizadas con el modelo y la cartografía generada con el SIG. Al respecto determinamos que el 75% de la superficie estudiada representa los suelos con un nivel de B total < 44 mg kg⁻¹ (bajo), a lo que se añade un 24% de la superficie con B total de 44-80 mg kg⁻¹ (medio). Por otra parte, se destaca que en el 1% restante no existe información para dichas áreas y se representan sin colorear en el mapa.

En la variable Al no encontramos una relación estadística con las bandas espectrales Landsat-8, pero sí con el pH (**Tabla 4**). Por ello, en este estudio se obtuvo un modelo de regresión no lineal (cuadrático), con parámetros significativos (p < 0,05) estadísticamente, para la estimación del Al total. Este modelo y los resultados de su evaluación se describen en la **Tabla 7**.

Tabla 7. Modelo estadístico desarrollado para estimar los valores de Al total

Modelo	Parámetros	Evaluación		
		R ²	RMSE	RSR
$y = a-bx+cx^2$	a = 28,9*	0,81	0,95	0,693
	b = 7,4*			
	c = 0,51*			

*Significativo (p < 0,05), R² = coeficiente de determinación, RMSE = raíz cuadrada media del error, RSR = proporción de desviación de la estimación, x = pH del suelo, y = Al total estimado.

Al aplicar el modelo a los datos de pH se obtuvo una buena estimación de la variable Al total, por presentar un R² moderado y RSR satisfactorio, de acuerdo con los criterios de interpretación ya citados, R² (entre 0,81 y 0,90) y RSR (entre 0,60 y 0,70). En el modelo desarrollado, el Al total varía de 2,0 a 7,4 g kg⁻¹.

Los resultados obtenidos coinciden con lo reportado por Kariuki et al. (2007) en cuanto a la estimación por un modelo de regresión no lineal, pero difiere en el tipo ya que para estos autores los datos de las variables Al y pH se ajustaron mejor a una regresión exponencial.

En la **Figura 5** se presenta el mapa con la clasificación del Al total estimado por medio del modelo que hemos desarrollado y la cartografía generada con el SIG. De acuerdo con ello, determinamos que el 92,5% de la superficie estudiada corresponde a suelos con un nivel de Al total < 4 g kg⁻¹ (bajo), a lo que se añade un 6,4% de la superficie con Al total ≥ 4 g kg⁻¹ (alto). No obstante, para el 1% restante no existe información para dichas áreas.

