



Universidad Nacional
Federico Villarreal

Vicerrectorado de
INVESTIGACIÓN

ESCUELA UNIVERSITARIA DE POSGRADO

**“PROCESAMIENTO DE IMÁGENES SATELITALES LANDSAT 5 TM, 7 ETM+, 8
OLI Y LOS ÍNDICES DE VEGETACIÓN, PARA LA CARACTERIZACIÓN DE LAS
COBERTURAS VEGETALES EN LOS DISTRITOS DE CAJAMARCA”.**

TESIS PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO DE:

MAESTRO EN INGENIERIA DE SISTEMAS

AUTOR:

HERMAN GREGORIO CASTILLO ROJAS

ASESOR:

VALES CARRILLO JORGE ALBERTO

JURADO

DR. RODRIGUEZ RODRIGUEZ, CIRO

MG. CADILLO BALCEDA, JESUS ELIAS

DR. LEZAMA GONZALES, PEDRO MARTIN

LIMA – PERU

2019

DEDICATORIA

Al asesor y los revisores de tesis quienes me apoyaron con sus recomendaciones y sugerencias.

Comparto el presente texto: “El principio de la sabiduría, es el temor a Dios” y “El principio de la inteligencia, es apartarse del pecado.

INDICE

DEDICATORIA	ii
INDICE	iii
RESUMEN	v
ABSTRACTS	vii
I. INTRODUCCION.....	1
1.1. Planteamiento del problema	2
1.2. Descripción del problema.....	3
1.3. Formulación del problema	3
-Problema general.....	3
-Problema específico	3
1.4. Antecedentes	4
1.5. Justificación de la investigación.....	4
1.6. limitaciones de la investigación	6
1.7. Objetivos	8
-Objetivo General	8
-Objetivo Específico	8
1.8. Hipótesis.....	8
1.8.1. Hipótesis general.....	8
1.8.2. Hipótesis específica.	8
II. MARCO TEÓRICO.....	10
2.1. Marco conceptual.....	10

2.2. Teorías generales relacionadas con el tema	13
2.3. Bases teóricas especializadas sobre el tema.....	20
III. MÉTODO	29
3.1. Tipo de investigación	29
3.2. Población y muestra	34
3.2.1. Población	34
3.2.2. Muestra	35
3.3. Operacionalización de variables.....	36
3.4. Instrumentos	37
3.5. Procedimientos	38
3.6. Análisis de datos.....	38
IV.RESULTADOS	67
4.1. Contrastación de hipótesis.....	67
4.2. Análisis e interpretación.....	122
V. DISCUSIÓN DE RESULTADOS.....	130
VI. CONCLUSIONES	136
VIII. RECOMENDACIONES	137
IX. ANEXOS.	143
Anexo 1. Matriz de consistencia	143
Anexo 2. Datos de los puntos de muestreos georeferenciados y los índices de vegetación	145
Anexo 3. Mapas de cobertura vegetal	146

RESUMEN

La cobertura vegetal en diversas superficies del Perú está siendo afectada por la explotación de los recursos, incrementándose considerablemente en los últimos años, lo cual está generando conflictos socio ambientales. La variación de las características de la cobertura vegetal va a develar la degradación y el empobrecimiento de los suelos por la explotación de los recursos. El empleo de diversas definiciones y herramientas encontradas; así como la Teledetección Espacial, el uso de indicadores que permitan diferenciar la variación de los recursos naturales, su evaluación; empleando técnicas de uso de datos de las imágenes satelitales con diferentes espectros e insertando algoritmos de índices de vegetación podremos discriminar los cambios ocurridos en los diversos periodos.

En la investigación trabajaremos con imágenes provenientes de los sensores, Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI; procesaremos y corregiremos las diversas imágenes; los proyectaremos en el hemisferio correspondiente; realizaremos la conversión de la radiancia, reflectancia; emplearemos los índices de vegetación diferencia normalizada NDVI, índice de vegetación ajustado al suelo SAVI y el índice de estrés hídrico MSI; teniendo cada una de ellos un conjunto particular de ecuaciones para la transformación de radiancia y reflectancia a los índices de vegetación respectivos.

Determinaremos y segmentaremos la calidad de cobertura vegetal, dada por los valores de los índices de vegetación. Los resultados encontrados nos mostrarán que los índices de vegetación permiten diferenciar los diferentes tipos de cobertura vegetal encontrados en la zona, siendo estas modificadas por la presencia de la minera, para lo cual probaremos las diferencias significativas que podremos hallar en los indicadores.

En cuanto a la superficie investigada se podrá apreciar, mediante diversas pruebas, si existen diferencias significativas de zonas con cobertura de vegetación renovada o deteriorada, y su

variación podrá ser expresada en porcentaje y en mapas que demuestran los cambios ocurridos en los últimos años en los distritos de Cajamarca.

Palabras claves: conflictos socios ambientales, empobrecimiento, calidad de cobertura vegetal

ABSTRACTS.

Plant cover in various areas of Peru is being affected by the exploitation of resources, increasing considerably in recent years, which is generating environmental partner conflicts. The variation of the characteristics of the vegetal cover will reveal the degradation and the impoverishment of the soils by the exploitation of the resources.

The use of different definitions and tools found; as well as Spatial Remote Sensing, the use of indicators to differentiate the variation of natural resources, their evaluation; Using techniques of using satellite image data with different spectra and inserting vegetation index algorithms we can discriminate the changes occurred in the different periods.

In the research we will work with images from the sensors, Landsat 5 TM, 7 ETM + and 8 OLI; we will process and correct the various images; we will project them in the corresponding hemisphere; we will perform the conversion of radiance, reflectance; we will use vegetation indices normalized difference NDVI, vegetation index adjusted to soil SAVI and water stress index MSI; each of them having a particular set of equations for the transformation of radiance and reflectance to the respective vegetation indices.

We will determine and segment the quality of vegetation cover, given by the values of the vegetation indexes. The results found will show us that the vegetation indices allow us to differentiate the different types of vegetation cover found in the area, being these modified by the presence of the mining company, for which we will prove the significant differences that we can find in the indicators.

In terms of the area under investigation, it will be possible to see, through various tests, whether there are significant differences in areas with renewed or deteriorated vegetation cover, and their variation can be expressed as a percentage and in maps showing the changes that have taken place in recent years in the districts of Cajamarca.

Key words: conflicts, environmental partners, impoverishment, quality of plant cover

I. INTRODUCCION

La vegetación predominante en los distritos de Cajamarca está influenciadas por las condiciones biológica y ecológica, observándose diversas extensiones propias de la zona. Para nuestra investigación estamos considerando cierta parte de la cabecera de la cuenca de Jequetepeque y el Llaucano al interior de los distritos de estudio y de manera especial los distritos de Chetilla, Tumbaden, Encañada, Los Baños del Inca y Cajamarca. Las lagunas, la flora y fauna de diversa variedad; así como las características social y cultural motivaron realizar la investigación.

La calidad de vegetación es un indicador para evaluar diferentes procesos como pérdida de biodiversidad, desertificación, relación entre la vegetación y erosión del suelo e interacción vegetación-clima. Monitorear estos procesos dinámicos a través de imágenes satelitales captadas por sensores permitirá tener información gracias a la interacción de la energía electromagnética con las cubiertas terrestres que se reflejan de manera diferente.

La información, mediante procesos determinados, proveniente de las imágenes satelitales con diversas características espectrales y temporales nos permitirá discriminar los tipos de cobertura del suelo. La interacción de diferentes bandas espectrales nos permite encontrar los índices de vegetación que son transformaciones producto de combinaciones matemáticas de dos o más bandas espectrales de la misma imagen.

Los índices, como variable dependiente, están condicionados por cambios en el estado fisiológico de las coberturas vegetales, su variación nos permite determinar el comportamiento de la vegetación en los distritos de Cajamarca en los diferentes años y el comportamiento de los índices en el mismo espacio y tiempo.

El índice diferencial de vegetación normalizado (NDVI) permite estimar el estado de la vegetación; es un estimador de la cantidad, calidad y desarrollo de la vegetación.

El índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI) es un buen indicador en los primeros estadios de cultivo, donde la cubierta vegetal es parcial, y donde el dato adquirido por el satélite es una combinación de cultivo y suelo.

El índice de estrés hídrico (MSI) nos permitirá observar como el agua influye en los cultivos y en otros tipos de cobertura del suelo. En los procesos determinaremos su comportamiento en las bandas que le corresponden. El resultado es diferenciar los cambios que ocurren con la vegetación cuando el MSI aumenta o disminuye.

1.1. Planteamiento del problema

La falta de estudios preliminares e investigación que justifiquen la protección del área; puesto que carece de información, procesamiento, evaluación y generación de mapas derivados de imágenes satelitales que describan pertinentemente el deterioro de la vegetación en la zona de estudio. Estos vacíos están ocasionando una deficiente gestión de los recursos, lo cual provoca conflicto y deterioro del medio ambiente, trayendo como consecuencia un desequilibrio en las condiciones sociales de las zonas afectadas y que la empresa privada ve menguada la explotación del recurso. Con la necesidad de generar nueva información, procesar, corregir, cuantificar las imágenes satelitales provenientes de Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI y delimitar las parcelas con posible deterioro de la cobertura vegetal, que es parte de los recursos naturales.

Es necesario contar con información bibliográfica de Sistemas de Información Geográfica, Teledetección Espacial, investigaciones e informes técnicos disponibles en el sector privado y estatal para dar sustento al problema que plantaremos.

1.2. Descripción del problema

En ese sentido, el presente estudio consistió en una evaluación de índices de vegetación derivados de imágenes Landsat procesadas, con el fin de realizar una descripción de la calidad, estado y diferenciación de los tipos de vegetación, finalmente los diversos mapas generados corroboraran la propuesta de la investigación.

1.3. Formulación del problema

-Problema general

Visto la descripción del problema y los antecedentes respectivos podemos formular las preguntas de la forma siguiente:

¿De qué manera los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI derivados de imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI permiten discriminar su comportamiento a través del tiempo, diferenciar y cuantificar la variación de las distintas coberturas vegetales en los distritos de Cajamarca?

-Problema específico

- ¿Los índices de vegetación, provenientes de las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI procesadas, nos permiten discriminar su comportamiento a través del tiempo en las diferentes zonas de estudio?
- ¿Los diversos índices de vegetación (NDVI, SAVI y MSI) nos permitirán diferenciar; en las imágenes satelitales procesadas Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI; su variación en los diferentes tipos de cobertura del suelo de la zona?
- ¿Los índices de vegetación procesados, derivados de los diferentes sensores, permitirán cuantificar y diferenciar la variación en hectáreas de cobertura vegetal afectadas a medida que transcurre el tiempo en los distritos de Cajamarca?

1.4. Antecedentes

La zona de estudio se encuentra localizada en los distritos de Chetilla, Tumbaden, Encañada, Los Baños del Inca y Cajamarca que son parte de la cabecera de las cuencas del Jequetepeque y El Llaucano ubicado en el departamento de Cajamarca. En la imagen Landsat 5, 7 ETM+ y 8 OLI el área de estudio fue definida en base Path 09 Row 65 del sistema espacial de referencia WGS_1984_UTM_Zone_17S. La zona de estudio está conformada por diversas lagunas; flora y fauna de tipo estacional y permanente que se encuentra amenazadas; y de otras características que son de interés para la investigación. Estos ecosistemas otorgan beneficios ambientales como: recursos hídricos, suelos, variedad de especies biológicas y actividad ecoturística. El gobierno provincial de San Pablo destaca la importancia de las lagunas para garantizar las diversas actividades económicas que se realiza en la zona. Estos espacios geográficos son considerados como área prioritaria y de protección (Gobierno Regional de Cajamarca, 2010).

1.5. Justificación de la investigación

El problema será abordado mediante el procesamiento de imágenes satelitales y los índices de vegetación, estableciendo su caracterización y comportamiento de manera longitudinal y transversal lo cual nos permitirá develar el estado de cobertura vegetal en los distritos de Cajamarca e indicar el posible deterioro del recurso natural. Estos procesos estarán enmarcados en los siguientes contextos:

Zona de estudio.

La zona de estudio está constituida por mantos de agua, flora y fauna que son vulnerables a cualquier actividad que pueda alterar el orden natural de las especies, así como las

características sociales y culturales que son de importancia tradicional en la zona de estudio.

EL ecosistema formado ofrece beneficios para las comunidades como los recursos hídricos, suelos, flora y fauna. Estos recursos se captan y se regulan de manera sostenible, estableciendo un equilibrio ecológico natural.

Los gobiernos provinciales y locales de Cajamarca están formulando diversos planes para preservar y conservar el recurso hídrico; puesto que estos sostienen la agricultura, ganadería, y turismo. Las diversas características de la vegetación, en los últimos tiempos, han sido modificadas por las concesiones otorgados a las mineras quienes asumen la propiedad de las lagunas y hacen uso industrial del agua actividad que pueden alterar el equilibrio ecológico.

Social.

La protección y conservación de los recursos es importante para la población que reside en la zona de estudio, quienes dependen de diversas lagunas por ser fuente que dan sostenibilidad a las actividades primarias, secundarias y terciarias.

La presencia del agua genera un desarrollo natural, económico y social que impulsa un desarrollo sostenido a la población. Los recursos naturales y las diversas actividades productivas observadas en la zona de estudio dependen del agua y los productos obtenidos son dispuestos al mercado local y regional lo cual genera una actividad laboral en los diversos sectores de Cajamarca.

Natural.

Las cuencas disponen de diversas lagunas naturales la cual genera una vegetación estable y vigorosa, condición necesaria para formar reservorios naturales de agua dulce que son oxigenadas por los vientos que se desplazan en la zona proveniente del Océano y el Atlántico. Estas lagunas se encuentran en las cuencas, al interior de ellas se forman diversas microcuencas, un sistema hídrico de variado orden los cuales van a dar al Océano

Pacífico y Atlántico. La característica de las cuencas hace que se formen diversos hábitats en las que se desarrollan diversos ecosistemas que contiene una riqueza natural, la cual debe ser explotada de manera sostenible para no alterar el equilibrio ecológico.

Ecológica.

Las lagunas son fuentes de aprovisionamiento de agua que han generado una variedad biológica con diversas especies provenientes de otros continentes. La flora y fauna natural influyen en el aspecto ecológico, cualquier alteración del ecosistema lo hace vulnerable y su impacto negativo amenaza a las diversas especies. El cuidado y protección del ecosistema permitirán preservar la diversidad biológica y ecológica. Se debe respetar el equilibrio ecológico heredado, la explotación de un recurso determinado debe someterse a un estudio técnico especializado, para no vulnerar el orden establecido.

Cultural

Cajamarca se caracteriza por sus diversas tradiciones y restos arqueológicos que hacen apetecibles a ser investigados. La riqueza cultural está sostenida por los valores históricos y tradiciones relacionadas con la arqueología y aspectos naturales. Las diversas actividades ceremoniales están vinculadas con su historia, el agua, la tierra, el cambio de estaciones entre otras costumbres. La variedad cultural que goza el Perú y Cajamarca dan un valor agregado a las comunidades y son de importancia porque influyen en los proyectos turísticos con características culturales.

1.6. limitaciones de la investigación

El trabajo de investigación permite examinar los datos de manera numérica, abarcando diversas cuestiones en el estudio. Describe, explica y predice los diversos cambios que pueda ocurrir en la cobertura vegetal, para lo cual tenemos que realizar las pruebas respectivas y contrastar con las diversas teorías. Los datos obtenidos de las imágenes Satelitales son confiables y estos han sido recolectados por sensores espaciales

estandarizados, por lo que los datos o información son válidos y confiables para diversos estudios y aplicaciones. La interpretación o análisis de los datos procesados están sujetos a variables dependientes e independientes, que nos permiten explicar los cambios ocurridos a través del tiempo y caracterizar el comportamiento al compararlo entre los diversos índices de vegetación. Con la investigación cuantitativa realizada podemos generalizar los resultados a todo el departamento de Cajamarca, puesto que las diversas características son similares. El procesamiento de las imágenes satelitales y los índices de vegetación nos permitirá tener control de los cambios ocurridos y nos brinda la posibilidad de realizar replicas en diversos puntos de la zona y finalmente facilita la comparación con estudios similares.

El índice de vegetación normalizado NDVI tiene limitaciones cuando la cobertura vegetal es baja no es sensible al espectro verde y comienza a saturarse cuando la cubierta vegetal es superior al 50% (Gill et al., 2009). Los cambios atmosféricos no afectan de forma homogénea a las longitudes de ondas, por lo que se tiene que tener en cuenta una compensación para mitigar el cambio. La reflectancia, provenientes del suelo, son alteradas cuando la cobertura vegetal no es alta, para lo cual se emplea un índice vegetal corregido a causa del suelo. Lo que se trata es encontrar la diferencia de la reflectancia solamente del suelo del valor total de reflectancia, y se presume que la diferencia se debe a la vegetación (Towers, 2002).

Otras de las limitaciones son las imágenes satelitales, que muchas de ellas están contaminadas de nubosidad y no permiten tener una información precisa de la reflectancia. Cada proceso realizado con las imágenes satelitales es de orden riguroso, no se puede eludir algún paso dado que obstruiríamos el proceso.

