



DOI: <http://dx.doi.org/10.23857/dc.v6i2.1201>

Ciencias técnicas y aplicadas

Artículo de investigación

Caracterización y dinámica de la cobertura de suelo mediante teledetección: Caso de estudio volcán Tungurahua, Ecuador

***Characterization and dynamics of the ground cover through Remote Sensing:
Tungurahua's volcano case study, Ecuador***

***Caracterização e dinâmica da cobertura da terra usando sensoriamento remoto:
um estudo de caso do vulcão Tungurahua, Equador***

Alex Augusto Fernández-Fierro ^I

alex.fer.1995@hotmail.com

<https://orcid.org/0000-0002-9593-6033>

Carlos Rolando Rosero-Erazo ^{II}

carlos.roseroe@epoch.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0003-2691-5578>

Andrés Agustín Beltrán-Dávalos ^{III}

abeltran@epoch.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0001-6005-8915>

Magdy Mileni Echeverría-Guadalupe ^{IV}

magdy.echeverria@epoch.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0002-0269-4267>

***Recibido:** 24 de febrero de 2020 ***Aceptado:** 25 de marzo de 2020 ***Publicado:** 30 de abril de 2020

- I. Ingeniero en Biotecnología Ambiental, Grupo de investigación y Desarrollo para el Ambiente y Cambio Climático, Investigador independiente, Riobamba, Ecuador.
- II. Magíster en Biodiversidad y Cambio Climático, Docente Investigador en la Facultad de Ciencias, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Riobamba, Ecuador.
- III. Magíster en Sistemas de Gestión Ambiental, Docente Investigador en la Facultad de Ciencias, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Riobamba, Ecuador.
- IV. PhD. en Ciencias Ambientales, Docente Investigador en la Facultad de Ciencias, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Riobamba, Ecuador.

Resumen

El presente trabajo desarrollado en la cuenca baja del Rio Chambo con la presencia del volcán Tungurahua refleja un análisis y la conversión de este ecosistema con el objetivo de determinar la dinámica de la cobertura y uso del suelo mediante teledetección. Se utiliza imágenes satelitales Landsat 5 y 7 mediante el método de clasificación supervisada (algoritmo SAM) y por teledetección con algoritmos geofísicos (TSAVI, NSI, NDMI, EVI), además se analiza las propiedades fisicoquímicas del suelo: textura, porosidad, pH y materia orgánica según los protocolos de la Food and Agriculture Organizations of the United Nations (2009) y la normativa AENOR (1999) mediante criterio de similitud biogeográfica y una estadística descriptiva y analítica. La clasificación Supervisada nos ayudó a la estratificación de zonas anómalas en el costado Este, Oeste y zona baja del Volcán Tungurahua donde se evidencia cambios de cobertura en un 50,43% del territorio, mientras que un 49,57% no existió mayor variación, este cambio brusco se puede atribuir al proceso eruptivo del volcán (años 1999 al 2006). Para una comparativa de los parámetros fisicoquímicos del suelo con los métodos geofísicos de teledetección, el análisis de componentes principales nos señala que, la variable materia orgánica tiene una relación directa con el método geofísicos NDMI.

Palabras claves: Suelo; sensores remotos; cobertura de suelo; teledetección; parámetros geofísicos.

Abstract

The present work carried out in the lower basin of the Rio Chambo with the presence of the Tungurahua volcano reflects an analysis and the conversion of this ecosystem with the objective of determining the dynamics of land cover and use by remote sensing. Landsat 5 and 7 satellite images are used by the supervised classification method (SAM algorithm) and by remote sensing with geophysical algorithms (TSAVI, NSI, NDMI, EVI), in addition to analyzing the physicochemical properties of the soil: texture, porosity, pH and matter organic according to the protocols of the Food and Agriculture Organizations of the United Nations (2009) and the AENOR regulations (1999) using biogeographic similarity criteria and descriptive and analytical statistics. The Supervised classification helped us to stratify anomalous zones on the East, West, and lower areas of the Tungurahua Volcano, where changes in coverage are evident in 50.43% of the territory,

while 49.57% did not have greater variation. This abrupt change can be attributed to the eruption process of the volcano (years 1999 to 2006). For a comparison of the physicochemical parameters of the soil with the remote sensing geophysical methods, the principal component analysis indicates that the variable organic matter has a direct relationship with the NDMI geophysical method.

Keywords: Soil; remote sensing; ground cover; remote sensing; Geophysical parameters.

Resumo

O presente trabalho realizado na bacia inferior do Rio Chambo com a presença do vulcão Tungurahua reflete uma análise e a conversão desse ecossistema com o objetivo de determinar a dinâmica da cobertura e uso da terra por sensoriamento remoto. As imagens de satélite Landsat 5 e 7 são utilizadas pelo método de classificação supervisionada (algoritmo SAM) e por sensoriamento remoto com algoritmos geofísicos (TSAVI, NSI, NDMI, EVI), além de analisar as propriedades físico-químicas do solo: textura, porosidade, pH e matéria orgânicos de acordo com os protocolos das Organizações de Alimentos e Agricultura das Nações Unidas (2009) e os regulamentos da AENOR (1999), utilizando critérios de similaridade biogeográfica e estatísticas descritivas e analíticas. A classificação supervisionada nos ajudou a estratificar zonas anômalas nas áreas leste, oeste e baixa do vulcão Tungurahua, onde mudanças na cobertura são evidentes em 50,43% do território, enquanto 49,57% não apresentaram variação maior. Essa mudança abrupta pode ser atribuída ao processo de erupção do vulcão (anos de 1999 a 2006). Para uma comparação dos parâmetros físico-químicos do solo com os métodos geofísicos de sensoriamento remoto, a análise dos componentes principais indica que a variável matéria orgânica tem uma relação direta com o método geofísico NDMI.

Palavras-chave: Solo; sensoriamento remoto; cobertura do solo; sensoriamento remoto; Parâmetros geofísicos.

Introducción

El cambio de uso de suelo es un factor que actualmente se asocia directamente con el cambio global por su impacto en procesos y ciclos; esenciales en los ecosistemas y las relaciones humanas (Guo & Gifford, 2002). Dichos cambios en un análisis multitemporal con diferentes fechas, permite

determinar la evolución del medio natural o la influencia de las actividades humanas (Chuvieco, 1995).

La clasificación de imágenes es un proceso complejo que se ve afectado por varios factores como la disponibilidad de imágenes de calidad con sensores remotos y datos auxiliares; el diseño del procedimiento de clasificación adecuado y las habilidades y experiencias del analista son las más importantes (Lu & Weng, 2007).

En la teledetección, los valores de reflexión o emisión de radiación electromagnética de cada pixel son únicos y diferentes para cada cobertura; por consiguiente, las firmas espectrales de algunos píxeles se pueden asociar con un tipo específico de cobertura, agrupándolos según su respuesta espectral y clasificándolos en una cobertura identificada (Richards & Jia, 2006).

La transformación de ecosistemas en su mayoría se les atribuyen a los cambios de cobertura del suelo que derivan en degradación e intensificación del uso del suelo. Los cambios de cobertura y uso de suelo son palpables y cada vez más frecuentes ya sea por actividades naturales o por el avance de la frontera agrícola, haciendo de este un medio frágil, con alta susceptibilidad a procesos erosivos y baja productividad (Orozco et al., 2004) (Lambin, 1997). Según los censos nacionales, el Ecuador ha visto un cambio sustancial de su cobertura vegetal natural donde se estima una pérdida de 121.929 ha de páramo y 54.397 ha de bosque y montes (INEC, 2017).

El análisis de los cambios de cobertura y uso de suelo son escasos a consecuencia de la escasa información histórica y de bases de datos relacionadas con las técnicas para su desarrollo. (Brandt & Townsend, 2006). Con el paso de las variabilidades climatológicas y cambios del uso de tierra y coberturas de la tierra, avanzan a tasas sin precedentes que se han registrado con datos satelitales de forma continua y consistente, permitiendo así monitorear y cuantificar los cambios en el entorno global (Heumann, Seaquist, Eklundh, & Jönsson, 2007).

El análisis de las imágenes satelitales permite identificar indicadores cuantitativos de áreas con cobertura vegetal, que a partir de datos indirectos permite identificar la energía absorbida, reflejada o irradiada en la superficie terrestre siendo una herramienta útil para estudios de ecosistemas en una línea multitemporal (Rodríguez-Moreno & Bullock, 2018).

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index-NDVI), es el más utilizado para estimar de forma cuantitativa y cualitativa la vegetación en función de su desarrollo y la banda espectral que refleja (Chen et al., 2004). Este se lo relaciona con el

índice de área de hoja verde en campos de cultivo, menos propensos a ecosistemas tropicales y de áreas boscosas, a la vez que es mínimamente sensible al aerosol residual de incendios. (Miura, Huete, Van Leeuwen, & Didan, 1998).

Pese a que este es el índice común en la mayoría de las investigaciones y que no existe el índice de vegetación ideal, el Índice de Vegetación Ajustado al Suelo Transformado (Transformed Soil Adjusted Index-TSAVI) lo complementa al incorpora un ajuste de “línea de suelo” para obtener indicadores cualitativos y cuantitativos de suelo expuesto (Baret, Guyot, & Major, 1989).