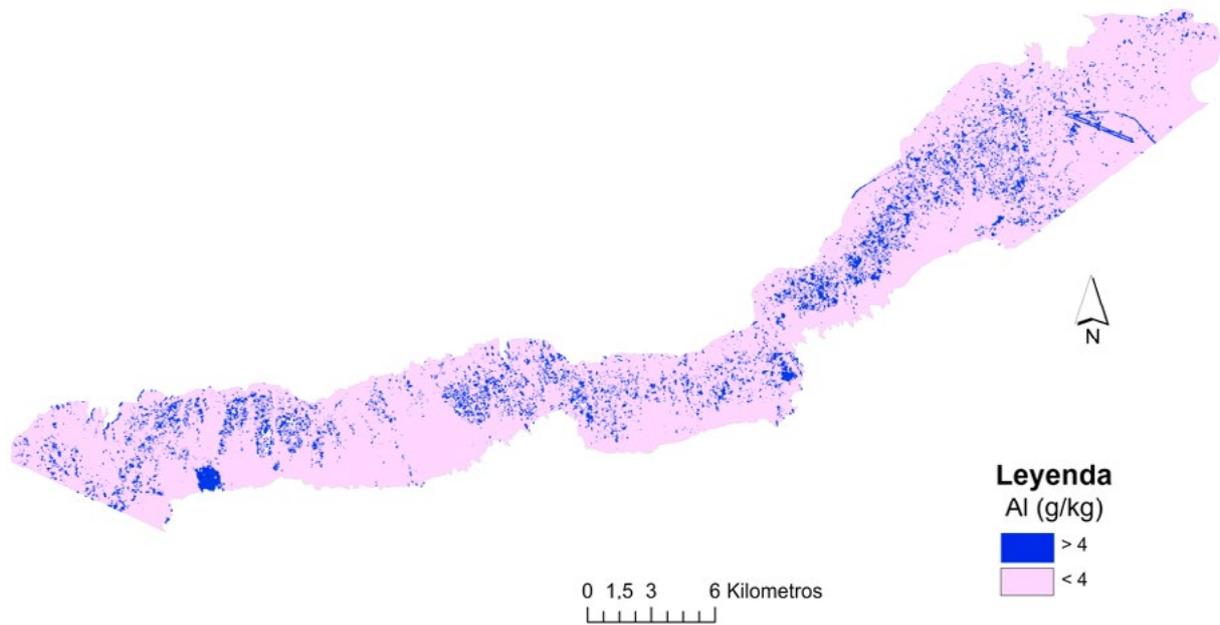


Figura 5. Mapa de clasificación del Al total (g kg^{-1}) en el área de estudio. Representación de suelos con valores de Al total bajo (< 4) y alto (> 4).

3.4. Estimación y calibración del modelo de fertilidad de los suelos

La fertilidad de los suelos estudiados fue estimada por medio de modelos de regresión lineal múltiple con tres variables, seleccionadas por el procedimiento estadístico paso a paso, hacia adelante (alfa 0,15). Estos modelos incluyen la variable pH y dos variables transformadas a logaritmo (Log_{10}) que son Al total y B total (Tabla 8). La calibración de estos modelos se realizó con los datos de muestras de suelos y rendimiento de granos de 17 parcelas. Los resultados mostraron una muy buena estimación del rendimiento de acuerdo con los criterios de interpretación ya citados (R^2 entre 0,81 y 0,90; y RSR entre 0 y 0,50), siendo R^2 moderado y RSR bueno. En base a estos resultados, se decidió clasificar la fertilidad del suelo en cuatro clases (Tabla 8).

Analizando en conjunto los resultados que se muestran en la Tabla 8, se aprecia que la variedad de trigo “Barbilla” tiene un límite de tolerancia a Al de $4,85 \text{ g kg}^{-1}$ que de superarse disminuye significativamente el rendimiento de granos. Por otra parte, se pudo observar que un

aumento en el contenido de Al, si va acompañado de incrementos en los niveles de B, aumenta también el rendimiento hasta alcanzar un máximo en los niveles de Al de $4,85 \text{ g kg}^{-1}$. A su vez, los niveles de B pueden resultar perjudiciales para el rendimiento del cultivo si superan valores de 80 mg kg^{-1} . Esta hipótesis está soportada por Costa et al. (2003), en un ensayo de campo desarrollado en Brasil en parcelas experimentales, que encontraron una respuesta genética del trigo (variabilidad genética) a niveles tóxicos de Al. También observaron que el rendimiento de granos de trigo se incrementa significativamente (hasta un 48%) cuando se neutraliza la saturación de Al del suelo hasta el 45%. Por otra parte, Ruiz et al. (2006) realizaron un experimento en España, bajo invernadero con plantas de girasol, para evaluar la respuesta de la planta a dosis altas de B en un suelo con una concentración tóxica de Al, encontrando que una dosis creciente de B conduce a una mayor resistencia de la planta, ya que promueve el crecimiento de las raíces en condiciones de toxicidad de Al al estimular la síntesis de unas enzimas específicas en las células de las hojas y de las raíces de la planta.

Tabla 8. Estimación de la fertilidad de los suelos. Modelo estadístico y resultados de la calibración.