1.7. Objetivos

-Objetivo General

Determinar mediante el procesamiento de las imágenes satelitales y los índices de vegetación su comportamiento a través del tiempo, diferenciar y cuantificar su variación de las diferentes coberturas vegetales en los distritos de Cajamarca.

-Objetivo Específico

- Evaluar los índices de vegetación; procesados en las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI; a través del tiempo y determinar su comportamiento en la cobertura vegetal de las diferentes zonas de estudio.
- Evaluar los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI derivados del procesamiento de las imágenes Landsat 5, 7 ETM+ y 8 OLI para apreciar su relación y variación que caracterizan el estado de cobertura vegetal en los distritos.
- Cuantificar y evaluar la variación de las hectáreas de cobertura vegetal afectada en los distritos de Cajamarca.

1.8. Hipótesis.

1.8.1. Hipótesis general.

Los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI derivados de imágenes satelitales

Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI nos permiten discriminar su comportamiento a través del tiempo, caracterizar y cuantificar su variación de la cobertura vegetal en los distritos de Cajamarca.

1.8.2. Hipótesis específica.

- Hipótesis 1.

Los índices de vegetación procesados en las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI se expresan de manera diferente a través del tiempo en los diferentes distritos de Cajamarca.

VI. Tiempo

VD. Índice de vegetación

- Hipótesis 2.

La varianza de los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI se comportan de manera diferente según el estado de la cobertura vegetal en los distritos de la zona.

VI. Cobertura vegetal

V.D. Índices de vegetación

- Hipótesis 3.

Los índices de vegetación, derivados de los sensores, permitirán cuantificar y diferenciar las hectáreas de cobertura vegetal que han sido afectadas a medida que pasa el tiempo en los distritos de Cajamarca.

VI. tiempo

V.D: Cobertura vegetal (ha)

II. MARCO TEÓRICO

2.1. Marco conceptual.

2.1.1. Corrección geométrica.

En las imágenes Landsat 5TM, 7ETM+ y 8 OLI-TIRS las bandas multispectrales se encuentran ubicadas en la zona 17 N, lo cual no corresponde a la zona de estudio, Cajamarca, por lo que se debe realizar una georreferenciación de las imágenes para ubicarlas en la zona 17 S.

2.1.2. Corrección radiométrica.

Uno de los problemas radiométricos encontrados en las imágenes del Landsat 7 ETM+ fue cuando uno de sus sensores dejó de funcionar, las imágenes comenzaron a presentar franjas de datos inválidos (gaps) a los costados de la imagen. Para convertir los valores digitales (ND) de la imagen a la magnitud física de radiancia es imprescindible realizar la corrección radiométrica, puesto que las imágenes presentan diferentes características como: ángulos, fechas, tipo de sensor y otros. La radiancia, entendiéndose como la conversión de valores digitales a magnitudes físicas para lo cual realizaremos una transformación. Teniendo en cuenta el método de escalamiento de la radiancia espectral, tomaremos en cuenta la ecuación (1).

Para determinar la reflectancia al tope de la atmósfera (relación entre energía incidente y reflejada) empleamos la siguiente fórmula (Chuvienco, 1996).

$$\rho(\lambda) = \frac{L * \pi * d^2}{E_i(\lambda) * \cos\theta} \quad (6)$$

Donde:

$\rho(\lambda)$: Reflectancia al tope de la atmósfera

L: Radiancias d: Distancia tierra-sol. Expresada en Unidades Astronómicas y se calcula como: $dT-S = 1-0.0167*\cos(2*PI(día\ juliano - 3)/365)$

$E_i(\lambda)$: Irradiancia solar

Para determinar la radiancia espectral en el techo de la atmosfera Ariza (2013) manifiesta:

Los datos de las bandas del sensor TIRS y OLI están derivados en 16 bits en formato no cifrado y pueden ser reescalados a los valores de reflectancia y o radiancia en el techo de la atmosfera TOA, usando para ello los coeficientes radiométricos provistos en el archivo de metadato MTL.txt, tal y como se describe a continuación (p.36).

$$L_{\lambda} = M_L * Q_{cal} + A_L \quad (7)$$

Donde

$L_{(\lambda)}$: Radiancia espectral en el techo de la atmosfera (TOA). (Watts/ (m²*srad*μm))

M_L : Factor multiplicativo de escalado específico. Radiance_MULT-BAND_x. Se encuentra metadato de la imagen.

A_L : Factor aditivo de escalado específico. Radiance_ADD-BAND_x. Se encuentra metadato de la imagen.

Q_{cal} : Producto estándar cuantificado y calibrado por valores de píxel. ND de la banda procesada.

Para realizar la conversión a reflectancia, en la que se considera la corrección del ángulo solar, la ecuación empleada sería (Ariza, 2013):

$$\rho_{(\lambda)} = \left(\frac{M_p * Q_{cal} + A_p}{\sin(\theta_{se})} \right) \quad (8)$$

$\rho_{(\lambda)}$: Reflectancia planetaria en el techo de la atmosfera (TOA), con corrección angular.

M_p : Factor multiplicativo de escalado específico. Reflectance_MULT-BAND_x. Se encuentra metadato de la imagen.

A_p : Factor aditivo de escalado específico. Reflectance_ADD-BAND_x. Se encuentra metadato de la imagen.

$\sin \theta_{se}$: Angulo de elevación solar. Sun_Elevation.

Q_{cal} : Producto estándar cuantificado y calibrado por valores de píxel. ND de la banda procesada.

III. Índices de vegetación

Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), este índice es derivado del contraste entre la máxima absorción en el rojo, debido a los pigmentos de la clorofila y la máxima reflexión en el infrarojo-cercano causado por la estructura celular (Rouse *et al.*, 1974).

El NDVI en las imágenes del Landsat 5 TM y Landsat 7 ETM+ los valores corresponden a las bandas 3 (R) y 4 (NIR); pero en las imágenes Landsat 8 OLI están representadas por las bandas 4 (R) y 5 (NIR) respectivamente según la ecuación (3).

Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI) es generado por el contraste entre la máxima absorción en el rojo y la máxima reflexión en el infrarrojo cercano multiplicado por el factor L que depende de la densidad de vegetación para lo que se requiere un conocimiento previo del estado de desarrollo del cultivo. El parámetro L para densidades intermedias, para el caso de imágenes satelitales se toma $L = 1$, para densidades altas se emplea $L = 0.25$. El factor que emplearemos es de 0.5 para realizar la corrección del efecto del suelo en el índice NDVI (Huete, 1988).

El SAVI en las imágenes del Landsat 5 TM y Landsat 7 ETM+ los valores corresponden a las bandas 3 (R) y 4 (NIR); pero en las imágenes Landsat 8 OLI están representadas por las bandas 4 (R) y 5 (NIR) respectivamente según la ecuación (4).

Otro de los índices de importancia para el procesamiento de las imágenes es índice de estrés hídrico (MSI).

Moisture Stress Index o Índice de Estrés Hídrico es uno de los índices que no mide el verdor, que combina las reflectividades captadas en el infrarrojo cercano (NIR) e infrarrojo medio (SWIR). En las imágenes satelitales los valores determinados por las bandas del infrarrojo cercano responden a la biomasa presente; y la banda infrarrojo medio es fuertemente afectada por el contenido de agua en la planta. El resultado es que a medida que la vegetación se seca, produce aumentos en la zona del rojo ($0,6 - 0,7 \mu\text{m}$), y en el infrarrojo medio en la zona de las bandas de absorción de agua ($1,4 \mu\text{m}$; $1,9 \mu\text{m}$; y $2,6 \mu\text{m}$) (Silva, 2014, P.15).

El MSI en las imágenes del Landsat 5 TM y Landsat 7 ETM+ los valores corresponden a las bandas 4 (NIR) y 5 (SWIR); pero en las imágenes Landsat 8 OLI están representadas por las bandas 5 (NIR) y 6 (SWIR) respectivamente según la ecuación (5).

2.2. Teorías generales relacionadas con el tema

2.2.1. Longitudes de ondas o frecuencias

La organización de las bandas en longitudes de ondas o frecuencia se denomina espectro electromagnético y se caracteriza por las diferentes regiones con parámetros de frecuencia y longitud de onda.

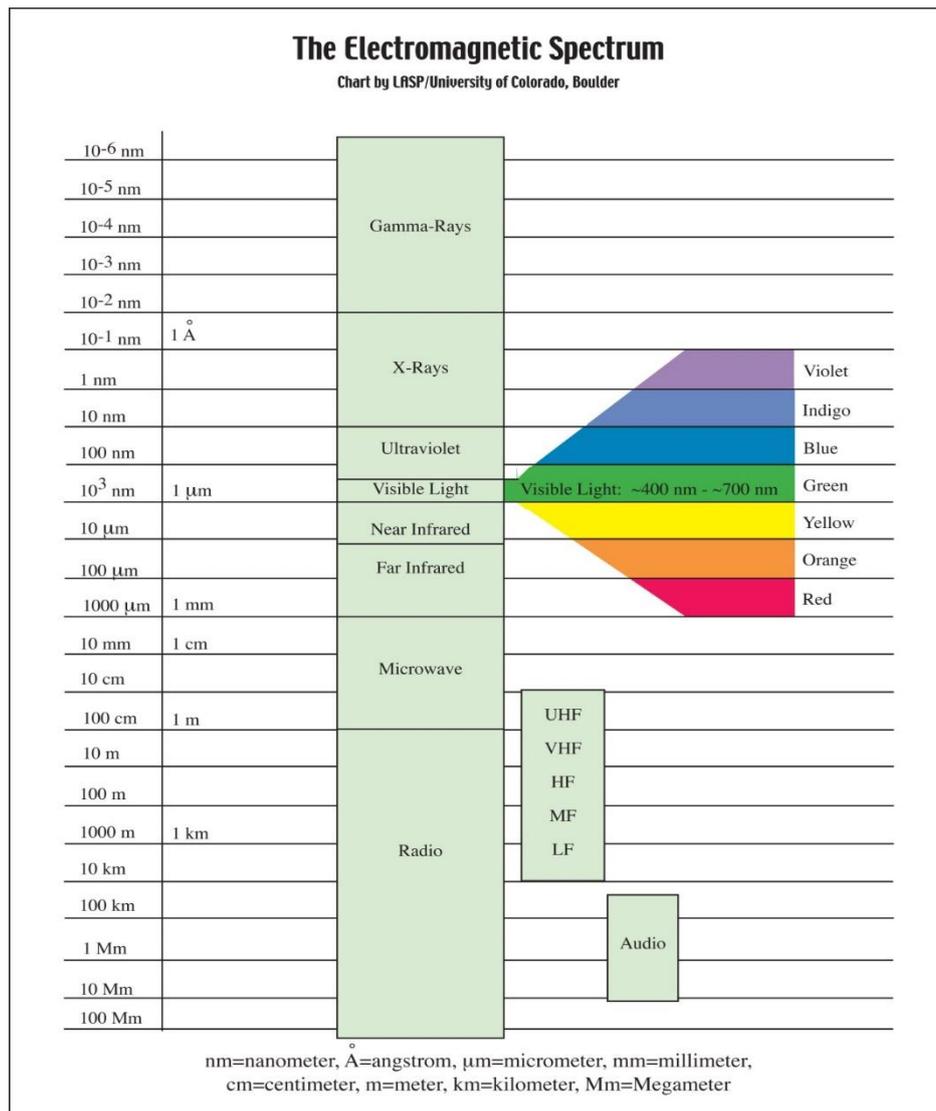


Figura 1. El espectro electromagnético. Gráfico proporcionado por LASP/University of Colorado.

Podemos mencionar que la radiación en longitudes de onda larga (de la luz visible hacia abajo) es más difícil de detectar que aquella proveniente de longitudes cortas (de la luz visible hacia arriba). El espectro está organizado de la siguiente manera: Las más cortas

como los rayos gama, rayos x; y las largas usados por las telecomunicaciones. Estas regiones son generadas gracias a la iluminación del sol sobre la superficie terrestre, la cual refleja la energía según la cubierta del suelo, siendo este capturado por los sensores que lo transmiten a estaciones receptoras. Entre el receptor y la superficie se encuentran la atmosfera o diversas partículas en suspensión que dispersan o absorben parte de la energía solar.

A una radiación electromagnética le corresponde las ondas electromagnéticas que constan de campos eléctricos y magnéticos oscilantes, que son perpendiculares entre sí y perpendiculares a la dirección de propagación de la onda.

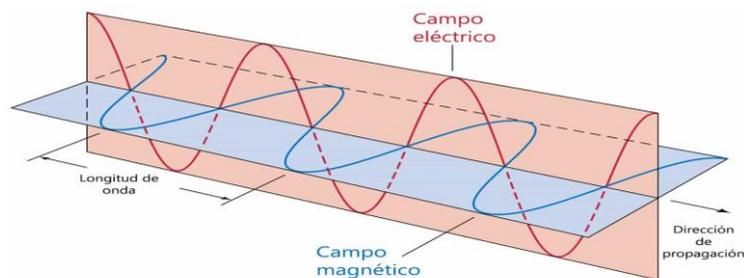


Figura 2. Longitud de onda, amplitud y frecuencia. En este caso la frecuencia es 2 ciclos por segundo (2Hz).

La energía electromagnética se transmite mediante un modelo armónico y continuo, a la velocidad de la luz y en dos campos de fuerzas ortogonales entre sí, eléctrico y magnético. En el flujo energético se puede observar dos elementos: “Longitud de onda (λ) que se describe como la distancia entre las crestas continuas de una onda. La frecuencia (ν) se determina mediante el número de ciclos que pasa la onda por un punto fijo en una unidad de tiempo” (Chuvieco, 1996, p.47).

2.2.2. Radiación electromagnética.

Respecto a la radiación electromagnética, “se produce en forma de ondas que resultan de oscilaciones en los campos eléctricos y magnéticos en las inmediaciones de los objetos y

que se desplazan en el vacío a la velocidad de la luz” (Sigmur, 2006, p.182). Los sensores, de los satélites Landsat, captan la información de la cobertura de la tierra proveniente de la radiación electromagnética emitida por la luz del sol las cuales son reflejadas por la superficie terrestre, sumada a la energía dispersada y reflejada por la atmósfera. Pérez y Muñoz (2006) manifiesta: “La radiancia se define como el total de energía radiada por una superficie en una determinada dirección por unidad de área y por un ángulo sólido de medida. Se mide en vatios por metro cuadrado y estéreo-radián ($W/m^2 sr^{-1}$)” (p.138).

La reflectividad vista como una relación entre la radiación recibida por el sensor procedente de la superficie terrestre y la radiación emitida por el sol en la longitud de onda correspondiente a la banda determinada. Las diferentes coberturas como: suelo, vegetación, agua, etc. reflejará la radiación incidente de forma diferente lo que nos permite clasificarlos y separarlos de los demás si medimos la radiación reflejada. En la banda de la luz visible la reflectividad en la nieve es muy alta y si la nieve es fresca es mucho mayor. El agua absorbe la radiación que llega a la banda del infrarrojo próximo, su reflectividad es baja, que depende de la longitud de onda. Cuando el agua es turbia aumenta la reflectividad en el verde e infrarrojo reflejado. La vegetación tiene una reflectividad baja en el azul, se eleva un poco en el verde y vuelve a descender en el rojo esto se debe a la clorofila. En el infrarrojo cercano la reflectividad es muy alta por la escasa absorción de energía por parte de las plantas. El agua presente en las plantas son las que absorben energía, esto hace que en el infrarrojo medio descienda en las longitudes de onda respectivas. Para vegetación estresada, se observa un incremento en la banda visible azul y rojo, pero una disminución en el infrarrojo cercano. La reflectividad del suelo es relativamente baja en todas las bandas, con un escaso incremento a medida que se acerca al infrarrojo cercano (Sigmur, 2006).

2.2.3. La radiación y atmósfera.

La radiación es afectada por la atmósfera en las longitudes de onda ultravioleta e infrarrojo, produciéndose una reducción importante. China (2002) afirma “En días de mucha nubosidad, la dilución atmosférica de energía en esas longitudes de onda es aún mayor” (P. 626).

La presencia de partículas en suspensión influye en las distintas longitudes de onda, las nubes cubren los suelos de las imágenes, si son tenues afectan las longitudes de onda.

La energía solar incidente en la tierra es de 340 (vatios/m²) y sólo 173 Wm⁻² llegan a la superficie terrestre, debemos tener en consideración esta diferencia al momento de interpretar la cobertura. “En el trayecto seguido por la radiación electromagnética ésta sufrirá tres fenómenos principales: absorción, dispersión y emisión producidas por gases y aerosoles que viajan por medio de la atmósfera, desde la superficie de la tierra hasta el sensor” (López, 1991, p.41).

En el primer caso, “la absorción por las moléculas de la atmósfera es un proceso selectivo que convierte la radiación incidente en calor” (Rejas, 2008, p.6). Luego, la dispersión producida por las moléculas de los mismos gases y por los aerosoles, que se produce sobre partículas más grandes (López, 1991; Rejas, 2008). Finalmente, la radiación que genera las superficies con temperatura mayor a -273 K, que puede ser interpretado en la banda del infrarrojo térmico.