Por otro lado, el índice de Vegetación mejorado (Enhanced Vegetation Index-EVI), desarrollado como un producto de vegetación satélital estándar para los Terra MODIS (Terra and Aqua Moderate Resolution Imaging Spectroradiometers), proporciona una sensibilidad mejorada para la biomasa minimizando las influencias del suelo y la atmósfera, pese a que lo limitan los sistemas de sensores diseñados con banda azul, roja e infrarrojas cercanas; dificultando la generación de series de tipo EVI a largo plazo como su contraparte del NDVI(Jiang, Huete, Didan, & Miura, 2008).

A raíz de que la banda azul en EVI no proporciona información biofísica adicional de las propiedades cualitativas de la vegetación, está destinado a reducir el ruido y las incertidumbres asociadas con aerosoles atmosféricos variables, por lo que se deben adaptar 2 bandas de EVI compatibles calculado sin una banda azul, haciéndolo propenso al ruido, pero menos significativo con continuos avances de corrección atmosférica (Jiang et al., 2008), por lo que el manejo de software especializado y la información pública accesible, puede ser utilizado para mejorar los planes de manejo y ordenamiento territorial en ecosistemas amenazados tanto por actividades antropogénicas como por fenómenos naturales. Al mismo tiempo, estos resultados permiten analizar el grado de cambio del área refundidos por atributos físicoquímicos y geofísicos del suelo.

Metodología

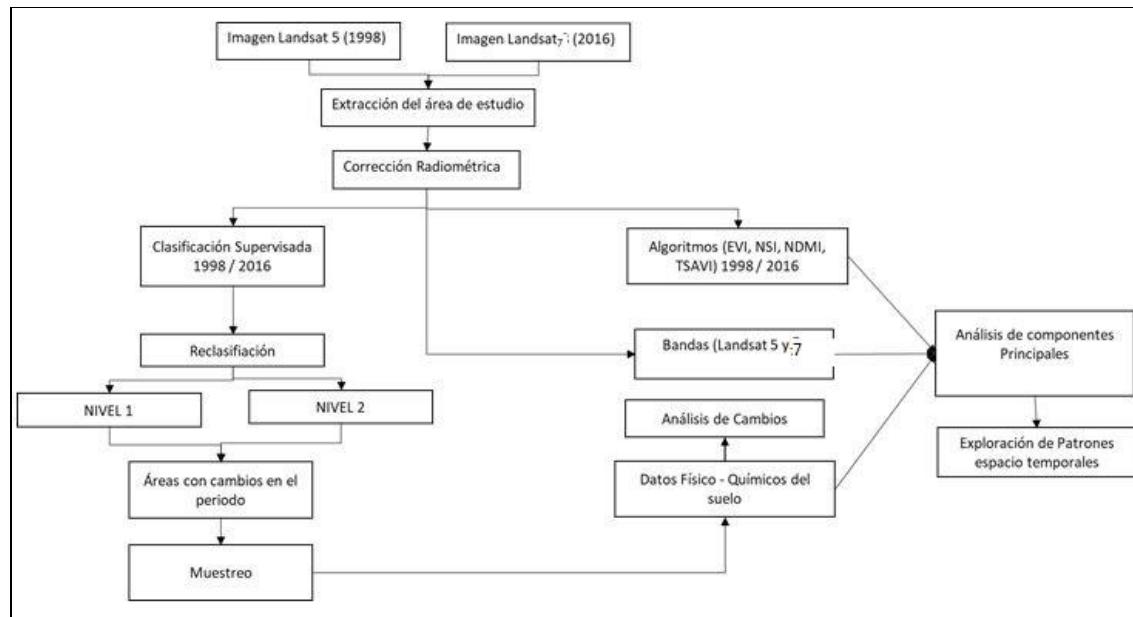
Área de estudio y datos

Se localiza en la cuenca baja del Río Chambo que limita, dentro del cantón Penipe, con presencia del volcán Tungurahua que es un estratovolcán andesítico a 5020 m.s.n.m. con un diámetro basal de 16 km. La actividad volcánica que data desde 1999 hasta la actualidad de tipo sub-continua caracterizada por explosiones estrombolianas y vulcanianas con emisiones sub-continuas de gases

y ceniza, flujos de piroclastos y lahares (Instituto Geofísicos, 2015). Valencia (2010, pp. 9-11) señala que se la actividad volcánica reciente inicia en 1999 hasta la actualidad, denotando dos grandes erupciones explosivas en Julio y Agosto de 2006 con formación de flujos piroclásticos que afectaron al flanco occidental y sur occidental.

Para el desarrollo del presente se determinó la cobertura vegetal del área de estudio con dos imágenes satelitales Landsat 5 y 7 mediante los métodos de clasificación supervisada y por teledetección con algoritmos geofísicos; posteriormente se realizó un muestreo del suelo para determinar sus propiedades fisicoquímicas que fueron analizadas mediante una estadística descriptiva y analítica como lo indica en el diagrama de flujo a continuación (Figura 1).

Figura 1. Flujoograma de Procesos



Fuente: Autores, 2019

Identificación de coberturas vegetales

Clasificación Supervisa

Se utilizaron imágenes satelitales obtenidas de la plataforma de United States Geological Survey (USGS). Según los parámetros de calidad de estas, tomando en cuenta la cantidad de nubosidad principalmente, se seleccionaron las imágenes correspondientes al 21 de diciembre de 1998 y 20 de noviembre de 2016; estas corresponden a los satélites Landsat 5 y 7, tienen una resolución de

30x30 m. La cobertura de suelo integrada a la presente investigación corresponde a clases de uso y cobertura definidas por el Panel Intergubernamental de Cambio Climático (Bickel & Köhl, 2006). Las imágenes fueron procesadas mediante los softwares de GIS : ENVI, ArcGis (ambos de ESRI), y TerrSet (IDRISI de Clarklab); y las zonas de entrenamiento para la clasificación supervisada, fueron identificadas con un GPS Garmin 62c.

Tabla 1: Metadata de las imágenes satelitales

Imagen	Landsat 5		Landsat 7	
PATH	010		010	
ROW	061		061	
FECHA ADQUISICIÓN	DE	21 diciembre, 1998		20 noviembre, 2016
SCENE CENTER TIME		15:05:44.3090690Z		15:27:02.6461160Z
COORDENADAS GEOGRÁFICAS	Latitud	Longitud	Latitud	Longitud
	-0.51287	-79.82637	-0.39890	-79.82099
	-0.51214	-77.72779	-0.39835	-77.77360
	-2.41511	-79.82538	-2.50194	-79.81990
	-2.41165	-77.72504	-2.49848	-77.77063
SISTEMA REFERENCIA	DE	WGS84		WGS84
SISTEMA PROYECCIÓN	DE	UTM		UTM
UTM ZONE		17		17
COBERTURA NUBOSA		29.00		19.78

Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

El procesamiento de las imágenes inició con la corrección atmosférica de tipo radiométrica. La precisión del mapa de cobertura es admisible con un índice Kappa 0.7441 y es relevante señalar que la combinación de bandas espectrales en una imagen Landsat 5 fue 2,1,5 para el falso color y las bases de firmas espectrales trabajadas fueron adaptadas a partir de la identificación de las zonas

de entrenamiento de la imagen Landsat 7, que incorpora la banda pancromática y trabaja con la combinación de bandas espectrales 3,2,1 para el color real.

Se determinaron los valores numéricos o niveles digitales (ND) a Reflectancia donde se define el valor que identifica a cada cobertura a discriminar según la cartografía temática a utilizar: páramo, bosque, cultivo y sin cobertura (Tabla 2).

Tabla 2: Cuadro modificado de la clasificación de suelo (Bickel & Köhl, 2006)

Nivel 1	Nivel 2
Bosque	Bosque
Tierra agropecuaria	Cultivo
Vegetación Arbustiva y Herbácea	Páramo
sin cobertura	Sin Cobertura

Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

Con estos resultados se determinaron los sitios de entrenamiento o de regiones de interés (ROIs), por lo que se realizó un levantamiento de forma manual, el mismo que consiste en definir varias zonas de muestreo para cada categoría de uso que se han definido, las mismas que deben ser homogéneas.

Se determinó la confiabilidad de los ROIs generados para cada categoría mediante un análisis estadístico de la separabilidad entre estas y el índice de divergencia transformado. Para la clasificación supervisada, una vez identificadas las zonas de entrenamiento, se empleo el algoritmo de Sample Angle Modeler (SAM) mediante el módulo de mínimas distancias. obteniendo un raster correspondiente a cada zona de interés. Finalmente, realizar una corrección visual mediante el módulo Convolution and morphology para depurar los píxeles aislados. Los archivos rasterizados y transformados a vector, fueron procesados en ArcGis para obtener un formato asimilable por TerrSet y empleados para la obtención de mapas de tasas de cambio entre cada clase de cobertura mediante el módulo Change Analysis.