Nº	Cl.	Modelo*	P.	Variables			Rendimiento		Calibración									
				X ₁	X ₂	X ₃	y	ŷ	R ²	RMSE	RSR							
1	A			5,76	3,78	77	882,9	882,9	0,00	0,00	0,00							
2				6,26	2,41	19	667,2	534,9										
3				6,32	4,85	12	644,5	565,5										
4				4,82	6,70	8	519,5	490,4										
5				a = 873	6,21	4,32	13	436,8				512,7						
6				b = 119	5,76	2,77	8	429,4				274,7						
7				L	y = a+bX ₁ +c•Log ₁₀ X ₂ +d•Log ₁₀ X ₃	c = 854	5,53	2,68				86	299,2	331,4	0,83	72,45	0,368	
8							d = 93,4	5,6				3,65	9	297,8				362,7
9							6,10	2,98				11	247,7	355,2				
10							5,66	2,54				14	238,3	253,3				
11							6,01	2,69				9	236,6	298,3				
12							5,47	2,68				9	220,7	232,7				
13	C	y = a+bX ₁ -c•Log ₁₀ X ₂ +d•Log ₁₀ X ₃	a = 512	7,33	2,17	23	621,4	594,8	0,88	28,78	0,363							
14				b = 17,2	7,78	3,19	59	534,9				510,5						
15				c = 1193	7,22	3,16	52	526,7				491,4						
16				d = 263	7,22	3,32	26	422,5				386,6						
17				6,50	2,86	15	406,3	388,7										

*Significativo (p < 0,05), R² = coeficiente de determinación, RMSE = raíz cuadrada media del error, RSR = proporción de desviación de la estimación, X₁ = pH del suelo, X₂ = Al total (g kg⁻¹), X₃ = B total (mg kg⁻¹), y = rendimiento observado de granos de trigo (g m⁻²), ŷ = rendimiento estimado (g m⁻²), P. = parámetros del modelo de regresión, Cl. = clasificación de la fertilidad (A = adecuada, L = limitada, C = condicionada).

En los suelos neutro-alcalinos muestreados (Tabla 8) se pudo observar que a pH > 7 el rendimiento del cultivo se incrementa en presencia de niveles de Al > 3 g kg⁻¹, cuando los niveles de B en el suelo aumentaron (de 26 a 59 mg kg⁻¹). Por otra parte, a un nivel de Al en el suelo de 3,3 g kg⁻¹, los rendimientos bajaron y fueron aún más bajos, cuando en el suelo los niveles de Al eran bajos (2,86 g kg⁻¹) y los de B también (15 mg kg⁻¹). Nuestra hipótesis es que en estos suelos una dosis creciente de B también promueve un mayor rendimiento del cultivo, hasta alcanzar un nivel de toxicidad que desconocemos. Esto puede aceptarse si tomamos en cuenta los resultados obtenidos por Ruiz et al. (2006). Así también, nuestra hipótesis para explicar el efecto de niveles de Al > 3 g kg⁻¹ en el rendimiento del trigo, en los suelos muestreado con pH > 7, es que puede deberse a la presencia de formas fitotóxi-

cas de Al. Esto está soportado por Brautigam et al. (2012), que reportaron formas fitotóxicas de Al a pH alcalino.

En la Figura 6 se puede observar el mapa elaborado a partir de la reclasificación de los mapas de estimación del pH, Al y B, siguiendo los criterios mostrados en la Figura 2 y Tabla 2 para generar la cartografía con el SIG. Al respecto se determinó que el 57% de la superficie estudiada presenta una Fertilidad limitada, a lo que se añade un 40% de la superficie con Fertilidad condicionada. Por otra parte destacar que menos del 1% de la superficie presenta Fertilidad adecuada y que apenas un 2% de la superficie en estudio no es apta para la producción de trigo de invierno.