2.2.4. Imagen digital.

La imagen digital es una imagen satelital, que es captada por un sensor producto de la radiación electromagnética emitida o reflejada por la superficie terrestre. El valor de la energía captada, se envía a una serie de mecanismos que lo transforman en un valor numérico denominado nivel digital (ND). Las principales aplicaciones de estas imágenes se centran en la identificación y clasificación de las distintas cubiertas que existen en la

superficie terrestre, determinación de humedad del suelo, clasificación de la vegetación, y estudios multitemporales.

2.2.5. Corrección de imágenes satelitales.

Los procesos que se realizarán a las imágenes permiten realizar diversas correcciones como radiométricas y geométricas. Mas (2017) afirma:

Los factores que ocasionan distorsiones geométricas son los siguientes: rotación terrestre, ancho de barrido de los sensores, curvatura terrestre, variaciones no controladas ni previstas de la plataforma que alberga el sensor, efecto panorámico con la toma de imágenes y relieve del terreno observado (p.79).

El análisis e interpretación de imágenes requiere que los datos estén corregidos convenientemente. La imagen adquirida en formato numérico presenta una serie de anomalías que no coinciden con la escena real, estas anomalías están en la localización de los píxeles que componen la matriz de datos.

2.2.6. Procesos geométricos.

En los procesos geométricos realizaremos la corrección a las características geométricas de una imagen satelital, es decir realizar una transformación de la proyección cartográfica a un sistema de coordenadas. Este proceso se denomina georreferenciación la cual permite establecer un sistema geodésico y una proyección geográfica de la imagen. Pérez y Muñoz (2006) sostienen “Los procedimientos matemáticos que resuelven este problema y las metodologías usadas para su implementación, mediante algoritmos en las aplicaciones informáticas de teledetección son muy variados” (p.10).

2.2.7. Proceso radiométrico.

Mediante el proceso radiométrico se pretende restablecer los valores del nivel digital de la imagen, depurando los defectos encontrados al momento de ser registrados producidos por el sensor o las condiciones ambientales de la zona de estudio.

Cuando la radiación electromagnética interactúa con la atmósfera se produce diversos cambios en la radiación.

Respecto a la corrección de píxeles y líneas perdidas Mas (2017) afirma:

Se realiza cuando, por un funcionamiento anormal del sensor, este no logra transmitir el nivel digital a un píxel o grupo de ellos. Para realizar la corrección debemos asignar el ND del píxel vecino de las líneas continuas a este, calcular el valor promedio de los píxeles vecinos y asignar el valor al píxel que falta o asignar el ND de una banda correlacionada con la defectuosa (p.73).

Los métodos utilizados para la corrección de imágenes han promovido la creación de diversas herramientas, para realizar dicho proceso se emplea datos cercanos al contexto real y reemplazar los valores radiométricos perdidos en la imagen Landsat 7. Rodríguez, Bell-Iloch, Galano, Estrada y Martín (2009) manifiesta:

Que el grupo de métodos basados en ajustes radiométricos era más confiable que el basado en interpolaciones de los datos de una misma imagen y que dentro de ellos, el Phase 2 Gap-Fill Algorithm (6), propuesto y utilizado por el Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS), basado en un ajuste lineal local del histograma, era el más conveniente (p.4).

2.2.8. Procesos para determinar el índice de vegetación.

Los índices de vegetación, o índices verdes, Speranza y Zerda (2002) argumenta: “son transformaciones que implican efectuar una combinación matemática entre los niveles digitales almacenados en dos o más bandas espectrales de la misma imagen” (p.4). Los índices de vegetación son medidas cuantitativas, que tienden a medir el vigor vegetal. Díaz (2015) afirma:

Los índices de vegetación son una combinación de las bandas espectrales, (...) un simple valor que indique la cantidad o vigor de la vegetación dentro de un píxel. Permittiéndonos

estimar y evaluar el estado de salud de la vegetación, en base a la medición de la radiación que las plantas emiten o reflejan (p. 42).

La variedad de índices de vegetación establecidos permite mejorar el monitoreo de la vegetación. Estos índices son el resultado de las interacciones entre la vegetación y la energía electromagnética de las bandas del espectro rojo e infrarrojo. Podemos establecer que, a mayor absorción de la luz incidente roja, mayor es la cantidad de clorofila; a mayor reflectancia de la luz infrarroja cercana, mayor es la densidad foliar. Los índices de vegetación pueden emplearse para determinar las características del suelo en un determinado espacio y tiempo. Los índices nos permiten discriminar el efecto sobre la cobertura vegetal como en sequías, anegamientos, incendios, desmontes, granizo, plagas, o deficiencias nutricionales (Towers, 2002).

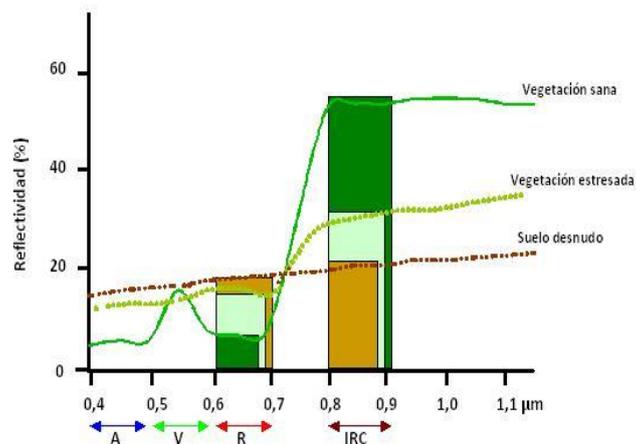


Figura 3. Variación de la reflectancia en las bandas de una imagen satelital.

Relación entre los valores de reflectancia de la vegetación en el rojo y el infrarrojo cercano son considerados para determinar los índices de vegetación y establecer la vigorosidad de las plantas.

2.3. Bases teóricas especializadas sobre el tema

Para la investigación estudiaremos las bandas espectrales, las cuales se pueden combinar para un determinado estudio de suelo, las bandas más comunes son las siguientes:

2.3.1. Bandas Espectrales

Las bandas espectrales que se emplearan y son usadas por las diversas tecnologías están compuestas por las siguientes bandas:

Espectro visible: (0,4 a 0,7 μm) única radiación electromagnética que pueden percibir nuestros ojos. En esta región, se encuentran las bandas elementales: azul (A: 0,4 – 0,5 μm), verde (V: 0,5 – 0,6 μm), y rojo (R: 0,6 – 0,7 μm). Infrarrojo cercano (IRC: 0,7 a 1,3 μm), conocido también como infrarrojo reflejado o fotográfico. En este espectro podremos diferenciar coberturas vegetales y concentraciones de humedad. Infrarrojo medio (IRM: 1,3 a 8 μm). En esta región se interponen los procesos de reflexión de la luz solar y de emisión de la superficie terrestre, es decir el infrarrojo de onda corta (Short Wave Infrared, SWIR: 1,3 y 2,5 μm) en esta región podemos evaluar el contenido de humedad en la vegetación o los suelos. La otra región suele denominarse específicamente infrarrojo medio (IRM: 3 y 5 μm), en la banda se puede detectar focos de alta temperatura (incendios o volcanes activos). Infrarrojo lejano o térmico (IRT: 8 a 14 μm), que incluye la porción emisiva del espectro terrestre, en donde se detecta el calor proveniente de la mayor parte de las cubiertas terrestres. Microondas (M, por encima de 1 mm), con gran interés por ser un tipo de energía transparente a la cubierta nubosa (Chuvienco, 2008, p.46).

The screenshot shows the 'Layer Properties' dialog box with the 'Key Metadata' tab selected. It displays a table of wavelength ranges for different satellite bands. The table has two columns: 'Property' and 'Value'. The 'Property' column lists bands and their minimum/maximum values, while the 'Value' column shows the corresponding numerical ranges.

Property	Value
Wavelength (nm)	
Blue	
Min	450.00
Max	520.00
Green	
Min	520.00
Max	600.00
Red	
Min	630.00
Max	690.00
NearInfrared_1	
Min	760.00
Max	900.00
NearInfrared_2	
Min	1550.00
Max	1750.00
MidInfrared	
Min	2080.00
Max	2350.00

Figura 4: características de la longitud de onda (nm) de las bandas de la imagen satelital (metadata).

Estos espectros suelen encontrarse en el Layer Properties, Key Metadata de las imágenes satelitales y están establecidas en longitud de ondas azul (A: 450 – 520 nm), verde (V: 520 – 600 nm), y rojo (R: 630 – 690 nm). Infrarrojo cercano_1 (IRC: 760 a 900 nm), Infrarrojo cercano_2 (IRC: 1550 a 1750 nm). Infrarrojo medio (IRM: 2080 a 2350 nm), figura 4.

2.3.2. Reflectividad.

La conversión del nivel digital presente en una imagen satelital a parámetros físicos (radiancia y reflectancia) es un proceso que se aplica a las imágenes, para poder interactuar con variables físicas establecidas en cada sensor.

La obtención de esas variables requiere resolver satisfactoriamente la acción de varios factores. Algunos hacen referencia al mismo sensor (calibrado de las radiancias), para lo cual es imprescindible contar con información de la entidad que lo gestiona, otras a las condiciones de observación (ángulos de iluminación y adquisición) y otras a elementos del ambiente (efecto atmosférico y topográfico, iluminación procedente de otras cubiertas) (Chuvieco, 2002, p.264).

La reflectividad de la superficie del suelo depende de sus características físicas y químicas, de la observación, de las bandas de la imagen los cuales nos permitirán interpretar las imágenes.

Al determinar la reflectividad de una superficie relacionaremos las magnitudes de energía reflejada y el incidente. A partir de los datos medidos por el sensor obtendremos la reflexión de la radiación solar procedentes del suelo. Esa medición se codifica en un valor numérico (ND), de acuerdo con un coeficiente de calibración la cual mediante un proceso inverso podemos obtener la radiancia espectral detectada por el sensor (Chuvieco, 2002, p.264).

$$L_{sen,K} = a_{0,k} + a_{1,k} * ND_k \quad (1)$$

Donde: $L_{sen,K}$ es la radiancia de una banda k (en $Wm^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$); $a_{0,K}$ y $a_{1,K}$ son coeficiente de calibración de la banda, y ND_K es nivel digital de la imagen en la misma banda.

También empleando el método de escalamiento de la radiancia espectral, completada la corrección geométrica.

Se procede a transformar la imagen original en cuentas digitales a radiancia en el techo de la atmósfera (Top Of Atmosphere, TOA), y posteriormente a la obtención de la reflectividad aparente TOA. La conversión de cuentas digitales a radiancias ($W/m^2/sr/\mu m$) en el techo de la atmósfera se realiza aplicando a cada banda espectral la relación (Montesinos y Fernández, 2009, p.602).

$$L_{TOA} = \left(\frac{L_{max} - L_{min}}{Q_{max} - Q_{min}} \right) * (DN_{banda} - 1) + L_{min} \quad (2)$$

Donde DN son cuentas digitales (1-255), L_{max} y L_{min} son las radiancias espectrales máxima y mínima; Q_{max} y Q_{min} son los valores máximo y mínimo en cuentas digitales (normalmente $Q_{max}=255$ y $Q_{min}=1$).

El proceso de conversión de ND a reflectividad se realiza teniendo presente: primero, la conversión de ND a valores de radiancia que depende de los coeficientes de

calibración del sensor. Segundo, estimación de la reflectividad aparente conociendo la irradiación solar y la fecha de adquisición de la imagen (Chuvieco, 2002, p.266).

2.3.3. Proceso de corrección atmosférica.

La radiancia, recepcionado por el satélite no es la misma la que emite el suelo, puesto que se debe tener en cuenta la transmisividad de la atmósfera, la irradiancia difusa y la radiancia atmosférica dispersa. Chuvieco (2002) manifiesta:

Las correcciones atmosféricas son muy laboriosas y requieren datos sobre las condiciones de la atmósfera en el momento de tomar la imagen. Además, el efecto de la atmósfera no es constante en la imagen, algunas zonas pueden estar afectadas más que otras, en función de la diversa presencia de aerosoles o vapor de agua (p.269).

2.3.4. Landsat 5 TM, 7 ETM+ y OLI 8

- Satélite Landsat 5 TM.

El satélite Landsat 5 TM incorpora el sensor TM (Thematic Mapper) diseñado para la cartografía temática. Es un equipo de barrido multiespectral, frente al MSS, el TM aumenta el número de detectores, de 24 a 100, aumenta los niveles de codificación y se realiza el barrido en dos direcciones. Mejora la resolución espacial, espectral y radiométrica: de 79 a 30 m, de 4 a 7 bandas, y de 6 a 8 bits. Consta de siete bandas espectrales, siendo tres en el visible, uno en el infrarrojo cercano, dos en el infrarrojo medio y una en el infrarrojo termal. Tiene una resolución espacial de 30 metros en las bandas del visible e infrarrojo medio y 120 metros en la banda del infrarrojo termal. La escena terrestre registrada por este sensor es también de 185 km. Permite una mejora en la detección de turbideces y contaminantes en el agua (banda azul), exploración minera (infrarrojo medio), contenidos de humedad en las plantas y suelo (infrarrojo medio), detección de focos de calor (infrarrojo medio y térmico) además de mantener las ya existentes para el MSS (Irons, 2018).

Tabla 1. Resolución espacial, radiométrica y espectral del sensor TM

Banda	Resolución terreno (m)	Bits por píxel	Zona del espectro	Rango espectral (um)
1	30	8	Azul	0.45 - 0.52
2	30	8	Verde	0.52 - 0.60
3	30	8	Rojo	0.63 - 0.69
4	30	8	Infrarojo (NIR)	Cercano 0.76 - 0.90
5	30	8	Infrarojo (SWIR-1)	medio 1.55 - 1.75
6	120	8	Infrarojo (TIR)	térmico 10.4 - 12.5
7	30	8	Infrarojo (SWIR-2)	medio 2.08 - 2.35

Landsat 5 Thematic Mapper (TM.). Fuente USGS, EEUU. 2018

- Satélite Landsat 7 ETM+.

Landsat-7 tiene la capacidad de recibir y transmitir hasta 532 imágenes por día con una capacidad de almacenamiento de 378 gigabytes.

Tabla 2. Resolución espacial, radiométrica y espectral del sensor ETM+

Banda	Resolución terreno (m)	Bits por píxel	Zona del espectro	Rango espectral (um)
1	30	8	Azul	0.45 - 0.52
2	30	8	Verde	0.52 - 0.60
3	30	8	Rojo	0.63 - 0.69
4	30	8	Infrarojo (NIR)	cercano 0.76 - 0.90
5	30	8	Infrarojo (SWIR-1)	medio 1.55 - 1.75
6	60	8	Infrarojo (TIR)	térmico 10.40 - 12.50
7	30	8	Infrarojo (SWIR-2)	medio 2.08 - 2.35
8	15	8	Pancromático (PAN)	0.52 - 0.90

Landsat 7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+), Fuente USGS, EEUU

Tiene una versión mejorada denominado ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus) en la cual se incorpora la banda pancromática (0.5 a 0.9 μm) con una resolución espacial

de 15 m, lo que permite obtener ampliaciones a una escala de hasta 1:25.000. Posee 6 bandas reflectivas con resolución espacial de 30 metros en la región del visible e infrarrojo cercano (bandas 1-5 y 7), una banda en la región térmica (banda 6) con 60 metros. El sensor ETM+ provee imágenes con 8 bandas que corresponde a una banda pancromática (banda 8) de 15 metros de resolución espacial. El área de cobertura aproximada de la escena es de 170 x 183 kilómetros (Landsat, 2002).

- Satélite Landsat 8 OLI.

El satélite lleva una carga útil de dos sensores: el OLI, construido por el BATC, y el TIRS, construido por el GSFC de la NASA. Realiza los procesos de recopilar, archivar, procesar, distribuir datos científicos y recopila datos de imagen para 9 bandas con una resolución espacial de 30 m para todas las bandas, excepto la banda pancromática de 15 m. El mayor cambio ocurre en OLI Band 5 (0.845-0.885 μm) para excluir una característica de absorción de vapor de agua a 0.825 μm en el medio de la banda ETM+ + infrarrojo cercano (Band 4; 0.775-0.900 μm).

Tabla 3. Resolución espacial, radiométrica y espectral del sensor OLI y TIRS

Banda	Resolución terreno (m)	Bits por píxel	Zona del espectro	Rango espectral (μm)
1	30	16	Coastal/Aerosol	0.435 - 0.451
2	30	16	Azul	0.452 - 0.512
3	30	16	Verde	0.533 - 0.590
4	30	16	Rojo	0.636 - 0.673
5	30	16	Infrarojo (NIR)	Cercano 0.851 - 0.879
6	30	16	Infrarojo (SWIR-1)	medio 1.566 - 1.651
10	100	16	Infrarojo (TIRS-1)	térmico 10.60 - 11.19
11			Infrarojo (TIRS-2)	térmico 11.50 - 12.51
7	30	16	Infrarojo (SWIR-2)	medio 2.107 - 2.294
8	15	16	Pancromático (PAN)	0.503 - 0.676
9	30	16	Cirrus	1.363 - 1.384

Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) and Thermal Infrared Sensor (TIRS). Fuente USGS, EE. UU. 2018.