Teledetección por Índices Geofísicos de Suelo

Índice de vegetación mejorado (EVI)

El EVI obtiene respuesta de las variaciones estructurales del dosel vegetal incluyendo el índice de área foliar (LAI), tipo y arquitectura del dosel y fisonomía de las plantas. EVI fue desarrollado para optimizar la señal de la vegetación con sensibilidad mejorada para altas densidades de biomasa, lográndose esto al separar la señal proveniente de la vegetación y de la influencia atmosférica. (INTA, 2002)

Ecuación:

$$\text{EVI} = (\text{NIR}-\text{R})/(\text{NIR}+\text{C1}*\text{R}-\text{C2}*\text{B}+\text{L})$$

Dónde: NIR= banda 5, R= banda 4, B= banda 2, L= 1, C1=6, C2=7.5

Índice de suelos normalizado (NSI)

El índice de suelos normalizado NSI, permite analizar la cantidad de suelo edificado que abarca la superficie urbana, de tal manera que a medida que exista una mayor área construida o impermeable, los valores son más altos, lo que determina valores bajos de NDVI, y un aumento de la temperatura superficial (TS), por mayor capacidad de absorción de calor y conductividad térmica de los materiales de las construcciones, es decir, a mayores valores de NSI y de TS, menor calidad ambiental (Yuan y Bauer, 2007).

Ecuación

$$\text{NSI} = (\text{SWIR}-\text{NIR}) / (\text{SWIR} + \text{NIR})$$

Dónde: SWIR = Banda 6, NIR = Banda 5

Cabe recalcar que este índice se lo tomó como un indicador particular de discriminación para la diferenciación de coberturas antrópicas y suelos eriales de la cobertura vegetal existente en el sector.

Índice de humedad de cultivos (NDMI)

El índice de humedad de cultivos (NDMI, Normalized Difference Moisture Index) utiliza la banda del infrarrojo cercano (NIR) y el infrarrojo de onda corta (SWIR) para aportar información acerca del contenido de agua de la vegetación. (Martinez, 2019)

Ecuación:

$$\text{NDMI} = (\text{NIR}-\text{SWIR})/(\text{NIR}+\text{SWIR})$$

Donde: NIR= banda 5, SWIR= banda 6

Índice Ajustado al Suelo (TSAVI)

Uno de los parámetros importantes en Teledetección en TSAVI el cual ajusta valores relacionados con suelo y vegetación (Huete, 1988), definido como:

Ecuación:

$$\text{LANDSAT 5: ATSA / TSAVI} = \frac{1.22 (\text{NIR} - 1.22\text{Red} - 0.03)}{1.22\text{NIR} + \text{Red} - 1.22 * 0.03 + 0.08} \\ (1+1.22^2)$$

$$\text{LANDSAT 8: ATSA / TSAVI} = \frac{1.22 (\text{NIR}_\text{Infrared} - 1.22\text{Red} - 0.03)}{1.22\text{NIR}_\text{Infrared} + \text{Red} - 1.22 * 0.03 + 0.08} \\ (1+1.22^2)$$

Donde: NIR=banda 5

Muestreo de suelo

La toma de muestras de suelos se realizó mediante el criterio de similitud biogeográfica con al menos tres parcelas cercanas y al menos una hectárea de cada tipo de cobertura, y una muestra adicional en las zonas de cambio de uso de suelo. Las muestras de suelo fueron compuestas y fueron tomadas a una profundidad de 0-30 cm por el interés agro-ecológico de la capa arable del suelo.

Análisis físicoquímicos del suelo

Se determinaron las propiedades fisicoquímicas mediante los indicadores de textura, porosidad, pH y materia orgánica según los protocolos de la Food and Agriculture Organizations of the United Nations (2009) y la normativa AENOR (1999).

Elaboración de mapas de cobertura y uso de suelo

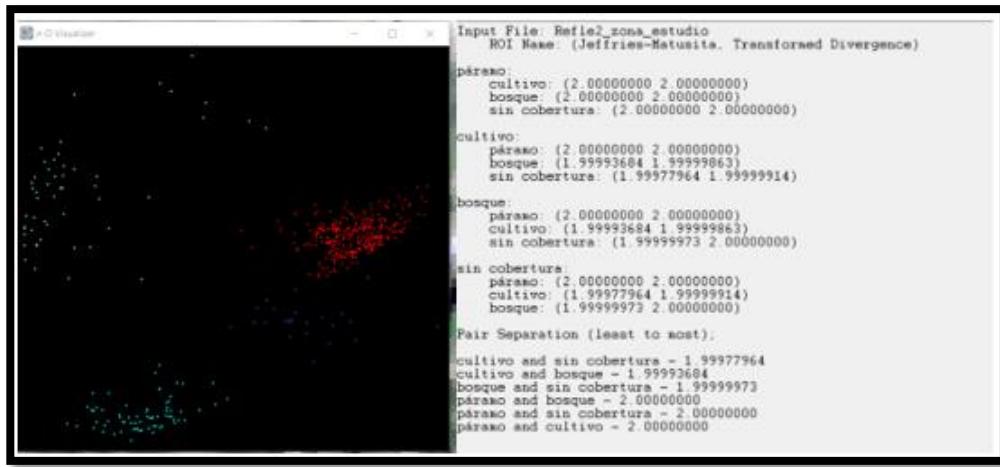
Tras realizar los análisis de coberturas vegetales de las imágenes satelitales se procedió a clasificar sus usos de suelo en las 4 clases previamente descritas en la tabla 2, pasando de formato raster a vector en ArcGis.

Resultados

Identificación de coberturas vegetales

Como lo indica la figura 1 a continuación, la separabilidad y correlación entre los datos es superior a 1.99, por lo que se garantiza que la clasificación de los mapas que tenemos es fiable y de alta calidad.

Figura2: Scatter plot de la banda infrarroja y resultados de separabilidad.



Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

La clasificación supervisada presentó un porcentaje ideal de precisión, en el 2016 con 77.7% y un coeficiente Kappa de 0.7631. En el año 1998 de 73.3% con un índice Kappa de 0.7441.

En el año 1998 se puede ver que la cobertura de vegetación natural fue 222.95 km² (90.6%), con una evidente predominancia en la cobertura de bosque de 131.99km² (53.63%) y páramo de 90.96km² (36.96%); mientras que la zona complementaria de 23.12km² (9.39%) que se distribuye entre el uso agrícola y pastizales de 11.23km² (4.56%) y sin cobertura de 11.88km² (4.83%) (Tabla 3).

En el año 2016, la cobertura de vegetación natural ha cambiado a 223.36km² (90.75%), correspondiente a 57.89km² (23.52%) de bosque y 165.47km² (67.23%) de páramo; y 22.76km² (9.24%) al suelo antrópico correspondiente al uso agrícola y pastizales de 14.61km² (5.93%) y sin cobertura de 8.14km² (3.31%) (Tabla 3).

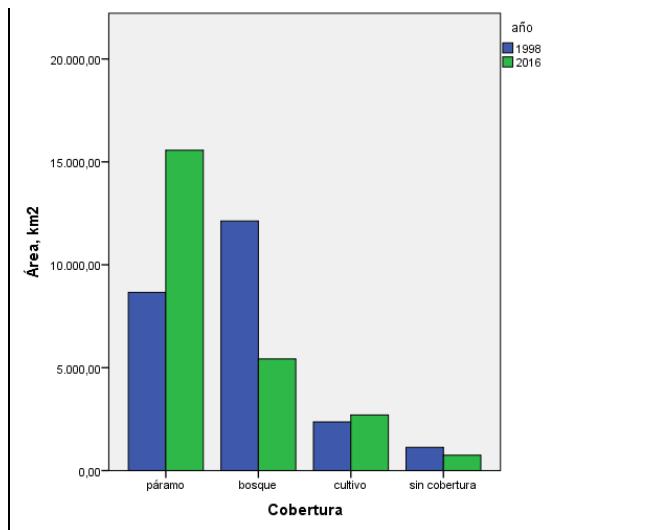
Tabla 3: Resultados del cambio de cobertura y uso de suelo de la clasificación supervisada de mapas.

Cobertura de suelo	2016		1998	
	km2	%	km2	%
bosque	57.892676	23.5212775	131.991477	53.6379268
páramo	165.47591	67.2313853	90.966796	36.9665561
sin cobertura	8.149398	3.31102767	11.886124	4.83021376
cultivo	14.610977	5.93630954	11.234236	4.56530332
total	246.128961	100	246.078633	100

Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

En el año 2016 observamos que la cobertura de páramo predomina en el área con un incremento de su cobertura del 30.27% frente al área boscosa que ha perdido el 30.11% de ésta. Así también se puede ver que producto de las actividades volcánicas, la desocupación antrópica ha repercutido en la zona sin cobertura vegetal disminuyendo en 1.52% de su cobertura y el uso de suelo para cultivos se ha incrementado un 1.37% impulsando el avance de la frontera agrícola, marcando la preferencia en la zona occidental y las zonas bajas del volcán Tungurahua. (Figura 2)

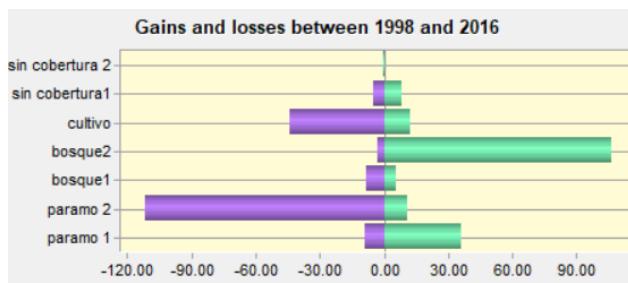
Figura 2. Cobertura de los usos de suelo en la cuenca baja del río Chambo de 1998 a 2016.



Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

Las ganancias del uso de suelo páramo representadas en el gráfico 3 nos indica una evidente ganancia de 111.96km² (26.76%); que contrasta con la categoría del tipo boscoso de 106.62km² (25.49%). A la vez el primero presenta una pérdida de 36.34km² (8.69%), superado por la ganancia de 43.83km² (10.48%) de cultivos que tienen una pérdida mínima de 12.56km² (3%).

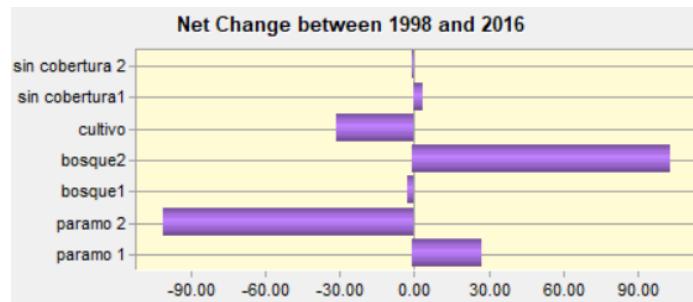
Figura 3: Ganancias y pérdidas por categorías expresadas en Km² entre los años 1998-2016 (Páramo 1: zona sur oriental; Páramo 2: zona centro y nor-occidental; Bosque 1: zona occidental, Bosque 2: zona oriental; Cultivo: zona centro occidental; Sin cobertura 1: zona centro sur del volcán; Sin cobertura 2: centro sur occidente del volcán)



Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

El análisis del cambio neto de cada categoría nos indica a detalle de los cambios negativos o ganancias netas de páramo con 101.21 km² (24.19%); que contrasta con la de bosque en una proporción semejante; pese a esto, hay una importante pérdida de 27.59 km² (6.59%) del mismo páramo contenido en 103.84 km² (24.82%). También es importante destacar el avance de la frontera agrícola, compuesta principalmente por cultivos anuales y pastizales con una ganancia neta de 31.27 km² (7.48%). (Gráfico 4).

Figura 4: Ganancias y pérdidas netas por categorías expresadas en Km² entre los años 1998-2016. (Bosque 1 de la zona occidental y Bosque 2 de la zona oriental)

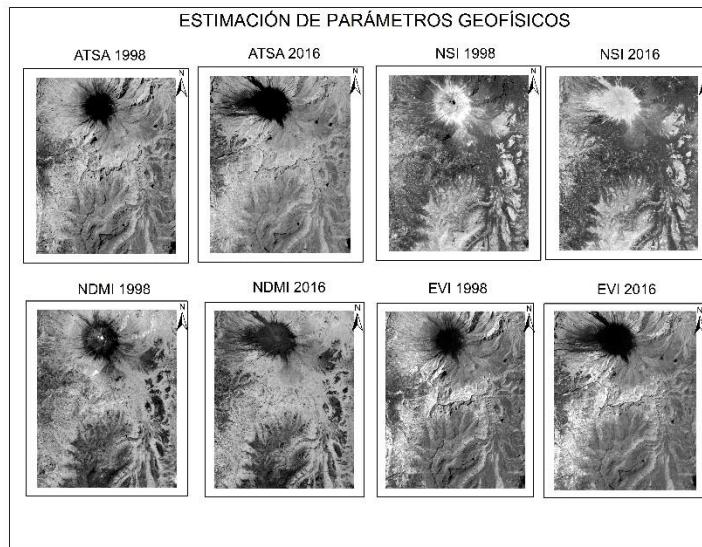


Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

Teledetección por Índices Geofísicos de Suelo

Se procedió a la caracterización de la cobertura mediante la comparación de las variaciones de parámetros geofísicos y variables físico químicas obtenidas en campo (Figura 5).

Figura 5. Parámetros Geofísicos (firmas espectrales)
de imágenes del año 1998 y 2016. ATSA



Fuente: ATSA, 2016

Se identificaron tres zonas de cambio, la primera y segunda zona es definida por la parte Este y Oeste del Volcán Tungurahua (Figura 4), donde se presentó un cambio brusco de la cobertura de suelo producto de la actividad volcánica dada en la época, esta zona abarca un área de 512 hectáreas la cual acentúa tres cambios relacionados con el cambio de cobertura de bosque a un área sin cobertura con 52 hectáreas en la zona Oeste en la cual se evidenció un proceso de deslizamiento dada en la época, posteriormente se identificó un cambio representado por Vegetación Arbustiva y herbácea hacia Bosque y un área sin cobertura vegetal transformado a un Bosque en la zona Este del Volcán Tungurahua; por último, se consideró una zona baja del Volcán Tungurahua correspondiente a cuatro localidades del Cantón Penipe; Bilbao, Puela, El Altar y Matus.

Figura 6. Zonas de Cambio de la Cobertura de suelo
(Este y Oeste de las Faldas del Volcán Tungurahua)

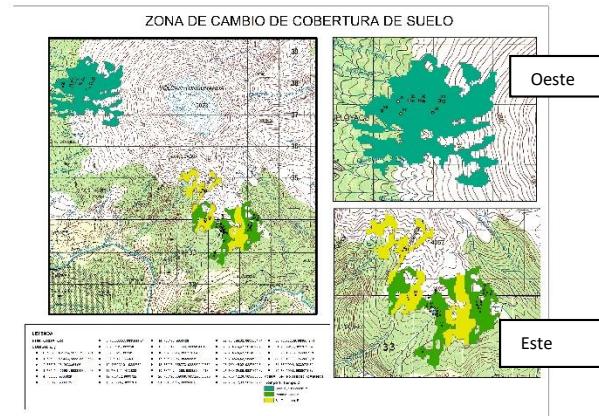
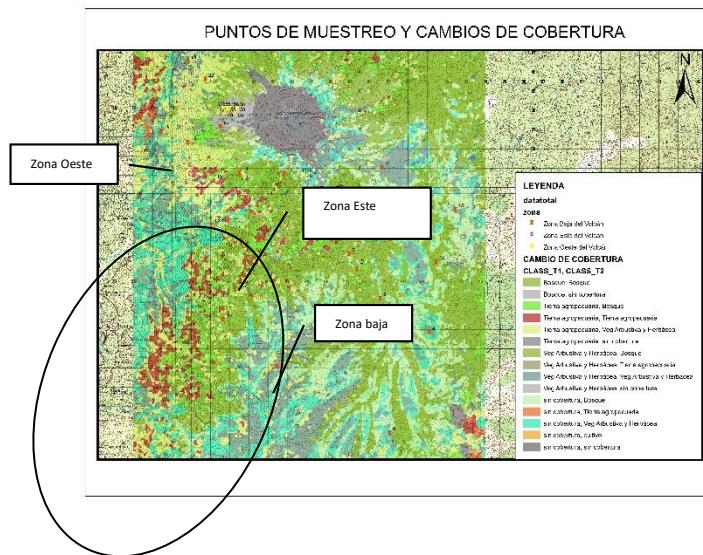
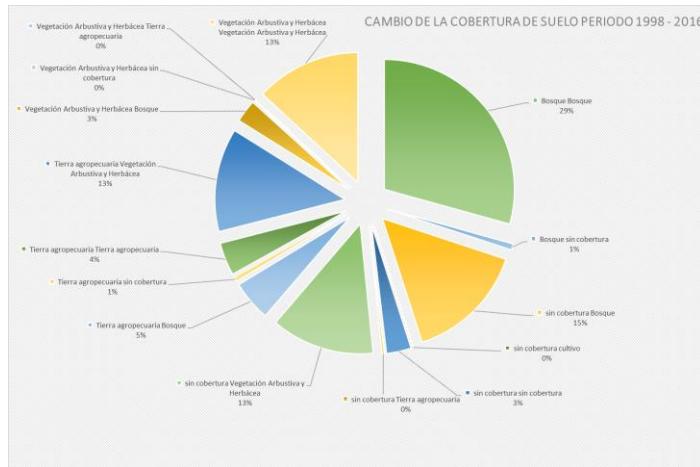


Figura 7. Ubicación de los puntos de muestreo en la falda sur del Volcán Tungurahua



En un periodo concerniente de 1998 al 2016 existió cambios de cobertura en un 50,43% del territorio estudiado es decir en la falda sur del Volcán Tungurahua, mientras que un 49,57% no existió mayor variación de la cobertura de suelo, este proceso está relacionado con impactos tanto antrópicos como naturales (Gráfico 5). Uno de los eventos considerados anómalos en el periodo de análisis existentes en la época fue la erupción del Tungurahua el cual inició su proceso eruptivo en septiembre de 1999 hasta Julio del 2006.