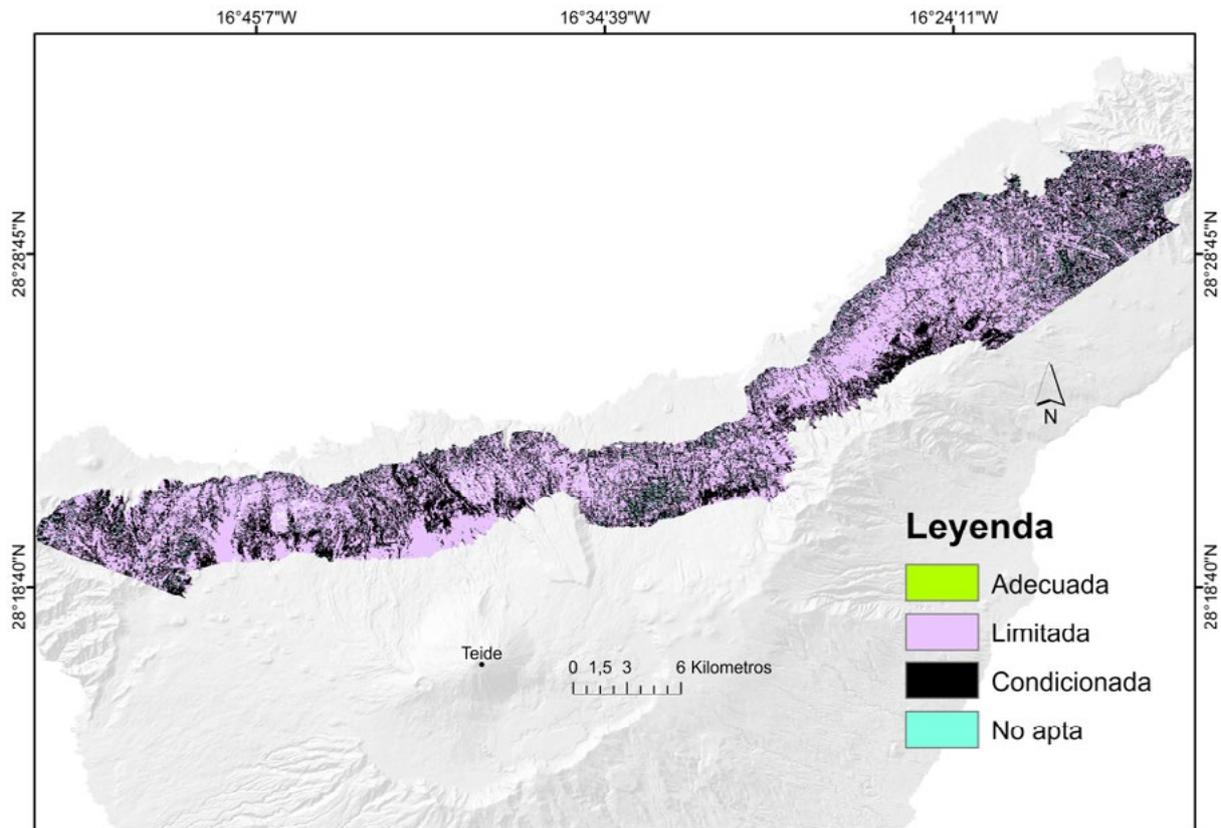


Figura 6. Mapa de clasificación de la fertilidad de los suelos para la producción de trigo de invierno.

4. Conclusiones

Los resultados sugieren que la metodología de análisis por medio de técnicas de teledetección y SIG puede servir de apoyo para estudios donde se requiera realizar un diagnóstico o un monitoreo sobre áreas extensas de suelos agrícolas. Por otra parte, los modelos matemáticos que se presentan en este estudio pueden ser extrapolables siempre que los datos de entrada del modelo (valores de reflectancia de las bandas 5 y 7) se encuentren dentro del rango de valores con los cuales se formularon los modelos; es decir, se podrían hacer estimaciones para las variables pH, Al total y B total. Por consiguiente, de contar con los valores de pH, Al total y B total, y aplicarse los criterios desarrollados, se puede conocer la fertilidad de los suelos en base a la concentración de nutrientes limitantes en aquellas tierras agrícolas que no cuenten con dicha información,

dentro de la zona de estudio. Esto puede ser de gran utilidad en proyectos de planificación agrícola que se puedan desarrollar en el futuro, tanto para el cultivo del trigo de invierno como para cualquier otro con las mismas limitaciones sobre la producción.