Posee también dos nuevas bandas además de las bandas heredadas Landsat (1-5, 7 y Pan). La banda Costera / Aerosol (Banda 1; 0.435-0.451 μm), principalmente para las observaciones del color del océano y la nueva banda Cirrus (Banda 9; 1.36-1.38 μm) ayuda a detectar nubes delgadas compuesto por cristales de hielo (las nubes de cirros aparecen brillantes, mientras que la mayoría de las superficies de tierra aparecen oscuras a través de una atmósfera libre de nubes que contiene vapor de agua) (USGS, 2016).

2.3.5. Índice de vegetación de diferencia normalizada.

El índice de vegetación de diferencia normalizada (MDVI) es un índice con amplias aplicaciones en las diversas situaciones en que se encuentran la agricultura (Rouse, Haas, Schell, Deering y Harlan, 1974).

Este índice varía entre -1 y 1, lo que facilita su interpretación. Puede señalarse como umbral crítico para cubiertas vegetales un valor de NDVI de 0.1 y para la vegetación densa de 0.5. Cualquier valor negativo implica ausencia de vegetación por lo que debieran reclasificarse a cero (Sánchez *et al.*, 2000).

Di *et al.* (Como se citó en Merg *et al.*, 2011) El NDVI permite identificar la presencia de vegetación verde en la superficie y caracterizar su distribución espacial, así como la evolución de su estado a lo largo del tiempo. Esto está determinado fundamentalmente por las condiciones climáticas. La interpretación del índice debe asimismo considerar los ciclos fenológicos y de desarrollo anuales para distinguir oscilaciones naturales de la vegetación de los cambios en la distribución temporal y espacial causados por otros factores (p.5).

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada se calcula mediante la siguiente expresión:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (3)$$

Donde: NIR= reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al infrarrojo cercano R = reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al rojo.

2.3.6. Índice de vegetación ajustado al suelo.

El índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI) es un buen indicador cuando la cubierta vegetal es escasa, puesto que en el proceso de interpretación de imágenes se debe manifestar una combinación cultivo y suelo. Al combinar el modelo con el factor L estaríamos sesgando la interpretación en la actividad vegetal, ignorando la reflectividad del suelo. Para determinar SAVI Sánchez *et al.* (2000) manifiesta:

Agrega la constante L al denominador del NDVI. L varía entre 0 y 1, dependiendo de la cantidad de vegetación (el resultado del índice será alto para densidades más bajas).

Para mantener el mismo rango de variación que el NDVI, el resultado debe multiplicarse por $1 + L$ (p.167).

El índice de vegetación ajustado al suelo se calcula mediante la siguiente expresión:

$$SAVI = \frac{IR - R}{IR + R + L}(1 + L) \quad (4)$$

Donde: IR = reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al infrarrojo cercano.

R = reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al rojo

L = es un parámetro que varía según la densidad de la vegetación, para densidades intermedias, como en el caso de las imágenes de satélite, se toma 0,5 (Cocero, Riaño, Chuvieco, 1998).

2.3.7. Índice de estrés hídrico

El índice de estrés hídrico (MSI) es la influencia del agua en los cultivos, es de importancia para el desarrollo de la cobertura vegetal, por ende, es necesario observar el comportamiento del agua en la porción Infrarroja media que contienen las bandas de la imágenes satelitales. El índice de estrés hídrico, relaciona la cobertura vegetal y la humedad que ella presenta; la primera se encuentra en la porción del espectro rojo e Infrarrojo cercano y la segunda en el infrarrojo medio. Cuando la cobertura vegetal se seca, observamos un incremento en la zona del rojo y el infrarrojo medio, ocasionando el estrés hídrico. Podemos mencionar que la cobertura vegetal con buen estado hídrico se encuentra entre los 0.2 y 0.45; un bajo estrés hídrico, si varía entre 0.45 y 0.6; para valores mayores que 0.7 con considerados extremos (FORMAGRO, 2015).

El Índice de Estrés hídrico se calcula mediante la siguiente expresión:

$$MSI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR} \quad (5)$$

Donde: NIR= reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al infrarrojo cercano

SWIR = reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al infra rojo medio.

III. MÉTODO

3.1. Tipo de investigación

Según el objetivo de la investigación, podemos mencionar lo siguiente: en función al propósito realizado es una investigación aplicada, puesto que debemos determinar el comportamiento de la cobertura vegetal con respecto al tiempo y espacio. Si profundizamos el estudio para saber por qué varían la cobertura, podemos mencionar que la investigación es de tipo explicativa, porque pretendemos determinar las causas y consecuencias de la variación de la cobertura. Según el tipo de dato recogido podemos establecer que es una investigación de tipo cuantitativa, dado que se basa en el estudio y análisis de la realidad a través de diferentes procedimientos de medición, para encontrar inferencias con otros tipos de investigación y obtener explicaciones contrastadas a partir de hipótesis. Según el tipo de inferencia, recurrimos al método inductivo pues nos basaremos en la obtención de conclusiones a partir de la variación del fenómeno (Hernández, Fernández y Baptista, 2010).

- **Diseño de Investigación**

El diseño de la investigación, según el grado de manipulación de variables es de tipo no experimental, por basarse en la observación y las variables procesadas no pueden ser manipulados, solo observaremos los fenómenos en su estado natural para luego analizarlos.

Tabla 4. Factores intra-sujetos de los índices de vegetación de manera temporal.

Medida:	INDICE	Medida:	INDICE	Medida:	INDICE
	Variable		Variable		Variable
	dependiente		dependiente		dependiente
1	NDVI_1995	1	SAVI_1995	1	MSI_1995
2	NDVI_2010	2	SAVI_2010	2	MSI_2010
3	NDVI_2018	3	SAVI_2018	3	MSI_2018

Índices de vegetación analizadas en los periodos 1995, 2010 y 2018

Diseño longitudinal o temporal, consiste en analizar los cambios que se dan a través del tiempo, de determinadas categorías, conceptos, sucesos o eventos. Realizaremos por separado un seguimiento a cada índice de vegetación a lo largo del tiempo.

Tabla 5. Factores inter-sujetos de los distritos de Cajamarca de manera

temporal.	Etiqueta de valor		N
	COD_DISTRITO		
	1	LOS BAÑOS DEL INCA	50
	2	CHETILLA	50
	3	TUMBADEN	50
	4	ENCAÑADA	50
	5	CAJAMARCA	50

Número de muestras obtenidas por distrito

También el diseño es transversal, por la recolección de datos con el propósito de describir y analizar su comportamiento de las variables en un mismo tiempo, es decir realizaremos la comparación de los diversos índices de vegetación en la misma temporalidad y determinar su comportamiento.

Tabla 6. Factores intra-sujetos de los índices de vegetación de manera

Medida: transversal. COMPARACION	INDICES Variable dependiente	Medida: COMPARACION	INDICES Variable dependiente	Medida: COMPARACION	INDICES Variable dependiente
_INDICES		_INDICES		_INDICES	
1	SAVI_1995	1	SAVI_2010	1	SAVI_2018
2	NDVI_1995	2	NDVI_2010	2	NDVI_2018
3	MSI_1995	3	MSI_2010	3	MSI_2018

Comparación entre índices de vegetación en los periodos 1995, 2010 y 2018

Para determinar si existe o no la diferencia en las hectáreas afectadas de la cobertura vegetal a medida que transcurre el tiempo, realizaremos las comparaciones.

Tabla 7. Factores inter-sujetos de los distritos de Cajamarca de manera transversal.

		Etiqueta de valor	N
COD_DISTRITO	1	LOS BAÑOS DEL INCA	50
	2	CHETILLA	50
	3	TUMBADEN	50
	4	ENCAÑADA	50
	5	CAJAMARCA	50

Número de muestras obtenidas para comparar los índices de vegetación.

Tabla 8. Factores intra-sujetos de los índices de vegetación para diferencias las hectáreas afectadas.

Medida: Ha		Medida: Ha		Medida: Ha	
Variación_	Variable	Variación_	Variable	Variación_	Variable
Cobertura	dependiente	Cobertura	dependiente	Cobertura	dependiente
_Vegetal		_Vegetal		_Vegetal	
1	NDVI_1995_Ha	1	SAVI_1995_Ha	1	MSI_1995_Ha
2	NDVI_2010_Ha	2	SAVI_2010_Ha	2	MSI_2010_Ha
3	NDVI_2018_Ha	3	SAVI_2018_Ha	3	MSI_2018_Ha

Variación de los índices de vegetación en hectáreas observadas en los años 1995, 2010 y 2018.

- **Estrategia de prueba de hipótesis.**

La comparación entre dos grupos para muestras independientes, es decir las medidas pertenecen a un mismo índice con muestras tomadas en el tiempo (1995, 2010 y 2018). Analizaremos el comportamiento de cada índice a través del tiempo, poder establecer si hubo o no diferencias significativas que nos permita establecer las diferencias entre los mismos indicadores,

Debemos considerar también que los grupos estudiados son más de dos distritos, para lo cual emplearemos el análisis de la varianza con un factor llamado también análisis de la varianza de una vía. La información obtenida del proceso nos mostrará el índice promedio de los distritos de Cajamarca, analizando si los promedios difieren o son iguales en los distritos. HSD de Tukey mostrará entre que distritos existen diferencias, además estas

deben ser significativas. Una de las características del análisis es de correlación, porque estamos trabajando con variables numéricas, la segunda es que las variables son aleatorias, es decir la distribución no lo conocemos hasta el momento de la correlacionar de los datos. Determinaremos también si la muestra tiene una distribución normal, para lo cual utilizaremos la prueba de Kolmogorov-Smirnov, porque la muestra es de 50 puntos por distrito.

Si la distribución de las variables no tiene distribución normal, no se puede aplicar una prueba estadística paramétrica, por lo tanto, aplicaremos una prueba estadística no paramétrica de rangos de Wilcoxon.

Teniendo en cuenta las consideraciones arriba mencionados plantearemos lo siguiente: Los índices de vegetación procesados en las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI se expresan de manera diferente a través del tiempo en los diferentes distritos de Cajamarca.

Si logramos probar que las diferencias existen, esto implica que la cobertura vegetal de los distritos de Cajamarca también será afectada modificando las características del suelo y ocasionando desordenes ambientales.

H_0 : No existe diferencia en los índices de vegetación a medida que transcurre en tiempo.

H_1 : Existen diferencias en los índices de vegetación a medida que transcurre el tiempo

Debemos determinar el nivel de significancia (p) para validar o rechazar la prueba de hipótesis, y de acuerdo con el resultado tomaremos la decisión respectiva.

Siendo el diseño de la investigación de tipo no experimental, y teniendo en cuenta su transversalidad, mencionamos lo siguiente:

Para interpretar el comportamiento entre las variables NDVI, SAVI y MSI correspondiente a los años respectivos (1995, 2010 y 2018) dada las características de la información esta debe ser sometida a la prueba de análisis de la varianza (ANOVA) de un factor de variables independientes. Las condiciones que necesita el ANOVA es que la variable dependiente

sea cuantitativo; debe cumplir y es el más importante de las independencias de las observaciones, es decir que los distritos observados sean diferentes; otro supuesto es la equivalencia de grupos, esto se confirma por que el número de muestras para cada distrito es de 50; que tenga normalidad, para el caso emplearemos la prueba de Kolmogorov-Smirnova, por la cantidad de nuestras obtenidas (50), y si no existe normalidad para la prueba índice, empleamos una prueba no paramétrica de las varianzas; cumple con la homocestacidad; finalmente pasamos a realizar la prueba para de ANOVA. Debemos considerar que en el peor de los casos si no se cumple la homocestacidad (homogeneidad de varianzas), como la prueba es robusta se prosigue con el ANOVA.

De lo enunciado manifestamos lo siguiente:

La varianza de los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI se comportan de manera diferente según el estado de la cobertura vegetal en los distritos de la zona.

Si logramos probar que las diferencias existen, esto implica que los índices están siendo alterados y esto afecta a la cobertura vegetal de los distritos de Cajamarca.

H₀: La varianza de los índices de vegetación para la cobertura vegetal del distrito de Cajamarca no es diferente.

H₁: La varianza de los índices de vegetación para la cobertura vegetal del distrito de Cajamarca es diferente.

El resultado del nivel de significancia determinará si se cumple o no con la prueba del investigador.

Deseamos comprobar si existen diferencias entre las hectáreas de cobertura vegetal que han sido afectados. Comparar medias, prueba T Student para muestras relacionadas.

Si logramos probar que las diferencias existen, esto implica que la cobertura vegetal de los distritos de Cajamarca está siendo afectados modificando sus características.

H₀: No existe diferencia en las hectáreas afectadas de la cobertura vegetal a medida que transcurre el tiempo.

H₁: Existen diferencias en las hectáreas afectadas de la cobertura vegetal a medida que transcurre el tiempo.

Debemos determinar el nivel de significancia (p) para validar o rechazar la prueba de hipótesis, y de acuerdo con el resultado tomaremos la decisión respectiva.

3.2. Población y muestra

3.2.1. Población

La población por trabajar son los índices de vegetación, como el NDVI, SAVI y MSI que proviene de las imágenes procesadas y son los que van a caracterizar los tipos de cobertura vegetal en los distritos de Cajamarca. Estos puntos están contenidos en toda el área seleccionada y que vamos a trabajar, para poder emplearlos tenemos que realizar una transferencia de datos estadísticos ráster a entidades vectoriales.

Para extraer la población a trabajar de la imagen realizamos el siguiente proceso: en Arc Toolbox, Sapatial Analyst Tools, Extraction y Extract Multi Values to Points; completamos la ventana y extraer los puntos para poder trabajar.

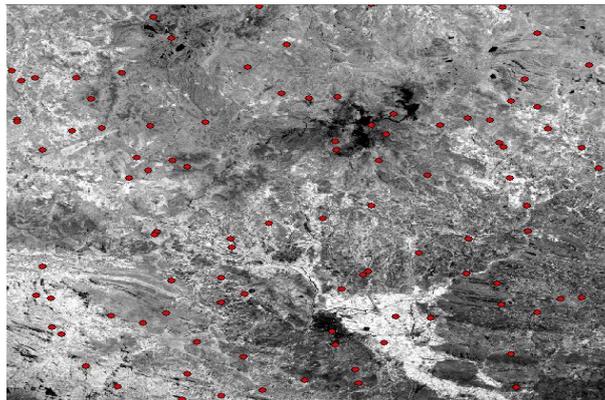


Figura 5: Muestreo al azar en la zona de estudio (250 puntos)

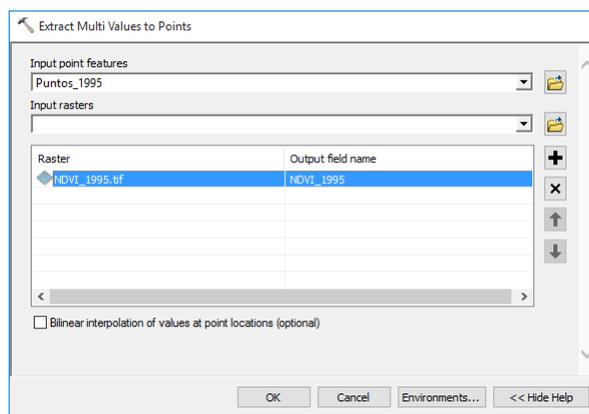


Figura 6: Ventana de extracción de múltiples valores de puntos de la imagen raster.

3.2.2. Muestra

Para determinar las muestras se tiene que tener en consideración lo siguiente: La muestra contenidas en las tablas deberían estas caracterizadas por tipo de sensores (Landsat 5TM, 7 ETM+ y 8 OLI-TIRS); también se deberían segmentar de acuerdo con los índices de vegetación (NDVI, SAVI y MSI); y la información obtenida debería estar georreferenciadas en puntos establecidos al azar (50 puntos por distrito a una distancia de separación de 500 metros).



Figura 7: Imágenes del proceso de extracción de 250 puntos con una separación de 500 m.

En la ventana ArcToolbox en Data Management Tools, Feature Class; Create Random Points; en la ventana desplegada, Output Location (Creamos la carpeta azar_1995),

Output Point Feature Class(Puntos_1995), Constraining Feature Class(Rectángulo de estudio) y Number of Points (250).

Culminado el proceso adecuadamente se logra obtener los puntos al azar (NDVI, SAVI y MSI) para su posterior proceso.

Los puntos al azar deben estar en el interior de los distritos seleccionados (Baños del Inca, Chetilla, Tumbadem, Encañada y Cajamarca), de tal forma que me permita evaluar e interpretar los datos del MDVI, SAVI y MSI y determinar las características a través del tiempo (Landsat 5TM, 7 ETM+ y 8 OLI). Estos indicadores deben presentar anomalías, puesto que la mayoría de los distritos seleccionados han sido concesionados a empresas mineras, quienes están transformando el ecosistema de los distritos mencionados.