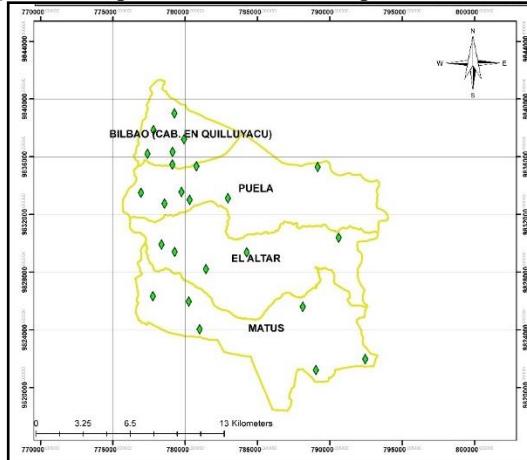
Figura 8. Procesos de Cambio en el Periodo de 1998 al 2016



Muestreo de suelos

Una vez se han identificado las coberturas vegetales, y se procedió a tomar muestras compuestas del suelo haciendo un total de 59 puntos muestreados dentro de las zonas de cambio y de persistencia (Figura 9).

Figura 9: Mapa de ubicación de los puntos de muestreo.



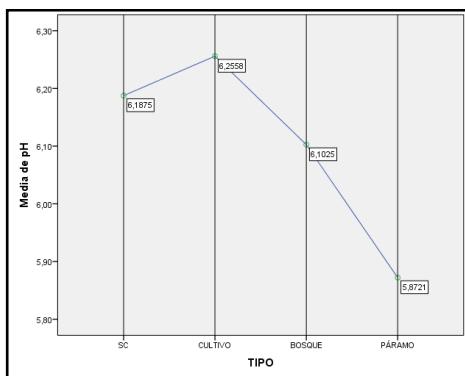
Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

Análisis físicoquímico del suelo

El pH de la cobertura vegetal natural se ve representado por un pH ligeramente ácido para los suelos de bosque y moderadamente ácido en los suelos de páramo, siendo este último el que presenta una considerable disminución en relación a los suelos sin cobertura y de cultivo. Dicho

sea de paso, que, aunque estos se mantienen en un pH ligeramente ácido, las fluctuaciones en el suelo de páramo (de 4,6 a 7,11) y de cultivo (y 6.25 a 7.01) van de prudentemente ácido a neutro. Liebig et al., (2002, p.p. 596-601) enfatiza que el pH del suelo es una propiedad importante en la actividad microbiana y la disponibilidad de nutrientes, por lo que la aplicación de fertilizantes contribuye notablemente en la disminución de este y según el resultado de su investigación el pH disminuye de 6.57 a 5.9 por efecto del uso de fertilizantes nitrogenados (Figura 10).

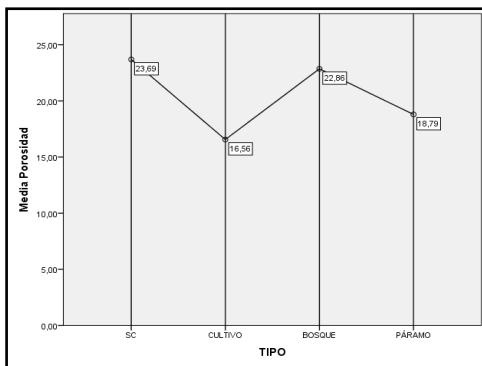
Figura 10: Resultados análisis de pH.



Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

Con respecto a la porosidad del suelo, los valores más bajos corresponden a cultivo con 4,17% y sin cobertura de 5,64%. La diferencia en la cobertura vegetal natural es más notoria, siendo el más alto de 22,85% el del suelo de bosque y el más bajo el de páramo 18,79%. (Figura 11)

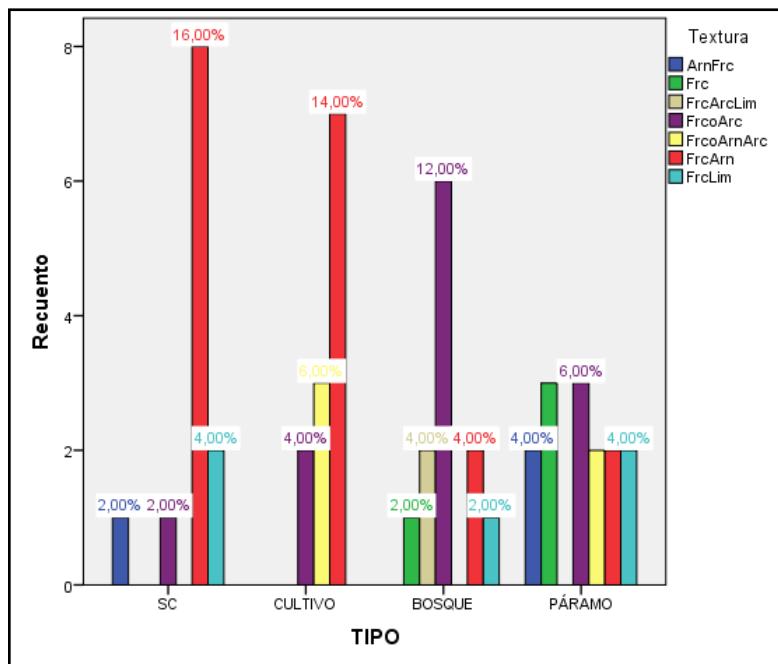
Figura 11: Resultados del análisis de porosidad.



Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

Se ha determinado que la textura del suelo donde predomina el suelo de tipo franco arenoso en un 38%, seguido de en un 16% en los suelos sin cobertura, y 14% en los suelos de cultivo; seguido el 24% de los suelos son de tipo franco arcilloso donde predomina con un 12% en bosque y 6% en páramo. (Figura 12)

Figura 12: Textura según el uso de suelo.



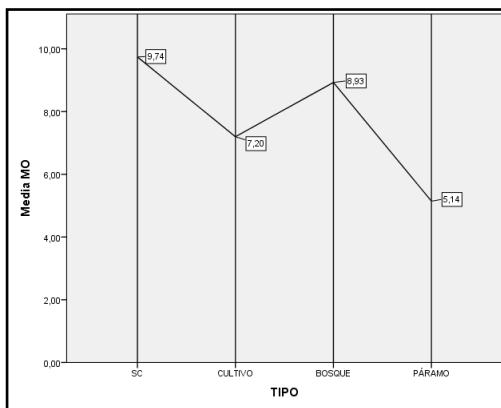
Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

Esta diferencia es atribuida a que la falta de cobertura total del suelo en cultivo, como el de maíz, puede causar erosión al suelo. Así también la diferente composición textural de los diferentes tipos de uso de suelo estudiados nos indica que el material parental no es el mismo para toda la zona de estudio donde las partes de arcilla (< 0.002 mm) se encuentran bajos en relación a los de arena (2-0.005 mm) y limo (0.05-0.002) que predominan en los suelos de tipo franco arenoso y franco arcilloso.

En cuanto al porcentaje de materia orgánica nos indica que, dentro del suelo de vegetación natural, el suelo de bosque es el que presenta mayor cantidad (8,93%) y el de páramo un menor contenido (5.14%) ya que como lo menciona García, A. (2008, p.p 4-16) la degradación de lignina, materiales

aromáticos y resinas de pino tiene mayor aportación del carbono al suelo de forma lenta. (Figura 13)

Figura 13: Resultados del análisis de materia orgánica.



Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

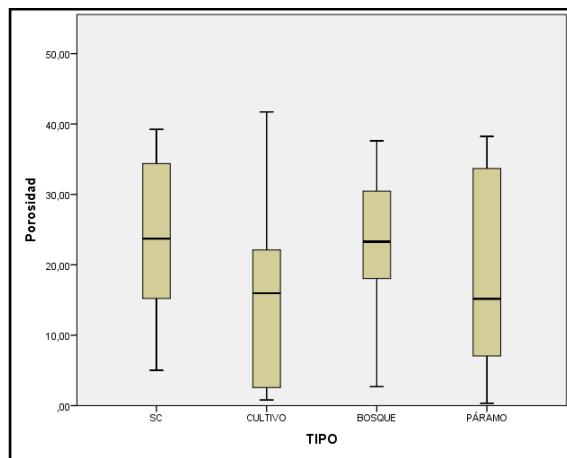
Una vez analizada la porosidad se encuentra que la significancia observada es mayor a la significancia prefijada, por lo que se acepta H_0 (Tabla 4), no hay una diferencia en al menos dos tipos de suelo en cuanto a su porosidad promedio. Esto lo corroboramos mediante el gráfico LSD (Figura 14).

Tabla 4: Análisis ANOVA de la porosidad.

	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Entre grupos	415,654	3	138,551	,854	,472
Dentro de grupos	7466,491	46	162,315		
Total	7882,145	49			

Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

Figura 14: Gráfico LSD de porosidad.



Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

Finalmente, se ha comprobado la igualdad de los suelos con respecto a la media de su contenido de carbono orgánico mediante un ANOVA, donde su significancia observada fue mayor a la prefijada de 0.05, aceptándose de esta manera la hipótesis nula (Tabla 5).