5. Agradecimientos

Agradecemos al personal del Grupo Fertilidad de Suelos y Nutrición Mineral del Instituto de Productos Naturales y Agrobiología (IPNA) del Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC) de La Laguna, su implicación en los análisis químicos de los suelos.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Anderson K, Croft H. 2009. Remote sensing of soil surface properties. *Prog in Phys Geogr.* 33(4):457-473.
- Asociación gvSIG. 2016. Manual de usuario gvSIG versión 2.3. Software libre. Valencia, España. <http://www.gvsig.com/es/productos/gvsig-desktop>. Accessed Jun 2017.
- Bai L, Wang C, Zang S, Zhang Y, Hao Q, Wu Y. 2016. Remote sensing of soil alkalinity and salinity in the Wuyu'er-Shuangyang river basin, northeast China. *Remote Sens.* 8(2):163.
- Bhandari B, Ficklin RL. 2009. Characterizing the variability of physical and chemical properties across the soil individuals mapped as Amy Silt Loam Soils in Southeastern Arkansas. *J Ark Acad Sci.* 63:34-43.
- Brautigam DJ, Rengasamy P, Chittleborough DJ. 2012. Aluminium speciation and phytotoxicity in alkaline soils. *Plant Soil* 360:187-196.
- Brown PJ. 1982. Multivariate calibration. *J R Statist Soc.* 44(2):287-321.
- Chávez Jr PS. 1988. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sens Environ.* 24:459-479.
- Conversa G, Bonasia A, Di Gioia F, Elia A. 2015. A decision supports system (GesCoN) for managing fertigation in vegetable crops. Part II - model calibration and validation under different environmental growing conditions on field grown tomato. *Front Plant Sci.* 6:495.
- Costa A, Cogrossi LA, Riede CR. 2003. Reaction of wheat genotypes to soil aluminum differential saturations. *Braz Arch Biol Technol.* 46(1):19-25.
- Cristóbal D, Álvarez ME, Hernández E, Maldonado R, Pérez M, Castro R. 2008. Variabilidad espacial de propiedades químicas del suelo y su uso en el diseño de experimentos. *Terra Latinoam.* 26(4):317-324.
- Dogan HM, Kiliç OM. 2013. Modelling and mapping some soil surface properties of Central Kelkit Basin in Turkey by using Landsat-7 ETM images. *Int J Remote Sens.* 34(15):5623-5640.
- Doncel AJ, Iñiguez J, Val RM. 1996. Relación del contenido de boro soluble con distintos parámetros edáficos y ambientales de suelos de Navarra. *Munibe* 48:21-38.
- Edgell SE, Noon SM. 1984. Effect of violation of normality on the t test of the correlation coefficient. *Psychological Bulletin* 95(3):576-583.
- Fernández-Caldas E, Tejedor ML, Rodríguez A. 1978. Suelos de las Islas Canarias. Ecología, distribución geográfica y características. *Anuario de Estudios Atlánticos* 24:617-650.
- Francisco-Bethencourt D, Afonso D. 2016. Estado actual de los cereales en la comarca noroeste de Tenerife. Campaña 2015. Cabildo de Tenerife & Centro de Conservación de la Biodiversidad Agrícola de Tenerife. Available from: http://agrocabildo.org/publica/Publicaciones/cere_611_cereales.pdf.
- Ganança JF, Abreu I, Susa NF, Paz RF, Caldeira P, dos Santos TM, Costa G, Slaski JJ, Pinheiro MA. 2007. Soil conditions and evolution of aluminium resistance among cultivated and wild plant species on the Island of Madeira. *Plant Soil Environ.* 53(6):239-246.
- García JL, Pestana G. 2010. Las Medianías. Agricultura, paisaje y desarrollo rural en Canarias. La Laguna (TF): Asociación de Geógrafos Españoles.
- Ge Y, Thomasson JA, Sui R. 2011. Remote sensing of soil properties in precision agriculture: A review. *Front Earth Sci.* 5(3):229-238.
- Gobierno de Canarias. 2017. Mapa de cultivos de Canarias. In: Consejería de Agricultura, Ganadería, Pesca y Aguas, editor. Datos a nivel insular. Campaña 2015-2016. http://www.gobiernodecanarias.org/agricultura/agricultura/temas/mapa_cultivos/tenerife. Accessed Jun 2017.
- Graham RC, Indorante SJ. 2017. Concepts of soil formation and soil survey. In: West LT, Singer MJ, Hartemink AE, editors. *The soils of the USA*. New York: Springer. p. 9-27.
- Guerra-García JA, Rodríguez-Rodríguez A, Arbelo CD. 2014. Caracterización de los suelos del Monteverde mediante secuencias edáficas evolutivas y regresivas (Tenerife, Islas Canarias). *Spanish J. Soil Sci.* 4(1):19-50.
- Hantson S, Chuvieco E, Pons X, Domingo C, Cea C, Moré G, Cristobal J, Peces JJ, Tejeiro JA. 2011. Cadena de pre-procesamiento estándar para las imágenes Landsat del Plan Nacional de Teledetección. *Revista de Teledetección* 36:51-61.
- Instituto Canario de Estadística. 2015. Superficie cultivada de cultivos herbáceos según cultivos y sistemas de cultivo. In: Estadística Agraria de Canarias/ Series anuales de agricultura. Municipios, islas y provincias de Canarias 1999-2015. Resultados 2015. <http://www.gobiernodecanarias.org/istac/jaxi-istac/menu.do?uripub=urn:uuid:ef5f2e5c-e2c4-4c1d-b5ed-c20fe946ce6f>. Accessed Feb 2017.
- Ismayilov A, Mikailsoy F. 2015. Mathematical models of fertility for the soils of Azerbaijan. *Eurasian J Soil Sci.* 4(2):118-125.
- Jones Jr JB. 2012. *Plant nutrition and soil fertility manual*. Boca Raton (FL): CRC Press.
- Kariuki SK, Zhang H, Schroder JL, Edwards J, Payton