3.3. Operacionalizacion de variables

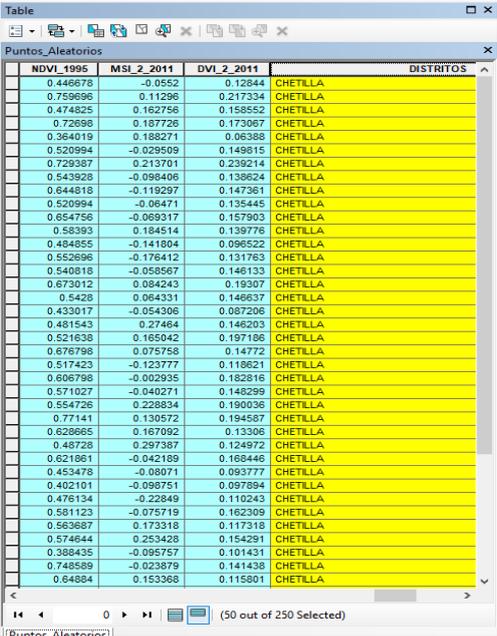
Variables
<p>Las variables para las hipótesis son:</p> <p>Hipótesis 1. Los índices de vegetación procesados en las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI se expresan de manera diferente a través del tiempo en los diferentes distritos de Cajamarca.</p> <p>V.I. Tiempo V.D. Índice de vegetación</p> <p>Hipótesis 2. La varianza de los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI se comportan de manera diferente según el estado de la cobertura vegetal en los distritos de la zona.</p> <p>V.I. Distritos V.D. Índices de vegetación</p> <p>Hipótesis 3. Los índices de vegetación, derivados de los sensores, permitirán cuantificar y diferenciar las hectáreas de cobertura vegetal que han sido afectadas a medida que pasa el tiempo en los distritos de Cajamarca.</p> <p>Si deseamos compara la variación de hectáreas de cobertura vegetal para los años 1995, 2010 y 2018, tomaremos como variables:</p> <p>V.I. Tiempo V.D: Cobertura vegetal (Ha).</p>

3.4. Instrumentos

Los recursos que se usa para registrar información y dato, esto varía de acuerdo con la técnica. Los instrumentos para la técnica de observación fueron dispositivos mecánicos que permiten mantener la información de manera precisa. Estos dispositivos son los sensores que se encuentran en los satélites, como TM, ETM+ y OLI-TIRS.

Las imágenes obtenidas de los distintos sensores dan lugar a una gran cantidad de información que debe ser transmitida lo antes posible con el fin de no saturar la memoria del satélite. Para ello, LANDSAT dispone de una red de 13 estaciones distribuidas a lo largo del planeta para el envío de esta información.

La información registrada por los sensores debe someterse a una corrección geométrica y radiométrica para generar la información que se requiera para la investigación.



The screenshot shows a software window titled "Table" with a menu bar and a toolbar. The main area displays a table with the following columns: "NDVI_1995", "MSI_2_2011", "DVI_2_2011", and "DISTRITOS". The table contains 250 rows of data, with the first few rows visible. The "DISTRITOS" column contains the name "CHETILLA" for all rows. The status bar at the bottom indicates "(50 out of 250 Selected)".

NDVI_1995	MSI_2_2011	DVI_2_2011	DISTRITOS
0.446676	-0.0552	0.12844	CHETILLA
0.759696	0.11296	0.217334	CHETILLA
0.474825	0.162756	0.158552	CHETILLA
0.72698	0.187726	0.173067	CHETILLA
0.364019	0.183271	0.06358	CHETILLA
0.520994	-0.029509	0.149815	CHETILLA
0.729387	0.213701	0.239214	CHETILLA
0.543928	-0.098406	0.138624	CHETILLA
0.644818	-0.119297	0.147361	CHETILLA
0.520994	-0.06471	0.135445	CHETILLA
0.654756	-0.069317	0.157903	CHETILLA
0.58393	0.184514	0.139776	CHETILLA
0.484855	-0.141804	0.096522	CHETILLA
0.552696	-0.176412	0.131763	CHETILLA
0.540818	-0.058567	0.146133	CHETILLA
0.673012	0.084243	0.19307	CHETILLA
0.5429	0.064331	0.146637	CHETILLA
0.433017	-0.054306	0.087206	CHETILLA
0.481543	0.27464	0.146203	CHETILLA
0.521638	0.165042	0.197196	CHETILLA
0.676798	0.075758	0.14772	CHETILLA
0.517423	-0.123777	0.118621	CHETILLA
0.606798	-0.002935	0.162816	CHETILLA
0.571027	-0.040271	0.148299	CHETILLA
0.554726	0.228834	0.190036	CHETILLA
0.77141	0.130572	0.194587	CHETILLA
0.628665	0.167092	0.13306	CHETILLA
0.48728	0.297387	0.124972	CHETILLA
0.521861	-0.042189	0.168446	CHETILLA
0.453478	-0.06071	0.093777	CHETILLA
0.402101	-0.096751	0.097694	CHETILLA
0.476134	-0.22849	0.110243	CHETILLA
0.581123	-0.075719	0.162309	CHETILLA
0.563687	0.173318	0.117318	CHETILLA
0.574644	0.253428	0.154291	CHETILLA
0.368435	-0.095757	0.101431	CHETILLA
0.748589	-0.023879	0.141438	CHETILLA
0.64684	0.153368	0.115801	CHETILLA

Figura 8: Imágenes de los puntos extraídos en una tabla por índices de vegetación y distritos.

3.5. Procedimientos

El procedimiento o forma de obtener los datos o información fue mediante la observación, que consiste en observar insitu en un contexto real para captar aquellos aspectos que son significativos del hecho o fenómeno. Según los medios utilizados podemos clasificar de estructurada o sistemática, ya que empleo instrumentos para la recolección de hechos para registrar la información (Cerde, 1991). La observación fue realizada por los satélites Landsat 5TM, 7 ETM+ y 8 OLI quienes registraron la información de los distritos Cajamarca, Chetilla, Encañada, Tumbaden y Los Baños del Inca en los años 1995, 2010 y 2018.

3.6. Análisis de datos.

Para el procesamiento y análisis de datos necesitamos contar con las imágenes satelitales y los respectivos sensores:

Imagen Lansat 5TM.

La metadata de la imagen corresponde al satélite Landsat 5 con sensor TM (Thematic Mapper), del cuadrante WRS_PATH = 009 y WRS_ROW = 065 adquirida el 28 de mayo de 1995. Consta de 3 bandas del espectro visible, una del infrarrojo cercano y dos bandas del infrarrojo medio con una resolución espacial de 30 metros; además contiene la banda infrarrojo térmico con una resolución del terreno de 120 metros. La proyección del mapa se establece en UTM, elipsoide WGS84, zona 17 siendo el área de cobertura de 170 x 185 kilómetros (Chander et al., 2004).

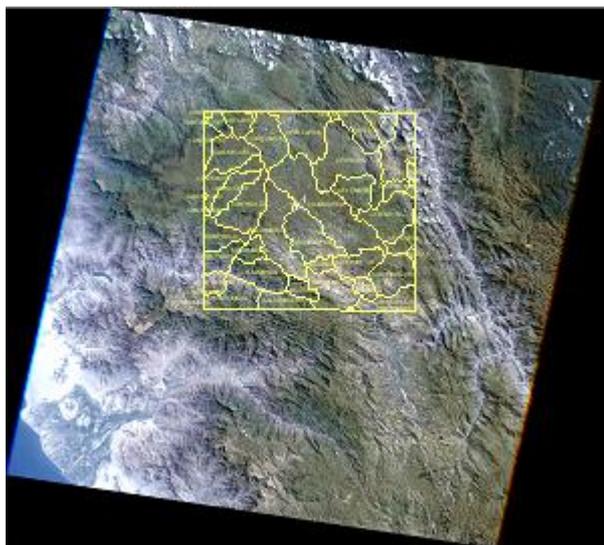


Figura 9: Banda multispectral Landsat 5TM, adquirida el 28/05/1995 y los distritos de estudio.

Imagen Landsat 7 TM+

La metadata de la imagen corresponde al satélite Landsat 7 con sensor ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus), del cuadrante WRS_PATH = 009 y WRS_ROW = 065 adquirida el 28 de julio de 2009.



Figura 10: Banda multispectral Landsat 7 ETM+, adquirida el 28/07/2009 y los distritos de estudio Imagen.

Consta de 3 bandas del espectro visible, una del infrarrojo cercano y dos bandas del infrarrojo medio con una resolución espacial de 30 metros; contiene la banda infrarrojo térmico con una resolución del terreno de 60 metros; además la banda 8 pancromática con

una resolución espacial de 15 metros. La proyección del mapa se establece en UTM, elipsoide WGS84, zona 17 siendo el área de cobertura de 185 x 180 kilómetros (Landsat, 2002).

Landsat 8 OLI y TIRS

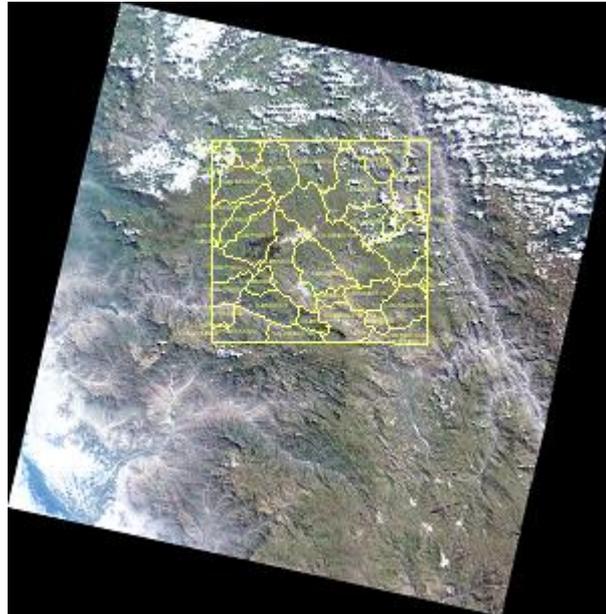


Figura 11: Banda multispectral Landsat 8 OLI y TIRS, adquirida el 03/01/2018 y los distritos de estudio.

La metadata de la imagen corresponde al satélite Landsat 8 con sensor OLI_TIRS (Operational Land Imager and Thermal Infrared Sensor), del cuadrante WRS_PATH = 009 y WRS_ROW = 065 adquirida el 03 de enero de 2018. Tiene una banda, coastal/aerosol de resolución 30 metros; tres bandas del espectro visible, una del infrarrojo cercano y dos bandas del infrarrojo medio con una resolución espacial de 30 metros; contiene dos bandas infrarrojo térmico con una resolución del terreno de 100 metros; la banda 8 pancromática con una resolución espacial de 15 metros; la banda 9, cirrus de 30 metros de resolución del terreno. La proyección del mapa se establece en UTM, elipsoide WGS84, zona 17 siendo el área de cobertura de 190 x 180 kilómetros (USGS, 2016).

Procesamiento de imágenes

Corrección geométrica.

En las imágenes Landsat 5TM, 7ETM+ y 8 OLI-TIRS las bandas multiespectrales se encuentran ubicadas en la zona 17 N, lo cual no corresponde a la zona de estudio, por lo que se realizó una georreferenciación de las imágenes. Al proceso mencionado agregaremos otro, recorte de la imagen y centrarnos en la zona de estudio en las que se encuentran los distritos de Cajamarca.

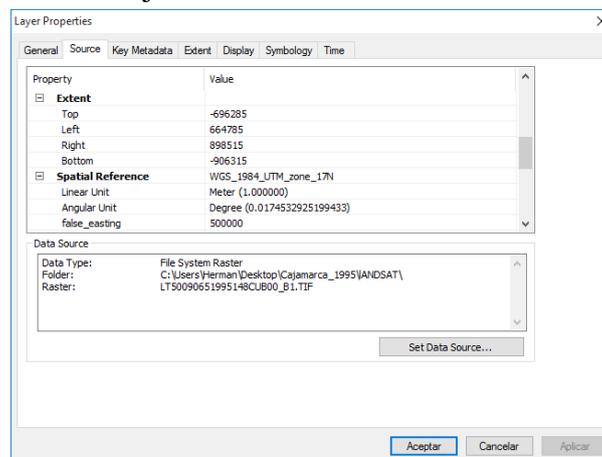


Figura 12: Propiedades, Spatial Reference, indica que la imagen Landsat se encuentra en el hemisferio Norte 17N.

Debido a las diversas bandas multiespectrales que contiene las imágenes de Landsat, el procesamiento de estas se realizará empleando las herramientas en ArcGis 10.3 para facilitar el trabajo.

En el mismo art toolbox creamos el proceso (Procesos_Landsat), luego new toolset (Procesamiento_Raster), finalmente generamos new_model al cual llamaremos Proyección_recorte_zona estudio (ver figura 13).

Para saber cómo funciona esta herramienta (Project_raster, clip) tenemos que realizar los procesos de proyección y recorte de forma convencional.

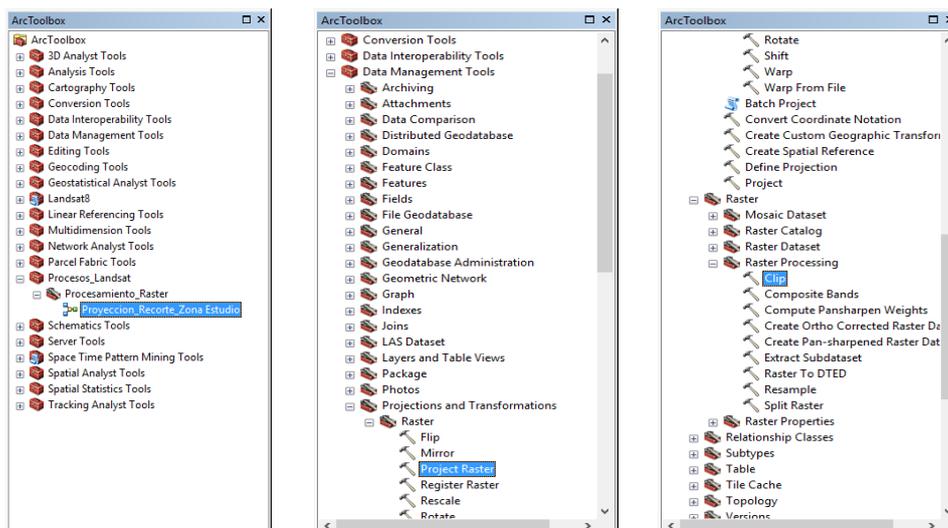


Figura 13: Procesos de proyección y recorte de la zona de estudio.

Nos dirigimos a data management tool, proyección and transformations, raster, luego project raster y proyectamos la banda 1. Creamos una nueva carpeta en la que se almacenaran todas las imágenes proyectadas.

En table of contents podemos apreciar en la parte inferior la banda 1 (LT50090651995148CUB00_B1.TIF), en la parte superior la banda proyectada (L5_B1_Py.tif). Al lado derecho las propiedades de la imagen con su respectiva proyección WGS_1984_UTM_Zone_17S. Podemos observar que el proceso desarrollado ha proyectado la banda en la zona que corresponde (figura, 14).

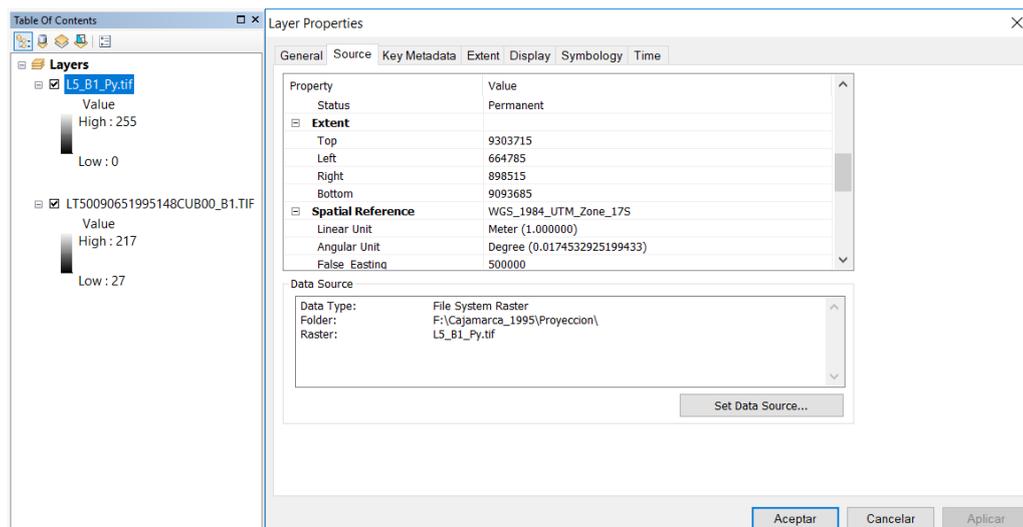


Figura 14: Procesos de proyección de la banda 1

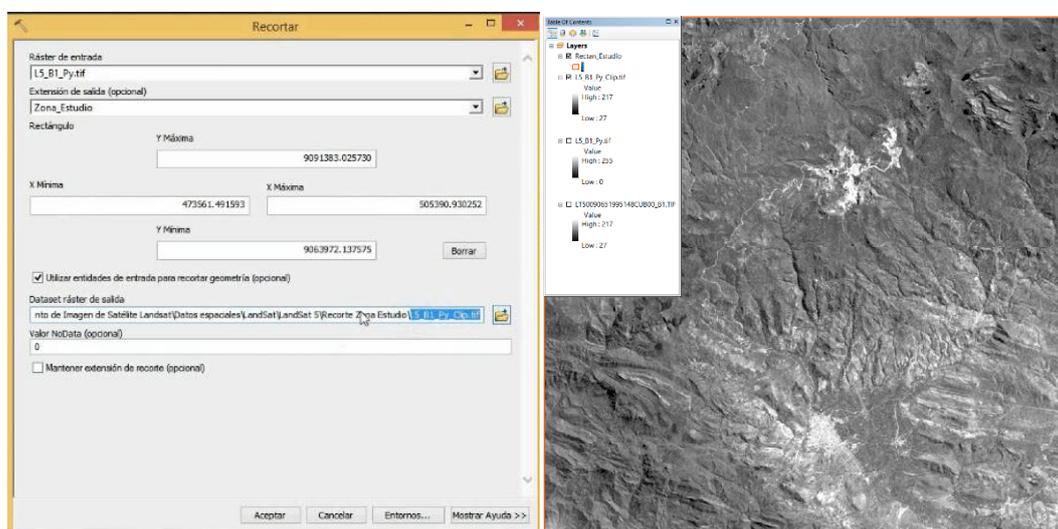


Figura 15: Imagen Landsat 5 TM proyectada y recortada según la zona de estudio.