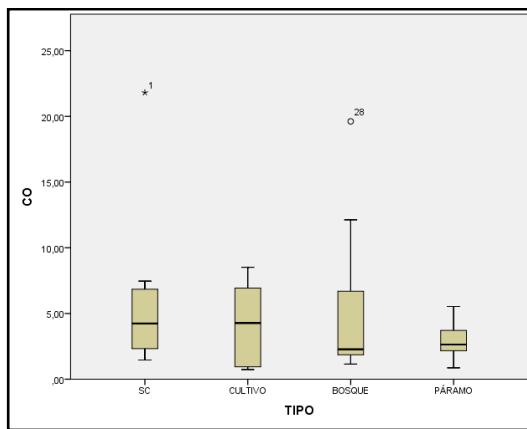
Se puede ver que, mediante las pruebas de LSD gráfica, los valores se traslanan entre sí y estadísticamente, la comparación entre cada tipo de suelo el valor absoluto de la diferencia de medias, ninguno fue mayor al valor calculado de 6.003 (Gráfico 11).

Tabla 5 Análisis ANOVA del carbono orgánico.

	Suma de cuadrados	Gl	Media cuadrática	F	Sig.
Entre grupos	54,674	3	18,225	1,030	,388
Dentro de grupos	813,574	46	17,686		
Total	868,248	49			

Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

Figura 15: Gráfico LSD de carbono orgánico.



Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

Al cor-relacionar las variables descritas junto con los índices geofísicos del suelo se obtuvo mediante la matriz de componentes rotados dos componentes principales que nos permite apreciar que en lo referente al componente 1 se encuentran asociadas las variables NDMI2016, ATSA2016 y EVI_2016 con el porcentaje de materia orgánica del suelo siendo la relación más alta es con NDMI2016 (Tabla 6).

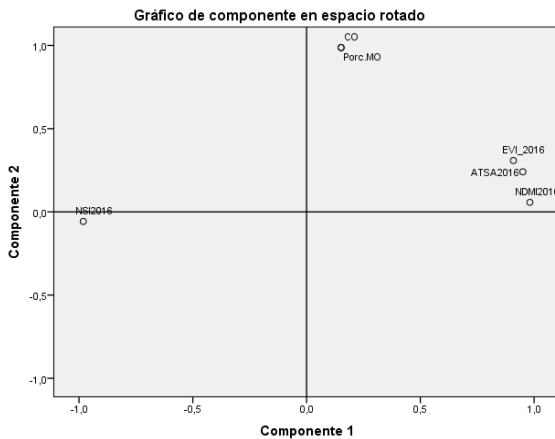
Tabla 6: Método de extracción: análisis de componentes principales. Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser.

Matriz de componente rotado ^a		
	Componente	
	1	2
NDMI2016	,981	
NSI2016	-,981	
ATSA2016	,950	,241
EVI_2016	,909	,309
Porc.MO	,152	,987
CO	,152	,987

Fuente: Autores, 2019

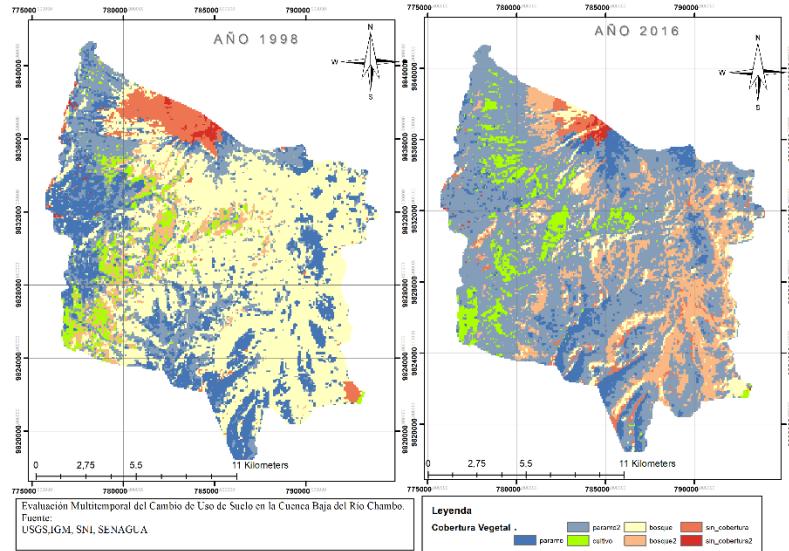
Por este motivo para la caracterización del suelo desde el punto de vista de la cantidad de materia orgánica es imprescindible utilizar el índice normalizado de humedad de cultivos o el índice normalizado de suelo (Figura 16).

Figura 16. Componentes Rotados



Las imágenes satelitales utilizadas, Landsat 5 y 7, para las cuales se empleó la clasificación supervisada sirvieron en la elaboración de los mapas de cobertura y uso de suelo (Figura 17).

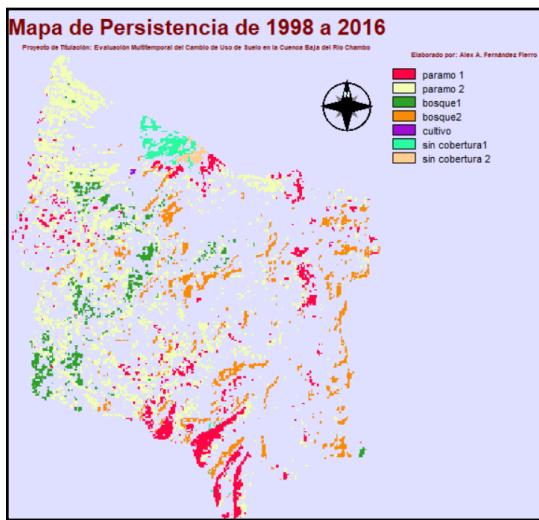
Figura 17. Cobertura de suelo para las Parroquias (Puela, Matus, El Altar, Bilbao)



Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

Adicional a estos y por medio del módulo Change Analysis de TerrSet, se ha determinado la persistencia de las coberturas y usos de suelo que han permitido identificar las áreas de conservación para la vegetación natural, así como del comportamiento ecosistémico en el período de 18 años tras las erupciones volcánicas del Tungurahua (Figura 18).

Figura 18. Mapa de persistencia de coberturas entre 1998-2016 (Páramo 1: zona sur oriental; Páramo 2: zona centro y nor-occidental; Bosque 1: zona occidental, Bosque 2: zona oriental; Cultivo: zona centro occidental; Sin cobertura 1: zona centro sur del volcán; Sin cobertura 2: centro sur occidente del volcán)



Fuente: (Fernández Fierro, 2019)

Discusión

En un estudio similar, sobre las coberturas de suelo clasificadas mediante una metodología no supervisada, desarrollado por Rullán-Silva et al. (2011, p.p. 33-41) obtuvieron una precisión del 59% por la calidad de las imágenes y el tipo de geomorfología perteneciente a la sierra de Tabasco mientras que, en el presente estudio desarrollado con una clasificación supervisada se obtuvo un 73.3% de precisión.

Polanco (2012, p.p. 226-231) usando una clasificación supervisada en el páramo de Belmira, presentó un 80% de precisión y un índice Kappa 0.63 al comparar los datos de campo con los mapas obtenidos; por cuanto este indicador permite corroborar la correlación de los datos mas no su precisión al momento de emplear este método.

Farley y Kelly, (2004, p.p. 281-290) en su estudio nos indica como el pH en un bosque de pino cercano al Cotopaxi, presenta un valor moderadamente ácido de pH 5,2 atribuido a los procesos de cambio de vegetación en una escala de tiempo decenal y podemos contrarrestar que en bosque de la cuenca baja del río Chambo el pH es menor, ya que el patrón de verticalidad en la acumulación de cationes no es constante, a la vez que no se lo considera como el principal eje de cambio de pH, ya que como enfatizan los autores otros procesos biogeoquímicos como el ciclo del carbono, presencia de ácidos húmicos y la producción de quelatos, son los principales reguladores de la acidificación del suelo.

Así como en el presente, la percepción del uso de suelo tras la actividad volcánica como agente de cambio en algunas poblaciones es visto de manera positiva, como es la población aledaña al volcán Merapi en Java Central (Indonesia) donde se ve un cambio de uso de suelo agrícola cultivado, zonas de bosque y pastizales abiertos para el pastoreo que se vieron obligados a re-ubicarse fuera de la zona de riesgo de dicho volcán tras la última erupción en 1994; cambiando el extenso sistema de uso de suelo a uno más intensivo y cerrando el área de riesgo oficialmente como bosque estatal(Dove, 2008)

Conclusiones

Para la identificación de la cobertura de suelo mediante imágenes satelitales Landsat 5 y 7, mediante la metodología de clasificación supervisada usando el algoritmo de mínimas distancias y los índices geofísicos del suelo permitió diferenciar en las leyendas temáticas de nivel I: bosque, cultivos, páramo y sin cobertura; logrando generar los mapas de cambios de cobertura y de persistencia en un espacio multitemporal de 18 años correspondiente a los años 1998 y 2016.

Éstos permitieron determinar la intensidad de transición logrando apreciar la vulnerabilidad al cambio de los suelos con cobertura boscosa que son susceptibles a perder superficie por la competencia ecosistémica con el páramo que indica una transición favorable en las zonas de convolución y el avance de la frontera agrícola, derivado de las interacciones antropogénicas y naturales en la zona de estudio.

El cambio de cobertura de suelo según su cobertura vegetal sí influye en las propiedades de porosidad y textura; además se demostró que existe una correlación entre el índice NDMI con el

porcentaje de materia orgánica, haciendo de este el mejor parámetro para la identificación del mismo.