- M, Carver BF, Raun WR, Krenzer EG. 2007. Hard red winter wheat cultivar responses to a pH and aluminum concentration gradient. *Agron J.* 99:88-98.
- Kerdsueb P, Teartisup P. 2014. The use of geoinformatics for estimating soil organic matter in central plain of Thailand. *IJESD* 5(3):282-285.
 - Khadka D, Lamichhane S, Tiwari DN, Mishra K. 2017. Assessment of soil fertility status of national rice research program, hardinath, dhanusha, Nepal. *Int J Agri Env Res.* 3(1):86-105.
 - Krishan G, Saha SK, Kumar S, Patel NR. 2014. Remote sensing in soil fertility evaluation and management. In: Chandra R, Raverkar KP, editors. *Bioresources for sustainable plant nutrient management*. New Delhi: Satish Serial Publishing House. p. 509-533.
 - Läuchli A, Grattan SR. 2012. Soil pH extremes. In: Shabala S, editor. *Plant stress physiology*. Wallingford: CABI. p. 194-209.
 - Li L, Yang T, Redden R, He W, Zong X. 2016. Soil fertility map for food legumes production areas in China. *Sci Rep.* 6:26102.
 - MAGRAMA. 1994. *Métodos oficiales de análisis*. Tomo III. Madrid: Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación. Secretaría General de Alimentación..
 - Martín CS, Martín VO. 2016. Crisis económica y retorno a la actividad agrícola en Canarias. *Boletín de la A.G.E.* 70:77-99.
 - Mishra A, Pattnaik T, Das D, Das M. 2014. Soil fertility maps preparation using GPS and GIS in Dhenkanal district, Odiha, India. *Int J Plant Soil Sci.* 3(8):986-994.
 - Mohamed AE, Rahman A, Natarajan A, Srinivasamurthy CA, Hegde R. 2016. Estimating soil fertility status in physically degraded land using GIS and remote sensing techniques in Chamarajanagar district, Karnataka, India. *Egypt J Remote Sens Space Sci.* 19:95-108.
 - Mora JL, Arbelo CD, Armas CM, Guerra JA, Rodríguez AR, Alvarez A. 2004. Natural and acquired soil quality along environmental gradients (Tenerife, Canary Islands, Spain). In: *Proceedings of the XIII International Soil Conservation Organization Conference, ISCO 2004; 2004 July; Brisbane, Australia; 767: 1-4.*
 - Mora JL, Arbelo CD, Rodríguez A. 2009. Características de los suelos de las Islas Canarias en relación a la vegetación natural. In: Beltrán E, Afonso-Carrillo J, García A, Rodríguez O, editors. *Homenaje al profesor Dr. Wolfredo Wildpredt de la Torre*. Instituto de Estudios Canarios. Monografía LXXVIII. p. 665-684.
 - Mulder VL, de Bruin S, Schaepman ME, Mayr TR. 2011. The use of remote sensing in soil and terrain mapping-A review. *Geoderma* 162:1-19.
 - Nafiu AK, Abiodun MO, Okpara IM, Chude VO. 2012. Soil fertility evaluation: a potential tool for predicting fertilizer requirement for crops in Nigeria. *Afr J Agric Res.* 7(47):6204-6214.
 - Nanzyo M. 2002. Unique properties of volcanic ash soils. *Glob Environ Res.* 6:99-112.
 - Navarro G, Navarro S. 2014. *Fertilizantes: química y acción*. Madrid: Mundi-Prensa.