El segundo paso es recortar la imagen_raster para ubicarnos en la zona de estudio planteado. Activamos data management tool, raster, luego raster processing y clip; abrimos la ventana recortar, en raster de entrada jalamos L5_B1_Py.tif (imagen proyectada); luego en extensión de salida introducimos la zona_estudio (polígono); activamos el recuadro de recorte; creamos la carpeta recorte y en dataset raster de salida damos la extensión L5_B1_Clip.tif., para que las bandas recortadas en el formato tif queden almacenados en la carpeta creada (figura, 15).

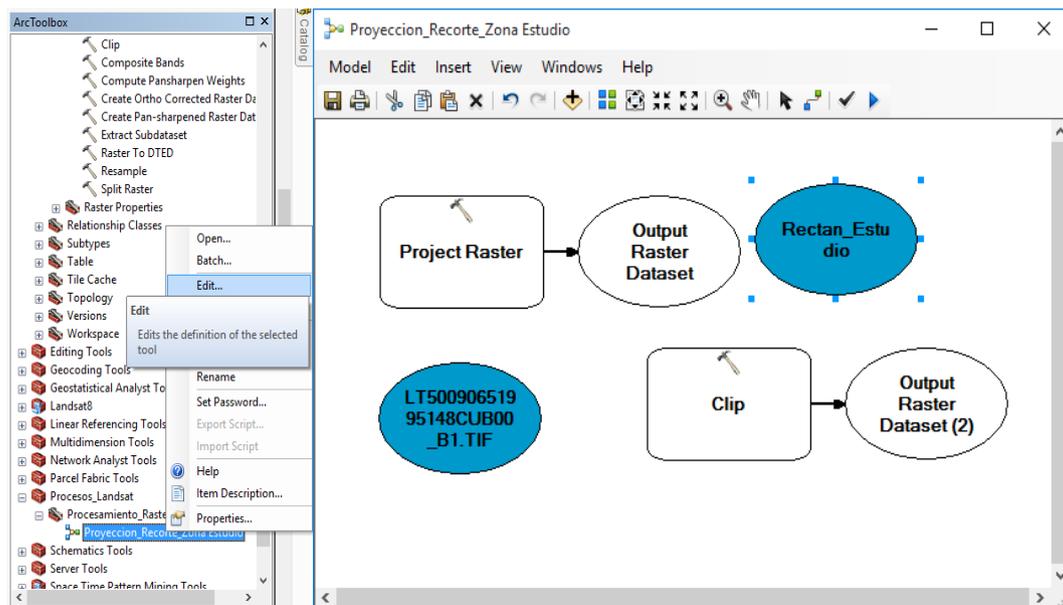


Figura 16: Edición de procesos Project Raster y Clip en Model Builder ArcGIS 10.3.

Culminado el proceso de proyección y recorte de la imagen Landsat; pasamos a otro proceso, el desarrollo de model builder en ArcGIS 10.3 para editar el modelo propuesto (Proyección_Recorte_Zona Estudio) y generar los procesos proyección (Project Raster) y recorte (Clip) de las imágenes multiespectrales (figura 16).

Para mejorar los procesos y hacerlos dinámicos, debido a las diversas bandas que tenemos que proyectar y recortar; en ArcGIS 10.3 se puede utilizar las herramientas de geoprocésamiento para realizar análisis espaciales y para administrar sus datos SIG. Model Builder se utiliza para crear, editar y administrar modelos de geoprocésamiento que automatizan estas herramientas.

Los modelos son flujos de trabajo que encadenan secuencias de herramientas de geoprocésamiento y suministran la salida de una herramienta a otra herramienta como entrada. Model builder también se puede considerar un lenguaje de programación visual para crear flujos de trabajo (ArcGIS Pro, 2017).

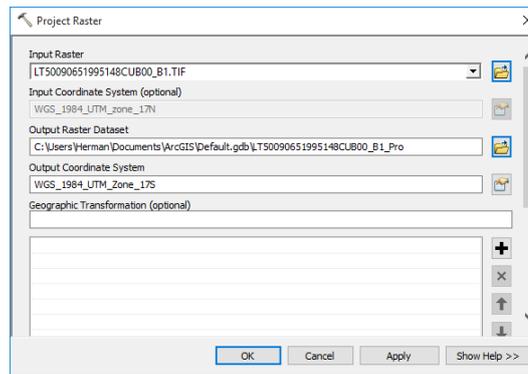


Figura 17: Ventana de proyección de la imagen de la banda1.

En el recuadro de Project Raster (hacemos doble clic) y se abre la ventana respectiva. Ver figura 17, en Input Raster agregamos la banda 1 de Landsat 5 TM para su proyección (LT50090651995148CUB00_B1.TIF) respectiva.

Se evidencia en el cuadro que no se dio la ruta, Output Raster Dataset (no creamos carpeta) y aceptamos. Creamos la variable del parámetro sistema de coordenadas de salida (Make Variable, From Parameter y Output Coordinate System), ver figura 18.

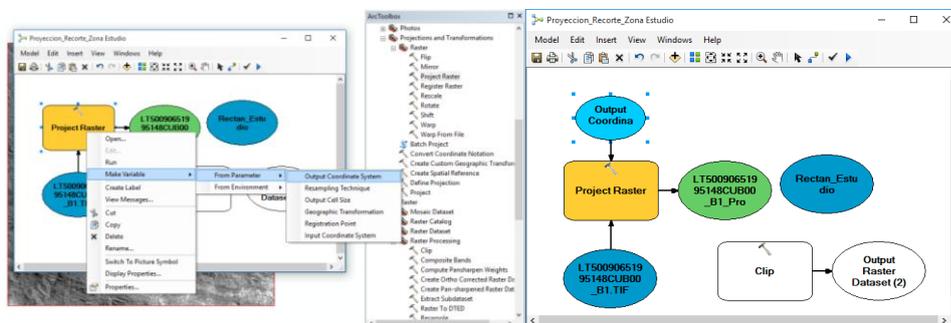


Figura 18: Ventana del proceso de creación de variable, parámetro y salida de coordenadas.

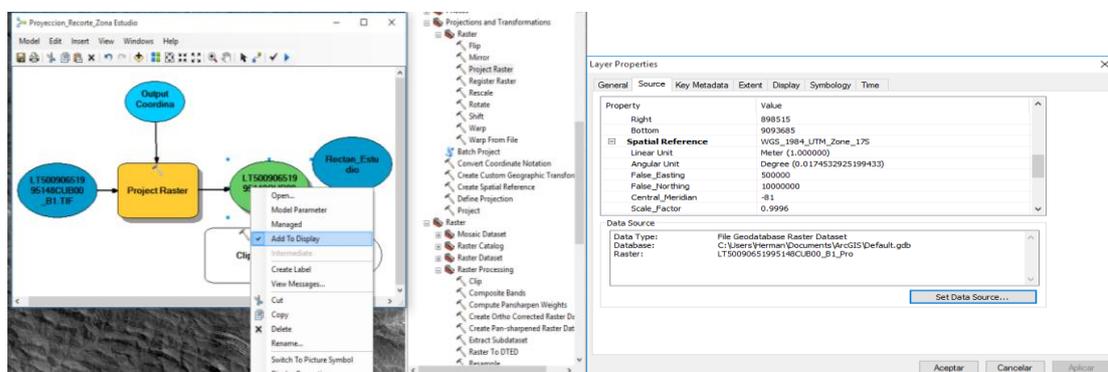


Figura 19. Activación de Add To Display y ubicación de la imagen en la zona S17 (Layer Properties)

Simulamos el proceso, para ver si el programa se ejecuta, esto resultará correcto siempre en cuando la proyección de la imagen queda ubicada en la zona respectiva.

Verificaremos si la imagen está proyectada en la zona S17, para lo cual procederemos activando Add to Display y verificamos si se cumplen con las propiedades (figura, 19).

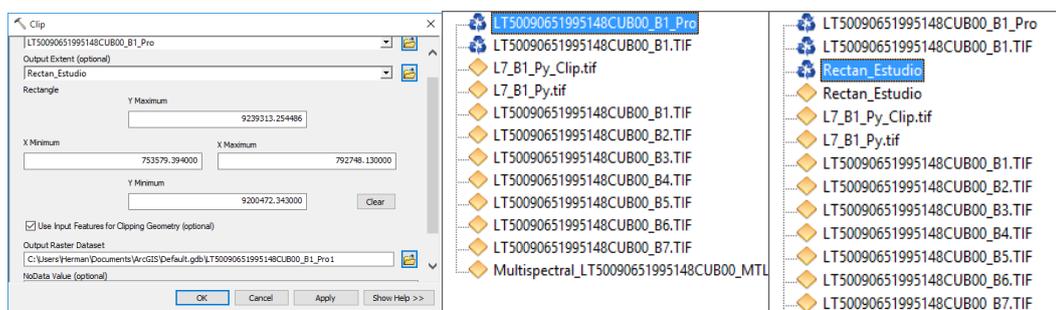


Figura 20: En la ventana Clip se agrega los archivos de la imagen proyectada y el rectángulo de estudio.

Continuando con el proceso, realizamos la operación de recorte de la imagen Landsat 5TM (banda 1) en la venta Clip. En Output Extent añadimos la imagen proyectada (LT50090651995148CUB00_B1_Pro, en Rectangle (Rectan_Estudio), activamos el recuadro (Use Input Features for Clipping Geometry), Output Raster Dadaset (salida) lo dejamos por default y aceptamos (figura, 20).

Se juntan los procesos. Agregar variable de parámetro Use Imput Features Clipping Geometry, agregamos los parámetros (P). Desactivamos Add To Dispaly para que no se visualice la imagen de proyección en Tool Of Contents, Luego activamos para que se visualice el recorte (Add To Display), figura 21.

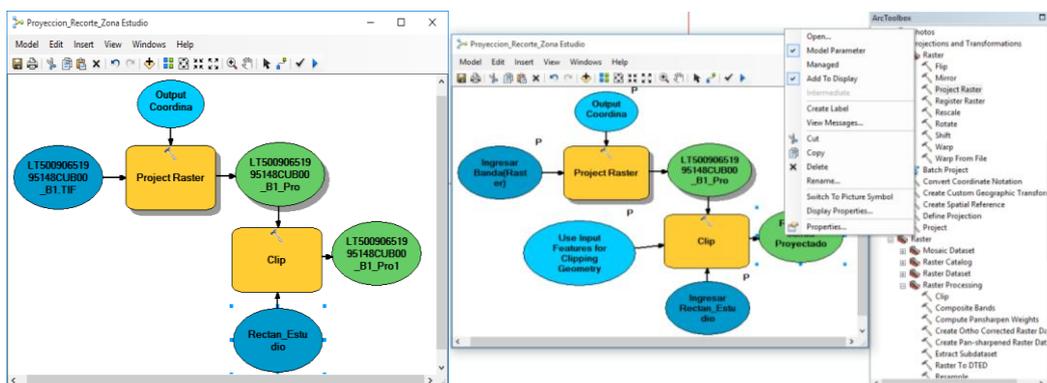


Figura 21. Procesos juntos, desactivación de la proyección y activación del recorte (Add to Display) para visualizar la imagen.

Si model builder (Proyección_Recorte_Zona Estudio) está bien desarrollado para ejecutar los procesos de proyección y recorte respectivo, corremos el modelo. Como los procesos se desarrollaron correctamente, aplicaremos el modelo a todas las imágenes de Landsat 5TM, 7 ETM+ y 8 OLI TIRS que pretendemos estudiar.

Corrección Radiométrica.

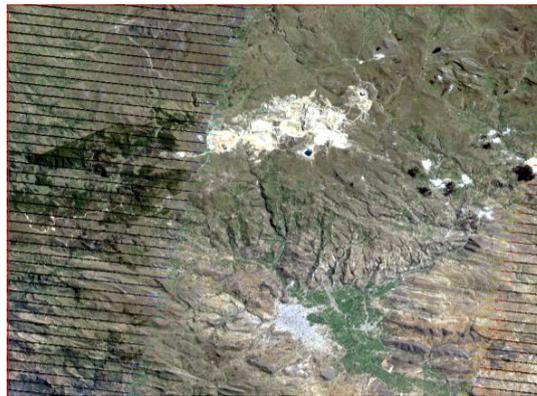


Figura 22. Banda Multiespectral Landsat 7ETM* con franja negra que no contienen datos en los pixeles.

Uno de los problemas encontrados en las imágenes radiométricas del Landsat 7 ETM+ fue cuando uno de sus sensores dejó de funcionar, las imágenes comenzaron a presentar franjas de datos inválidos (gaps) a los costados de la imagen (figura, 22).

Para resolver el problema fue necesario activar un model builder para corregir los valores perdidos en las imágenes del Landsat 7. Seleccionamos la banda a corregir, realizamos un

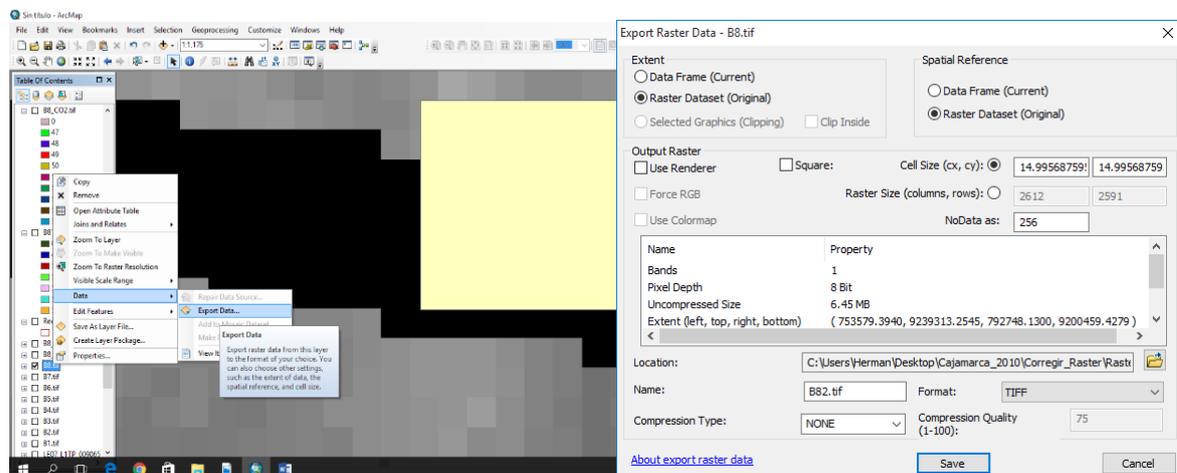


Figura 23. Proceso de exportar datos de la imagen original a los pixeles vacíos (color negro).

De la zona delimitada (pixeles de 7x7) añadimos los puntos medios a los pixeles empleando Arc Toolbox, From Raster, Raster to Point (figura, 23). También se puede observar que los pixeles 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 y 43 solo contenían información (figura, 24). Estas celdas fueron etiquetadas como GRID_CODE, que se encuentra en Layer Properties, para poder observar cómo funcionan los procesos de Gapfill.

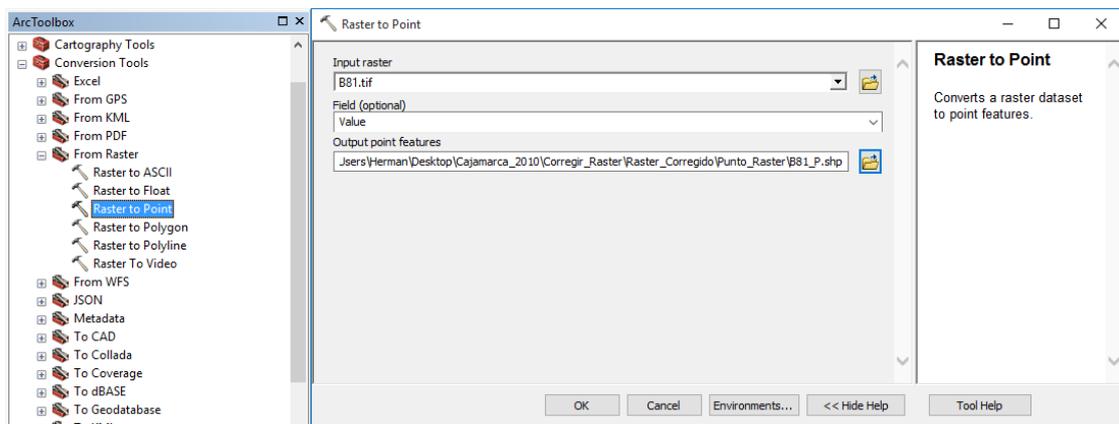


Figura 24. Proceso de incorporar puntos medios a los pixeles y codificarlos para su respectivo proceso de corrección.