Referencias

1. Baret, F., Guyot, G., & Major, D. J. (1989). TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. In Digest - International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). <https://doi.org/10.1109/igarss.1989.576128>
2. Bickel, K., & Köhl, M. (2006). Representación Coherente de las tierras.
3. Brandt, J. S., & Townsend, P. A. (2006). Land use - Land cover conversion, regeneration and degradation in the high elevation Bolivian Andes. *Landscape Ecology*. <https://doi.org/10.1007/s10980-005-4120-z>
4. Chen, J., Jönsson, P., Tamura, M., Gu, Z., Matsushita, B., & Eklundh, L. (2004). A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter. *Remote Sensing of Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.03.014>
5. Dove, M. R. (2008). Perception of volcanic eruption as agent of change on Merapi volcano, Central Java. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2007.12.037>
6. Farley, K. A., & Kelly, E. F. (2004). Effects of afforestation of a páramo grassland on soil nutrient status. *Forest Ecology and Management*. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2003.12.015>
7. Fernández Fierro, A. A. (2019). Evaluación multitemporal del cambio de cobertura y uso del suelo en la cuenca baja del Río Chambo. Retrieved from <http://dspace.esepoch.edu.ec/handle/123456789/11161>
8. García, A. (2008). La Materia Organica (Mos) Y Su Papel En Lucha Contra La Degradacion Del Suelo. XI Congreso Ecuatoriano de La Ciencia Del Suelo.
9. Guo, L. B., & Gifford, R. M. (2002). Soil carbon stocks and land use change: A meta analysis. *Global Change Biology*. <https://doi.org/10.1046/j.1354-1013.2002.00486.x>
10. Heumann, B. W., Seaquist, J. W., Eklundh, L., & Jönsson, P. (2007). AVHRR derived phenological change in the Sahel and Soudan, Africa, 1982-2005. *Remote Sensing of Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.11.025>

11. Jiang, Z., Huete, A. R., Didan, K., & Miura, T. (2008). Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.06.006>
12. Lambin, E. F. (1997). Modelling and monitoring land-cover change processes in tropical regions. *Progress in Physical Geography*. <https://doi.org/10.1177/030913339702100303>
13. Liebig, M. A., Varvel, G. E., Doran, J. W., & Wienhold, B. J. (2014). Crop Sequence and Nitrogen Fertilization Effects on Soil Properties in the Western Corn Belt. *Soil Science Society of America Journal*. <https://doi.org/10.2136/sssaj2002.5960>
14. Lu, D., & Weng, Q. (2007). A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1080/01431160600746456>
15. Miura, T., Huete, A. R., Van Leeuwen, W. J. D., & Didan, K. (1998). Vegetation detection through smoke-filled AVIRIS images: An assessment using MODIS band passes. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*. <https://doi.org/10.1029/98JD00051>
16. Richards, J. A., & Jia, X. (2006). Remote sensing digital image analysis: An introduction. *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. <https://doi.org/10.1007/3-540-29711-1>
17. Rodríguez-Moreno, V. M., & Bullock, S. H. (2018). Comparación espacial y temporal de índices de la vegetación para verdor y humedad y aplicación para estimar LAI en el Desierto Sonorense. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*. <https://doi.org/10.29312/remexca.v4i4.1193>
18. Rullán-Silva, C. D., Gama-campillo, L. M., Galindo-Alcántara, A., & Olthoff, A. E. (2011). Clasificación no supervisada de la cobertura de suelo de la región Sierra de Tabasco mediante imágenes lansat ETM+. *Universidad y Ciencia Trópico Húmedo*.
19. AENOR. (1999). Calidad del suelo Determinación del pH. Madrid: Asociación Española de Normalización y Certificación.
20. Chuvieco, E. (1995). Fundamentos de Teledetección Espacial. Acalá: Ediciones RIALP S.A.
21. Food and Agriculture Organizations of the United Nations. (2009). Guía para la descripción de suelo. Roma: ONU. Obtenido de Análisis del suelo: <https://www.google.com/search?client=firefox-b->

[d&q=Textura%20%A2++Se+seca+la+muestra+de+suelo%3B%20%A2++Se+eliminan+las+part%C3%ADculas+mayores+de+2+m+m%2C+tales+como+la+grava+y+las+piedras%3B%20%A2++La+parte+restante+de+la+muestra%2C+la+tierra+](#)

22. INEC. (2017). Encuesta de Superficie y Producción Agropecuaria Continua 2017. Recuperado el 28 de Enero de 2019, de http://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Estadisticas_agropecuarias/espac/espac_2017/Informe_Ejecutivo_ESPAC_2017.pdf
23. Instituto Geofísico - Escuela Politécnica Nacional. (27 de Agosto de 2018). Tungurahua. (Instituto Geofísico - EPN) Recuperado el 08 de Enero de 2019, de Tungurahua Vulcanología: <https://www.igepn.edu.ec/tungurahua>
24. Instituto Geofísico. (2015). Tungurahua. Recuperado el 27 de Mayo de 2019, de <https://www.igepn.edu.ec/tungurahua>
25. INTA. (2002). Índice de vegetación de las zonas agrícolas del NOA. Obtenido de Índice de vegetación mejorado - EVI: http://appweb.inta.gov.ar/w3/prorenova/info/resultados/EVI_Bib/EVI.htm
26. Lambin, E. F. (1997). Modelling deforestation processes: a review tropical ecosystem encionment observations by satellites. (1).
27. Martinez, S. (23 de Septiembre de 2019). Humedad en los cultivos mediante teledetección: MOISTURE (NDMI). Obtenido de Grupo TYC GIS: <https://www.cursosteledeteccion.com/humedad-en-los-cultivos-mediante-teledeteccion-moisture-ndmi/>
28. Orozco, H. E., Peña, V., Franco, R., & Pineda, N. (2004). Atlas Agrario Ejidal del Estado de México. 34.

References

1. Baret, F., Guyot, G., & Major, D. J. (1989). TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. In Digest - International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). <https://doi.org/10.1109/igarss.1989.576128>
2. Bickel, K., & Köhl, M. (2006). Coherent representation of land.

3. Brandt, J. S., & Townsend, P. A. (2006). Land use - Land cover conversion, regeneration and degradation in the high elevation Bolivian Andes. *Landscape Ecology*. <https://doi.org/10.1007/s10980-005-4120-z>
4. Chen, J., Jönsson, P., Tamura, M., Gu, Z., Matsushita, B., & Eklundh, L. (2004). A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter. *Remote Sensing of Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.03.014>
5. Dove, M. R. (2008). Perception of volcanic eruption as agent of change on Merapi volcano, Central Java. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2007.12.037>
6. Farley, K. A., & Kelly, E. F. (2004). Effects of afforestation of a páramo grassland on soil nutrient status. *Forest Ecology and Management*. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2003.12.015>
7. Fernández Fierro, A. A. (2019). Multitemporal evaluation of the change in coverage and land use in the lower basin of the Río Chambo. Retrieved from <http://dspace.esepoch.edu.ec/handle/123456789/11161>
8. García, A. (2008). Organic matter (Mos) and its role in combating soil degradation. XI Ecuadorian Congress of Soil Science.
9. Guo, L. B., & Gifford, R. M. (2002). Soil carbon stocks and land use change: A meta analysis. *Global Change Biology*. <https://doi.org/10.1046/j.1354-1013.2002.00486.x>
10. Heumann, B. W., Seaquist, J. W., Eklundh, L., & Jönsson, P. (2007). AVHRR derived phenological change in the Sahel and Soudan, Africa, 1982-2005. *Remote Sensing of Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.11.025>
11. Jiang, Z., Huete, A. R., Didan, K., & Miura, T. (2008). Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.06.006>
12. Lambin, E. F. (1997). Modeling and monitoring land-cover change processes in tropical regions. *Progress in Physical Geography*. <https://doi.org/10.1177/030913339702100303>
13. Liebig, M. A., Varvel, G. E., Doran, J. W., & Wienhold, B. J. (2014). Crop Sequence and Nitrogen Fertilization Effects on Soil Properties in the Western Corn Belt. *Soil Science Society of America Journal*. <https://doi.org/10.2136/sssaj2002.5960>