 - Nazmi L. 2013. Modeling for relationships between soil properties and yield components of wheat using multiple linear regression and structural equation modeling. *Adv Environ Biol.* 7(2):235-242.
 - Obando FH, Villegas AM, Betancur JH, Echeverri L. 2006. Variabilidad espacial de propiedades químicas y físicas en un Typic Udivitrands, Arenoso de la región andina central Colombiana. *Rev Fac. Nal Agr Medellín* 59(1):3217-3235.
 - Olsen SR. 1954. Estimation of available P in soils by extraction with sodium bicarbonate. Washington, DC: United States Department of Agriculture.
 - Panagopoulos T, Jesus J, Antunes MD, Beltrão J. 2006. Analysis of spatial interpolation for optimising management of a salinized field cultivated with lettuce. *Europ J Agronomy* 24:1-10.
 - Patil SS, Patil VC, Al-Gaadi KA. 2011. Spatial variability in fertility status of surface soils. *World Appl Sci J.* 14(7):1020-1024.
 - Pellegrino DG, Graziano PS. 2012. Correlation of physical and chemical attributes of soil with sugarcane yield. *Pesq Agropec Bras.* 47(4):613-620.
 - Pennock D, Yates T, Braidek J. 2007. Soil sampling designs. In: Carter MR, Gregorich EG, editors. *Soil sampling and methods of analysis*. Boca Raton (FL): CRC Press. p. 1-14.
 - Rengel Z. 2015. Availability of Mn, Zn and Fe in the rhizosphere. *J Soil Sci Plant Nutr.* 15(2):397-409.
 - Ruiz JM, Rivero RM, Romero L. 2006. Boron increases synthesis of glutathione in sunflower plants subjected to aluminum stress. *Plant Soil* 279:25-30.
 - Sahebjalal E. 2012. Application of geostatistical analysis for evaluating variation in groundwater characteristics. *World Appl Sci J.* 18(1):135-141.
 - Santra P, Singh R, Sarathjith MC, Panwar NR, Varghese P, Das BS. 2015. Reflectance spectroscopic approach for estimation of soil properties in hot arid western Rajasthan, India. *Environ Earth Sci.* 74(5):4233-4245.
 - Singh B, Singh Y. 2015. Soil fertility: Evaluation and management. In: Rattan RK, Dwivedi BS, Sarkar AK, Bhattachryya T, Tarafdar JC, Kukal SS, editors. *Soil science: An introduction*. Indian Soc. Soil Sci. p. 649-669.
 - Soil Survey Staff. 1999. *Soil Taxonomy. A basic system of soil classification for making and interpreting soil surveys*. Washington, DC: N.R.C.S. USDA.
 - Soil Survey Staff. 2010. *Keys to Soil Taxonomy, 11th ed.* Washington, DC: USDA-Natural Resources Conservation Service.

- Song C, Woodcock CE, Seto KC, Lenney MP, Macomber SA. 2001. Classification and change detection using Landsat TM data: When and how to correct atmospheric effects? *Remote Sens Environ.* 75:230-244.
- Tejedor M, Neris J, Jiménez C. 2013. Soil properties controlling infiltration in volcanic soils (Tenerife, Spain). *Soil Sci Soc Am J.* 77:202-212.
- Zhang YJ, Yao FJ. 2015. Interpreting the shortwave infrared and thermal infrared regions of remote sensed electromagnetic spectrum with application for mineral deposits exploration. *J Appl Math Phys.* 3:254-261.