Empleamos model builder para el proceso gapfill y desarrollamos los subprocessos: con Conditional, Set Null eliminamos las celdas que no contienen valores (negras); finalmente usamos Neighborhood, Filter para que con un promedio de celdas vecinas se llenan los espacios vacíos (figura, 25).

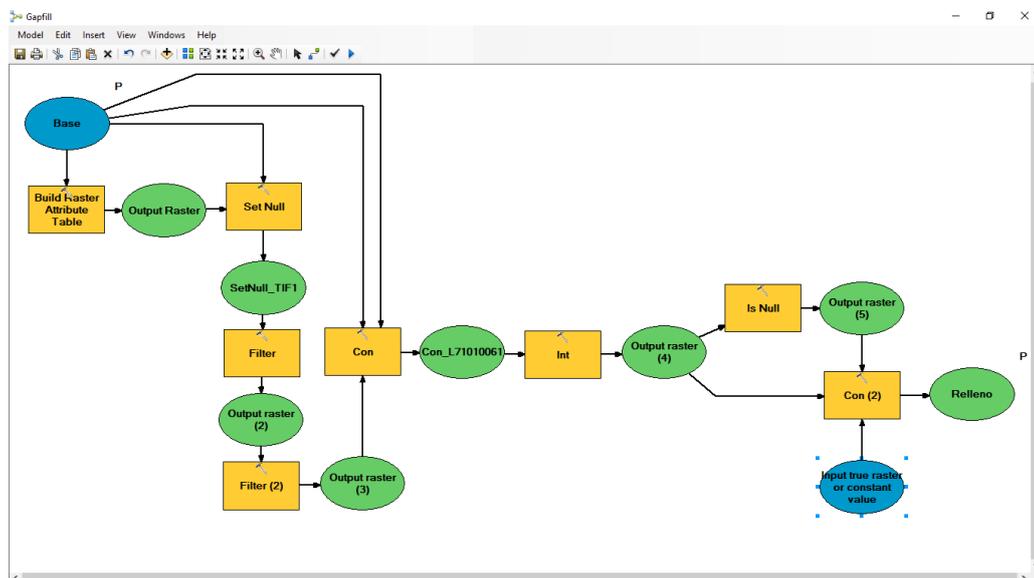


Figura 25. Gaps de Model Builder que permite corregir las celdas vacías.

Al aplicar gapfill a la imagen 2 se genera la imagen corregida 3, está imagen aun contiene celdas nulas por lo que nuevamente se aplicó el modelo Gapfill, finalmente se originó la imagen 4 en la que todas las celdas están codificadas, por lo tanto: está corregida con la información pertinente (figura, 26).

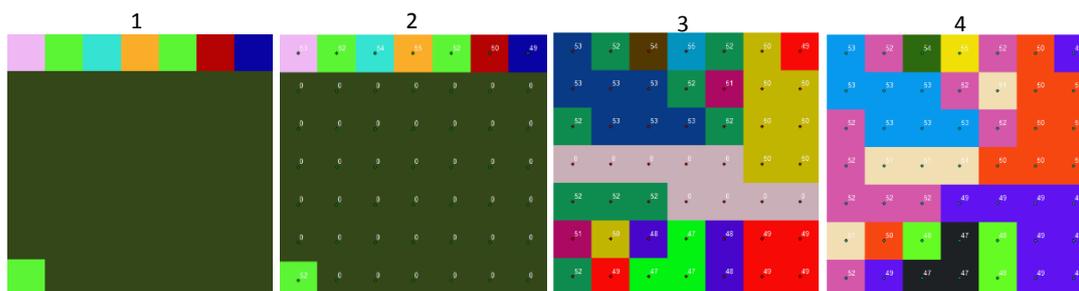


Figura 26: Procesos del Gaps que permite corregir las celdas vacías. (1) es la imagen proyectada y recortada; (2) celdas codificadas; (3) imagen corregida, pero con defectos; (4) las celdas se encuentran corregidas con información heredadas.

Este proceso de corrección de imágenes se aplicó a las bandas de Landsat 7ETM+ previamente proyectadas y cortadas, para luego convertir de nivel digital (ND) a radiancia. Para convertir los valores digitales (ND) de la imagen a la magnitud física de radiancia es imprescindible realizar la corrección radiométrica, puesto que las imágenes presentan diferentes características como: ángulos, fechas, tipo de sensor y otros.

Tabla 9. Datos de entrada de las radiancias espectrales máxima y mínima Landsat 5 TM

GROUP = MIN_MAX_RADIANCE	
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_1	= 193.000
RADIANCE_MINIMUM_BAND_1	= -1.520
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_2	= 365.000
RADIANCE_MINIMUM_BAND_2	= -2.840
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_3	= 264.000
RADIANCE_MINIMUM_BAND_3	= -1.170
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_4	= 221.000
RADIANCE_MINIMUM_BAND_4	= -1.510
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_5	= 30.200
RADIANCE_MINIMUM_BAND_5	= -0.370
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_6	= 15.303
RADIANCE_MINIMUM_BAND_6	= 1.238
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_7	= 16.500
RADIANCE_MINIMUM_BAND_7	= -0.150

Datos obtenidos de METADATA_FILE de la imagen adquirida 1995-05-28

Tabla 10. Datos de entrada de las radiancias espectrales máxima y mínima Landsat 7 ETM+.

GROUP = MIN_MAX_RADIANCE	
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_1	= 293.700
RADIANCE_MINIMUM_BAND_1	= -6.200
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_2	= 300.900
RADIANCE_MINIMUM_BAND_2	= -6.400
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_3	= 234.400
RADIANCE_MINIMUM_BAND_3	= -5.000
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_4	= 241.100
RADIANCE_MINIMUM_BAND_4	= -5.100
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_5	= 47.570
RADIANCE_MINIMUM_BAND_5	= -1.000
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_6_VCID_1	= 17.040
RADIANCE_MINIMUM_BAND_6_VCID_1	= 0.000
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_6_VCID_2	= 12.650
RADIANCE_MINIMUM_BAND_6_VCID_2	= 3.200
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_7	= 16.540
RADIANCE_MINIMUM_BAND_7	= -0.350
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_8	= 243.100
RADIANCE_MINIMUM_BAND_8	= -4.700

Datos obtenidos de METADATA_FILE de la imagen adquirida 2009-07-29
Tabla 11. Datos de entrada de las radiancias espectrales máxima y mínima Landsat 8 OLI_TIRS.

GROUP = MIN_MAX_RADIANCE	
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_1	= 735.56635
RADIANCE_MINIMUM_BAND_1	= -60.74331
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_2	= 753.22888
RADIANCE_MINIMUM_BAND_2	= -62.20189
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_3	= 694.09399
RADIANCE_MINIMUM_BAND_3	= -57.31851
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_4	= 585.29913
RADIANCE_MINIMUM_BAND_4	= -48.33419
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_5	= 358.17389
RADIANCE_MINIMUM_BAND_5	= -29.57812
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_6	= 89.07459
RADIANCE_MINIMUM_BAND_6	= -7.35581
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_7	= 30.02291
RADIANCE_MINIMUM_BAND_7	= -2.47930
RADIANCE_MAXIMUM_BAND_8	= 662.39758
RADIANCE_MINIMUM_BAND_8	= -54.70101

Datos obtenidos de METADATA_FILE de la imagen adquirida 2018-01-03
Radiancia, entendiéndose como la conversión de valores digitales a magnitudes físicas para lo cual se realizó el siguiente proceso. Teniendo en cuenta el método de escalamiento de la radiancia espectral y considerando la ecuación (2):

Creamos un nuevo modelo para convertir ND_Radiancia. Agregar New Toolset, New Model, renombramos como Herman_Radiancia; editamos (edit), creamos las variables Lmax_Banda_x, Lmin_Banda_x, designamos el tipo de variable (Double); ingresamos como variable la banda1 (L5_B1_Py_Clip.tif), haciendo doble clic en la nueva variable abrimos la ventana y borramos lo que indica; hacemos doble clic en Raster Calculator para introducir la fórmula que realiza la transformación ND_Radiancia.

$$L_{\text{roa}} = \left(\frac{\text{float}(\% \text{LMAX_Banda_X\%}) - \text{float}(\% \text{LMIN_Banda_X\%})}{254} \right) * (\% \text{Ingresar la banda ND\%} - 1) + \text{float}(\% \text{LMIN_Banda_X\%})$$

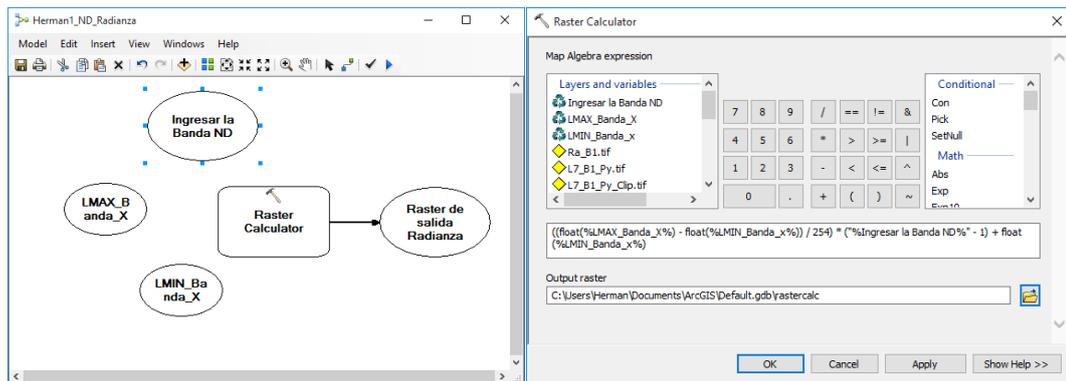


Figura 27: Procesos de asignación de parámetros a las variables y Raster se imprima en la pantalla de objetos

Agregamos los parámetros a las variables y hacemos que Raster salga en el campo de objetos.

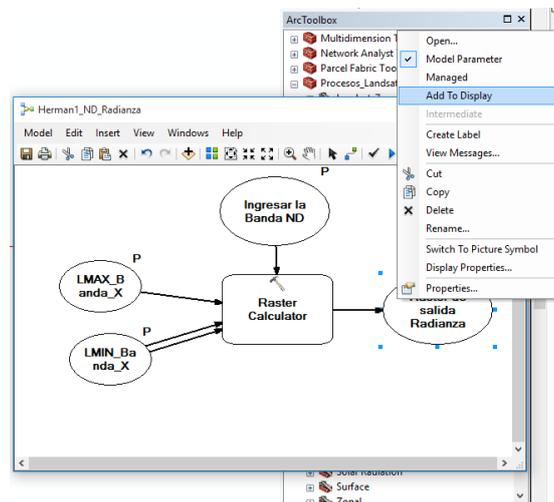


Figura 28. Proceso de parámetros activados se visualice en Table Of Contents.

Guardamos la edición, cerramos y nos dirigimos al modelo creado (herman_Radiancia).

Abrimos el modelo ingresamos la banda, Lmax y Lmin (Tabla 5) y finalmente el Raster de Salida Radiancia se deja por Default.

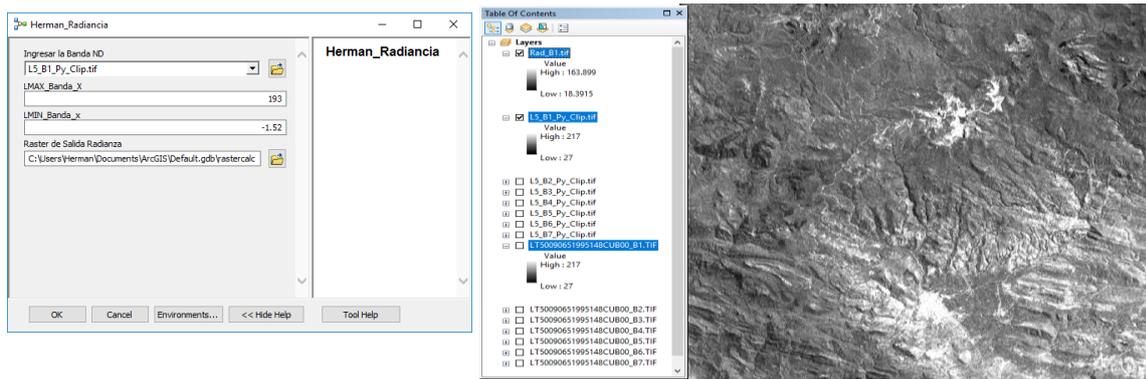


Figura 29. Proceso de visualización en la tabla de contenidos de la banda proyectada, la recortada (ND) y la Radiancia.

En la tabla de contenidos se observa la banda original, proyectada y cortada (ND) y la radiancia (Rad_B1) el valor, en esta última ha variado por la corrección respectiva (figura 29).

Proceso para determinar la reflectancia. Para Landsat 5TM y Landsat 7ETM+

Calcularemos la reflectancia al tope de la atmósfera (indica la relación existente entre la energía incidente y la reflejada), para lo cual usamos la formula (6) y las tablas correspondientes:

Desarrollamos Model Builder, New Toolset (Landsat7), New Model (Herman_Reflectancia) ingresando en Raster Calculator la formula con corrección angular.

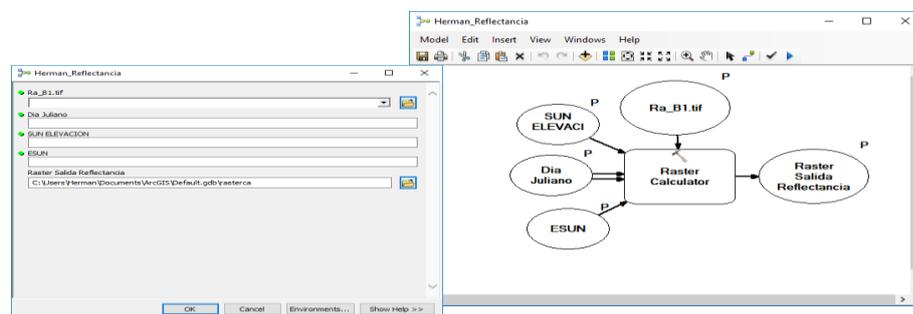


Figura 30. Proceso para convertir la Radiancia a Reflectancia al tope de la atmósfera.

$$\rho(\lambda) = \frac{(3.1416 * (\% Ra_B1.tif \%)) * (1 + 0.01674 * (\sin(2 * 3.1416 * (\text{float}(\% DiaJuliano\%) - 93.5) / 365)))) * (1 + (0.01674 * (\sin(2 * 3.1416 * (\text{float}(\% DiaJuliano\%) - 93.5) / 365))))}{((\text{float}(\% ESUN\%)) * (\sin(\text{float}(\% SUNELEVACION\%) * 3.1416 / 180))}$$

El proceso de corrección de la radiancia, teniendo en cuenta la radiación solar, elevación solar y el día Juliano y encontrar la reflectancia. Visualización de la variación de los valores de la imagen original, proyección y recorte, radiancia y reflectancia (figura 31).

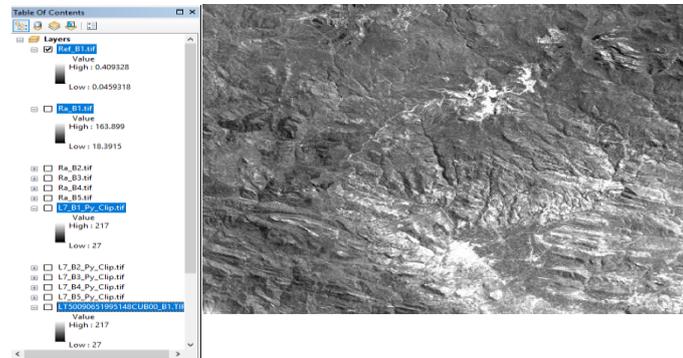


Figura 31. Proceso de visualización en la tabla de contenidos de la Radiancia a reflectancia.

Radiancia y Reflectancia. Para Landsat 8 OLI-TIRS

Radiancia en el techo de la Atmósfera (TOA)

Los datos de las bandas del sensor TIRS y OLI están derivados en 16 bits en formato no cifrado y pueden ser reescalados a los valores de reflectancia y o radiancia en el techo de la atmosfera TOA, usando para ello los coeficientes radiométricos provistos en el archivo de metadato MTL.txt (Ariza, 2013, p.36).