14. Lu, D., & Weng, Q. (2007). A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1080/01431160600746456>
15. Miura, T., Huete, A. R., Van Leeuwen, W. J. D., & Didan, K. (1998). Vegetation detection through smoke-filled AVIRIS images: An assessment using MODIS band passes. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*. <https://doi.org/10.1029/98JD00051>
16. Richards, J. A., & Jia, X. (2006). Remote sensing digital image analysis: An introduction. *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. <https://doi.org/10.1007/3-540-29711-1>
17. Rodríguez-Moreno, V. M., & Bullock, S. H. (2018). Spatial and temporal comparison of vegetation indices for greenery and humidity and application to estimate LAI in the Sonoran Desert. *Mexican Journal of Agricultural Sciences*. <https://doi.org/10.29312/remexca.v4i4.1193>
18. Rullán-Silva, C. D., Gama-campillo, L. M., Galindo-Alcántara, A., & Olthoff, A. E. (2011). Unsupervised classification of soil cover in the Sierra de Tabasco region using lansat ETM + magnets. *Wet Tropic Science and University*.
19. AENOR. (1999). Soil quality Determination of pH. Madrid: Spanish Association for Standardization and Certification.
20. Chuvieco, E. (1995). Fundamentals of Space Remote Sensing. Acalá: Ediciones RIALP S.A.
21. Food and Agriculture Organizations of the United Nations. (2009). Guide to soil description. Rome: UN. Obtained from Soil Analysis: <https://www.google.com/search?client=firefox-b-d&q=Textura%20%80%A2++Se+dries+the+sample+of+soil%3B%20%80%A2++The+part+C3%AD+are+eliminated+greaterthan+2+m+m%2C+such+as+the+gravel+and+the+stone%3B%20%80%A2++The+remaining+part+of+the+sample%2C+the+land+>
22. INEC. (2017). Survey of Surface and Continuous Agricultural Production 2017. Retrieved on January 28, 2019, from http://www.ectadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Estadisticas_agropecuarias/espac/espac_2017/Informe_Ejecutivo_ESPAC_2017.pdf
23. Geophysical Institute - National Polytechnic School. (August 27, 2018). Tungurahua. (Geophysical Institute - EPN) Retrieved on January 8, 2019, from Tungurahua Volcanology: <https://www.igepn.edu.ec/tungurahua>

24. Geophysical Institute. (2015). Tungurahua. Retrieved on May 27, 2019, from <https://www.igepn.edu.ec/tungurahua>
25. INTA. (2002). Vegetation index of NOA agricultural areas. Obtained from Improved Vegetation Index - EVI: http://appweb.inta.gov.ar/w3/prorenova/info/resultados/EVI_Bib/EVI.htm
26. Lambin, E. F. (1997). Modeling deforestation processes: a review tropical ecosystem encionment observations by satellites. (one).
27. Martinez, S. (September 23, 2019). Moisture in crops by remote sensing: MOISTURE (NDMI). Obtained from TYC GIS Group: <https://www.cursosteledeteccion.com/humedad-en-los-cultivos-mediante-teledeteccion-moisture-ndmi/>
28. Orozco, H. E., Peña, V., Franco, R., & Pineda, N. (2004). Ejidal Agrarian Atlas of the State of Mexico. 3. 4.

Referências

1. Baret, F., Guyot, G., & Major, D. J. (1989). TSAVI: Um índice de vegetação que minimiza os efeitos de brilho do solo na estimativa de IAF e APAR. In Digest - Simpósio Internacional de Geociênciencia e Sensoriamento Remoto (IGARSS). <https://doi.org/10.1109/igarss.1989.576128>
2. Bickel, K. & Köhl, M. (2006). Representação coerente da terra.
3. Brandt, J. S. e Townsend, P. A. (2006). Uso da terra - Conversão, regeneração e degradação da cobertura do solo nos Andes bolivianos de alta altitude. Ecologia da paisagem. <https://doi.org/10.1007/s10980-005-4120-z>
4. Chen, J., Jönsson, P., Tamura, M., Gu, Z., Matsushita, B. e Eklundh, L. (2004). Um método simples para reconstruir um conjunto de dados de séries temporais NDVI de alta qualidade com base no filtro Savitzky-Golay. Sensoriamento Remoto do Ambiente. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.03.014>
5. Dove, M.R. (2008). Percepção de erupção vulcânica como agente de mudança no vulcão Merapi, Java Central. Jurnal de Volcanologia e Pesquisa Geotérmica. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2007.12.037>

6. Farley, K. A. & Kelly, E. F. (2004). Efeitos do reflorestamento de uma pastagem de páramo no estado nutricional do solo. Ecologia e Manejo Florestal. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2003.12.015>
7. Fernández Fierro, A. A. (2019). Avaliação multitemporal da mudança de cobertura e uso da terra na bacia inferior do rio Chambo. Disponível em <http://dspace.esepoch.edu.ec/handle/123456789/11161>
8. García, A. (2008). Matéria orgânica (Mos) e seu papel no combate à degradação do solo. XI Congresso Equatoriano de Ciência do Solo.
9. Guo, L.B. & Gifford, R.M. (2002). Estoques de carbono do solo e mudança no uso da terra: uma metanálise. Global Change Biology. <https://doi.org/10.1046/j.1354-1013.2002.00486.x>
10. Heumann, B.W., Seaquist, J.W., Eklundh, L., & Jönsson, P. (2007). A mudança fenológica derivada do AVHRR no Sahel e Soudan, África, 1982-2005. Sensoriamento Remoto do Ambiente. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.11.025>
11. Jiang, Z., Huete, A.R., Didan, K., & Miura, T. (2008). Desenvolvimento de um índice de vegetação aprimorado de duas bandas sem uma faixa azul. Sensoriamento Remoto do Ambiente. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.06.006>
12. Lambin, E.F. (1997). Modelagem e monitoramento de processos de mudança da cobertura da terra em regiões tropicais. Progresso em Geografia Física. <https://doi.org/10.1177/030913339702100303>
13. Liebig, M. A., Varvel, G. E., Doran, J. W., & Wienhold, B. J. (2014). Efeitos da Sequência de Culturas e Fertilização com Nitrogênio nas Propriedades do Solo no Cinturão do Milho Ocidental. Revista Sociedade da Ciência do Solo da América. <https://doi.org/10.2136/sssaj2002.5960>
14. Lu, D. & Weng, Q. (2007). Uma pesquisa sobre métodos e técnicas de classificação de imagens para melhorar o desempenho da classificação. Jurnal Internacional de Sensoriamento Remoto. <https://doi.org/10.1080/01431160600746456>
15. Miura, T., Huete, A. R., Van Leeuwen, W. J. D., & Didan, K. (1998). Detecção de vegetação através de imagens AVIRIS cheias de fumaça: uma avaliação usando passes de banda MODIS. Jurnal de Atmosferas de Pesquisa Geofísica. <https://doi.org/10.1029/98JD00051>

16. Richards, J. A., & Jia, X. (2006). Análise de imagem digital de sensoriamento remoto: uma introdução. Análise de Imagem Digital de Sensoriamento Remoto: Uma Introdução. <https://doi.org/10.1007/3-540-29711-1>
17. Rodríguez-Moreno, V.M. & Bullock, S.H. (2018). Comparação espacial e temporal de índices de vegetação para vegetação e umidade e aplicação na estimativa de IAF no deserto de Sonora. Revista Mexicana de Ciências Agrícolas. <https://doi.org/10.29312/remexca.v4i4.1193>
18. Rullán-Silva, C.D., Gama-campillo, L.M., Galindo-Alcántara, A., & Olthoff, A.E. (2011). Classificação não supervisionada da cobertura do solo na região da Serra de Tabasco usando ímãs lansat ETM +. Universidade e Ciência Trópicas Molhadas.
19. AENOR. (1999). Qualidade do solo Determinação do pH. Madri: Associação Espanhola de Normalização e Certificação.
20. Chuvieco, E. (1995). Fundamentos de sensoriamento remoto espacial. Acalá: Ediciones RIALP S.A.
21. Organizações de Alimentos e Agricultura das Nações Unidas. (2009). Guia para descrição do solo. Roma: ONU. Obtido da análise do solo: <https://www.google.com/search?client=firefox-bd&q=Textura%2080%A2++Se+dries+the+sample+of+soil%3B%2080%A2++A+parte%C3%AD+é+eliminada+maiorque+2+m+m%2C+como+o+cascalho+e+as+pedras%3B%2080%A2++A+parte+restante+da+amostra%2C+a+terra+f>
22. INEC. (2017). Pesquisa de produção agrícola superficial e contínua 2017. Recuperado em 28 de janeiro de 2019, em http://www.ectadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Estadisticas_agropecuarias/espac/espac_2017/Informe_Ejectora_ESPAC_2017.pdf
23. Instituto Geofísico - Escola Politécnica Nacional. (27 de agosto de 2018). Tungurahua. (Instituto Geofísico - EPN) Recuperado em 8 de janeiro de 2019, da Tungurahua Volcanology: <https://www.igepn.edu.ec/tungurahua>
24. Instituto Geofísico. (2015). Tungurahua. Recuperado em 27 de maio de 2019, de <https://www.igepn.edu.ec/tungurahua>
25. INTA. (2002) Índice de vegetação das áreas agrícolas da NOA. Obtido no Índice de Vegetação Aprimorado - EVI: http://appweb.inta.gov.ar/w3/prorenova/info/resultados/EVI_Bib/EVI.htm
26. Lambin, E.F. (1997). Modelagem de processos de desmatamento: uma revisão das observações de encionamento de ecossistemas tropicais por satélites. (1).

Caracterización y dinámica de la cobertura de suelo mediante teledetección: Caso de estudio volcán Tungurahua, Ecuador

27. Martinez, S. (23 de setembro de 2019). Umidade em culturas por sensoriamento remoto: Umidade (NDMI). Obtido do Grupo TYC GIS: <https://www.cursosteledeteccion.com/humedad-en-los-cultivos-mediante-teledeteccion-moisture-ndmi/>
28. Orozco, H.E., Peña, V., Franco, R., & Pineda, N. (2004). Atlas Agrário Ejidal do Estado do México. 3. 4

©2020 por los autores. Este artículo es de acceso abierto y distribuido según los términos y condiciones de la licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional (CC BY-NC-SA 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>).