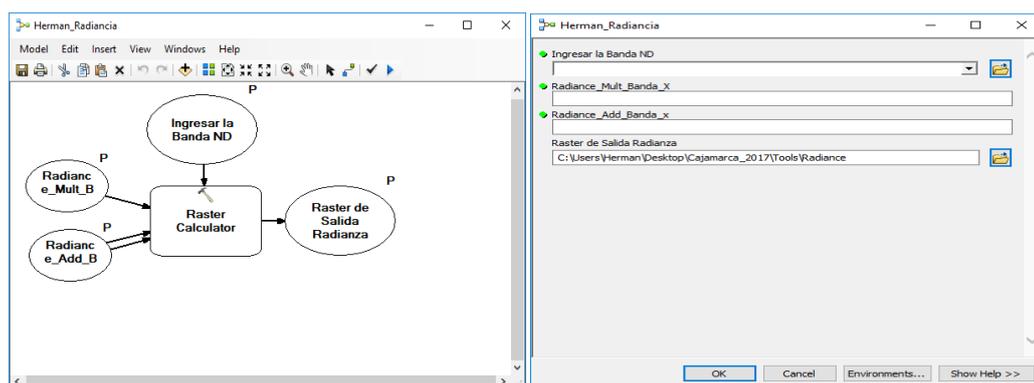


Figura 32. Proceso de conversión de la banda proyectada, la recortada (ND) a Radiancia.

El modelo presentado se empleó la ecuación (7) y adaptó a las características del Model Builder, New Toolset (Landsat8), New Model (Herman_Radiancia) ingresando en Raster Calculator la siguiente formula (figura, 32).

$$L_2 = (\text{float}(\%Radiancia_Mult_Banda_X\%)) * (\%IngresarlabandaND\%) + (\text{float}(\%Radiancia_Add_Banda_X\%))$$

Model Builder para convertir la banda proyectada y recortada a radiancia, teniendo en cuenta los datos de Radiancia_Mult_Band_x y Radiancia_Add_Band_x

Tabla 12. Datos de entrada de las radiancias Mult_Dand_x y Add_Band_x Landsat 8 OLI_TIRS.

GROUP = RADIOMETRIC_RESCALING	
RADIANCE_MULT_BAND_1	= 1.2151E-02
RADIANCE_MULT_BAND_2	= 1.2443E-02
RADIANCE_MULT_BAND_3	= 1.1466E-02
RADIANCE_MULT_BAND_4	= 9.6688E-03
RADIANCE_MULT_BAND_5	= 5.9168E-03
RADIANCE_MULT_BAND_6	= 1.4715E-03
RADIANCE_MULT_BAND_7	= 4.9596E-04
RADIANCE_MULT_BAND_8	= 1.0942E-02
RADIANCE_MULT_BAND_9	= 2.3124E-03
RADIANCE_MULT_BAND_10	= 3.3420E-04
RADIANCE_MULT_BAND_11	= 3.3420E-04
RADIANCE_ADD_BAND_1	= -60.75546
RADIANCE_ADD_BAND_2	= -62.21433
RADIANCE_ADD_BAND_3	= -57.32997
RADIANCE_ADD_BAND_4	= -48.34386
RADIANCE_ADD_BAND_5	= -29.58403
RADIANCE_ADD_BAND_6	= -7.35728
RADIANCE_ADD_BAND_7	= -2.47980
RADIANCE_ADD_BAND_8	= -54.71195
RADIANCE_ADD_BAND_9	= -11.56211
RADIANCE_ADD_BAND_10	= 0.10000
RADIANCE_ADD_BAND_11	= 0.10000

Datos obtenidos de METADATA_FILE de la imagen adquirida 2018-01-03

Reflectancia TOA con Corrección Angular

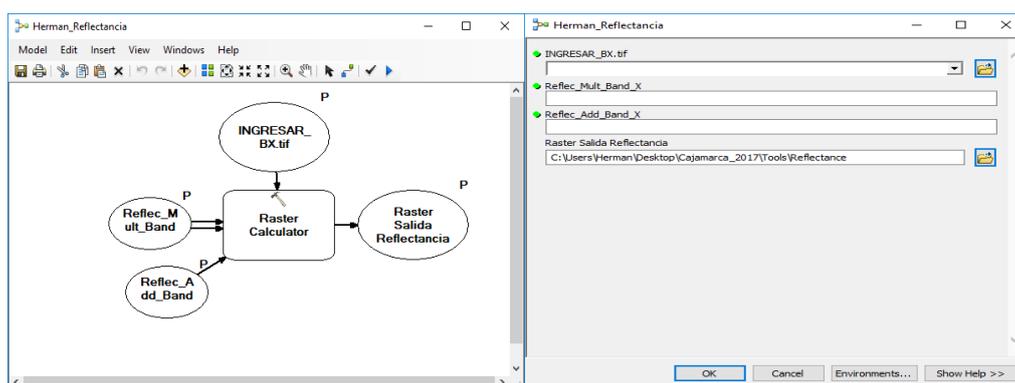


Figura 33. Proceso de conversión de radiancia a reflectancia de una imagen Landsat 8

“Para más exactitud en el cálculo de la reflectancia, por píxel ángulo solar puede ser usando el ángulo solar del centro de la escena, pero por píxel el ángulo zenith solar no son suministrados con los productos Landsat 8” (Ariza, 2013, p.41).

Para el siguiente proceso se aplicó la fórmula (7) y desarrollamos el Model Builder, New Toolset (Landsat8), New Model (Herman_Reflectancia) ingresando en Raster Calculator la fórmula con corrección angular.

$$L_{\lambda} = (\text{float}(\% \text{ Reflectance_Mult_Banda_X\%})) * (\% \text{ IngresarlabandaND\%}) + (\text{float}(\% \text{ Reflectance_Add_Banda_X\%}))$$

Model Builder para convertir la radiancia a reflectancia, teniendo en cuenta los datos de Reflectance_Mult_Band_x y Reflectance_Add_Band_x

Tabla 13. Datos de entrada de las reflectancias Mult_Dand_x y Add_Band_x Landsat 8

GROUP = RADIOMETRIC_RESCALING	
REFLECTANCE_MULT_BAND_1	= 2.0000E-05
REFLECTANCE_MULT_BAND_2	= 2.0000E-05
REFLECTANCE_MULT_BAND_3	= 2.0000E-05
REFLECTANCE_MULT_BAND_4	= 2.0000E-05
REFLECTANCE_MULT_BAND_5	= 2.0000E-05
REFLECTANCE_MULT_BAND_6	= 2.0000E-05
REFLECTANCE_MULT_BAND_7	= 2.0000E-05
REFLECTANCE_MULT_BAND_8	= 2.0000E-05
REFLECTANCE_MULT_BAND_9	= 2.0000E-05
REFLECTANCE_ADD_BAND_1	= -0.100000
REFLECTANCE_ADD_BAND_2	= -0.100000
REFLECTANCE_ADD_BAND_3	= -0.100000
REFLECTANCE_ADD_BAND_4	= -0.100000
REFLECTANCE_ADD_BAND_5	= -0.100000
REFLECTANCE_ADD_BAND_6	= -0.100000
REFLECTANCE_ADD_BAND_7	= -0.100000
REFLECTANCE_ADD_BAND_8	= -0.100000
REFLECTANCE_ADD_BAND_9	= -0.100000

Datos obtenidos de METADATA_FILE de la imagen adquirida 2018-01-03.

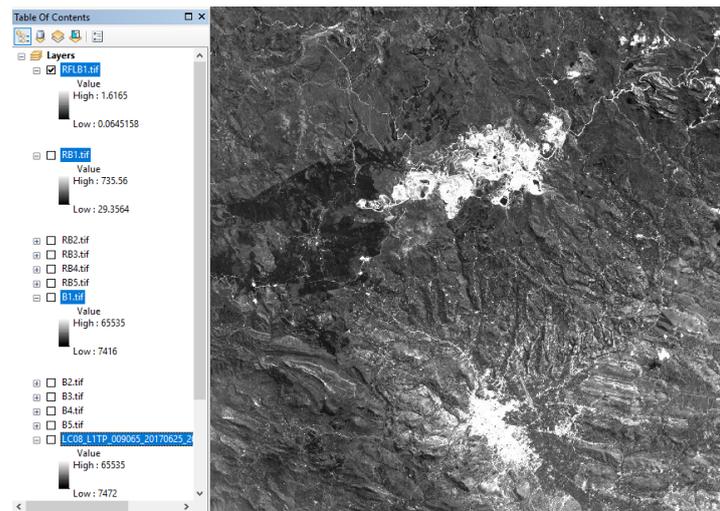


Figura 34. Proceso de visualización en la tabla de contenidos de la banda proyectada, recortada y la Reflectancia.

Proceso de conversión de banda proyectada y recortada a reflectancia de una imagen

Landsat 8 OLI (Figura 34).

Índices de Vegetación

Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI).

Este índice es derivado del contraste entre la máxima absorción en el rojo, debido a los pigmentos de la clorofila y la máxima reflexión en el infrarrojo-cercano causado por la densa vegetación verde (Rouse et al, 1974). El NDVI en las imágenes del Landsat 5 TM y Landsat 7 ETM+ los valores corresponden a las bandas 3 (R) y 4 (NIR); pero en las imágenes Landsat 8 OLI están representadas por las bandas 4 (R) y 5 (NIR) respectivamente y la formula (3).

$$NDVI_{(Landsat5TM-7ETM+)} = \frac{B_4 - B_3}{B_4 + B_3} \quad (9)$$

$$NDVI_{(Landsat8OLI)} = \frac{B_5 - B_4}{B_5 + B_4} \quad (10)$$

Para trabajar con el índice nos desplazamos en Arc Toolbox, Spatial Analyst Tools, Map Algebra y Raster Calculator; abrimos la ventana respectiva para procesar las bandas mencionadas para las imágenes landsat.

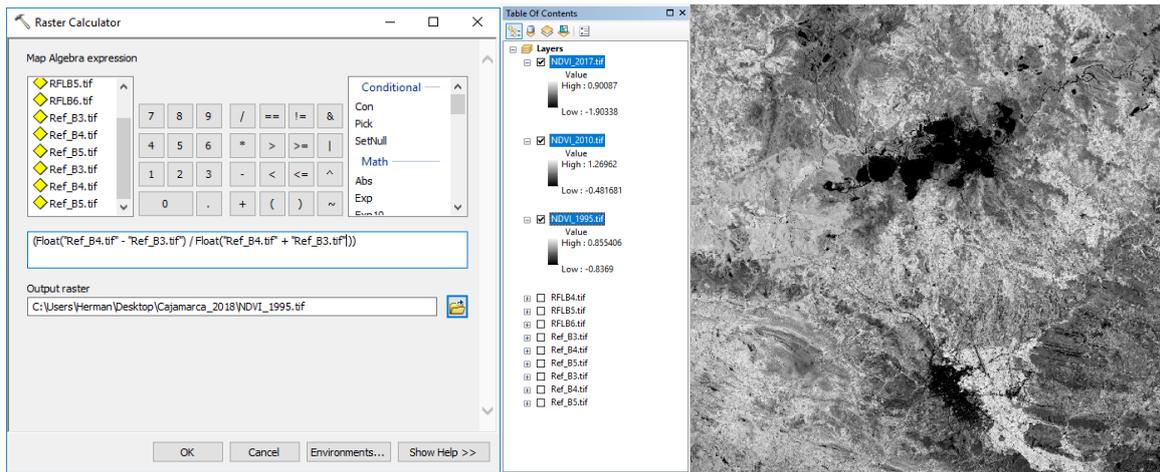


Figura 35: Proceso de conversión Reflectancia al Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada NDVI una imagen.

En el proceso se muestra el índice de vegetación diferencial normalizada (NDVI) empleando el algoritmo y la Banda 3 y 4 para las imágenes de Landsat 5 y Landsat 7 (figura,35).

Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI)

El SAVI depende de la densidad de la vegetación por lo que es necesario conocer el periodo vegetativo del cultivo. El parámetro L para densidades intermedias, para el caso de imágenes satelitales se toma $L = 1$, en nuestro caso emplearemos $L = 0.5$ para realizar la corrección del efecto del suelo en el índice NDVI (Huete, 1988).

El SAVI en las imágenes del Landsat 5 TM y Landsat 7 ETM+ los valores corresponden a las bandas 3 (R) y 4 (NIR); pero en las imágenes Landsat 8 OLI están representadas por las bandas 4 (R) y 5 (NIR) respectivamente y formula (4).

$$SAVI_{(Landsat5TM-7ETM+)} = \frac{B_4 - B_3}{B_4 + B_3 + 0,5} (1+0,5) \quad (11)$$

$$SAVI_{(Landsat8OLI)} = \frac{B_5 - B_4}{B_5 + B_4 + 0,5} (1+0,5) \quad (12)$$

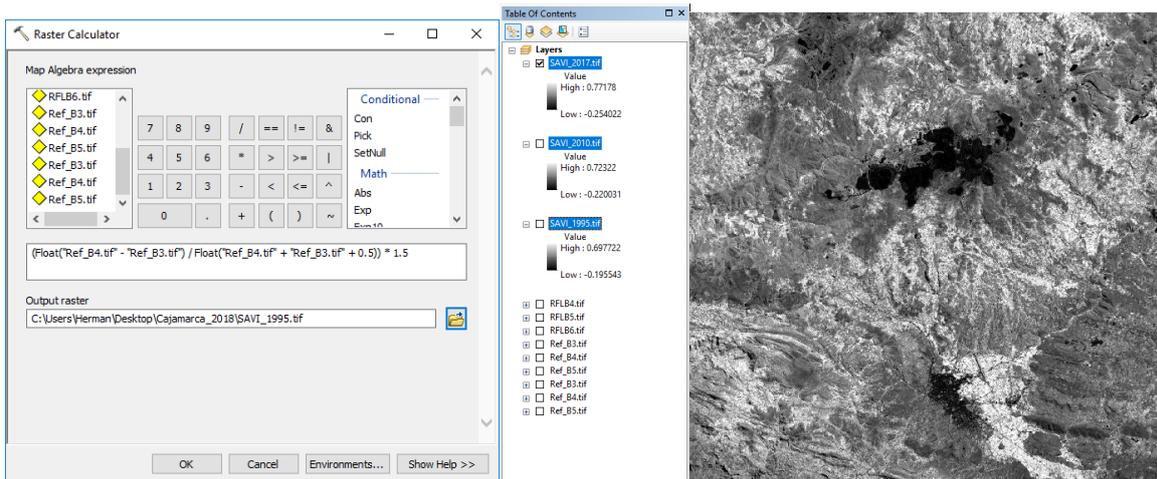


Figura 36. Proceso de conversión reflectancia al índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI) en una imagen.

En el proceso se muestra el índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI) empleando el algoritmo y la banda 3 y 4 para las imágenes de Landsat 5 y Landsat 7 (figura, 36).

Índice de estrés hídrico (MSI).

El MSI en las imágenes del Landsat 5 TM y 7 ETM+ los valores corresponden a las bandas 4 (NIR) y 5 (SWIR); pero en las imágenes Landsat 8 OLI están representadas por las bandas 5 (NIR) y 6 (SWIR) respectivamente y formula (5).

$$MSI_{(Landsat5TM-7ETM+)} = \frac{B_4 - B_5}{B_4 + B_5} \tag{13}$$

$$MSI_{(Landsat8OLI)} = \frac{B_5 - B_6}{B_5 + B_6} \tag{14}$$

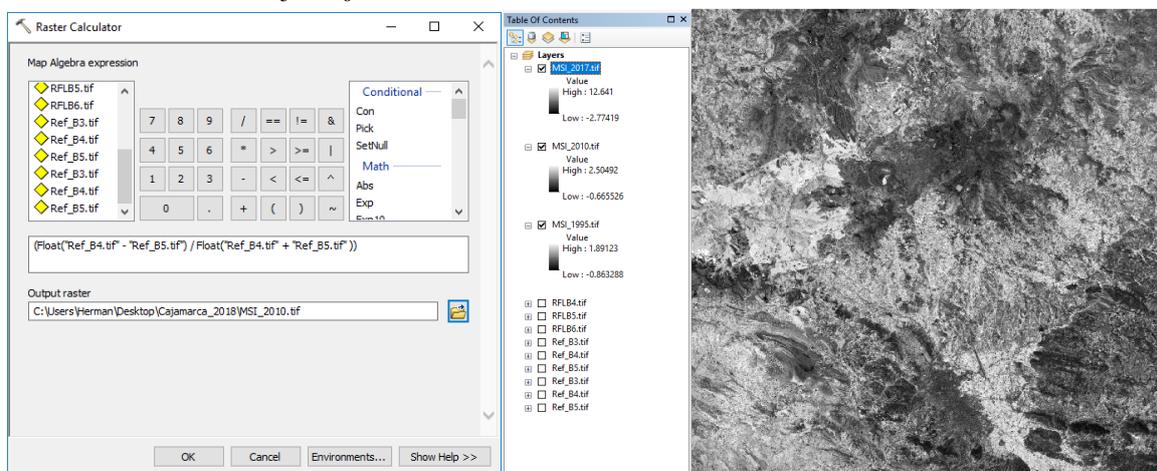


Figura 37. Proceso de conversión Reflectancia al Índice de estrés hídrico (MSI) en una imagen.

En el proceso se muestra el índice de estrés hídrico (MSI) empleando el algoritmo y la Banda 4 y 5 para las imágenes de Landsat 5 y 7.

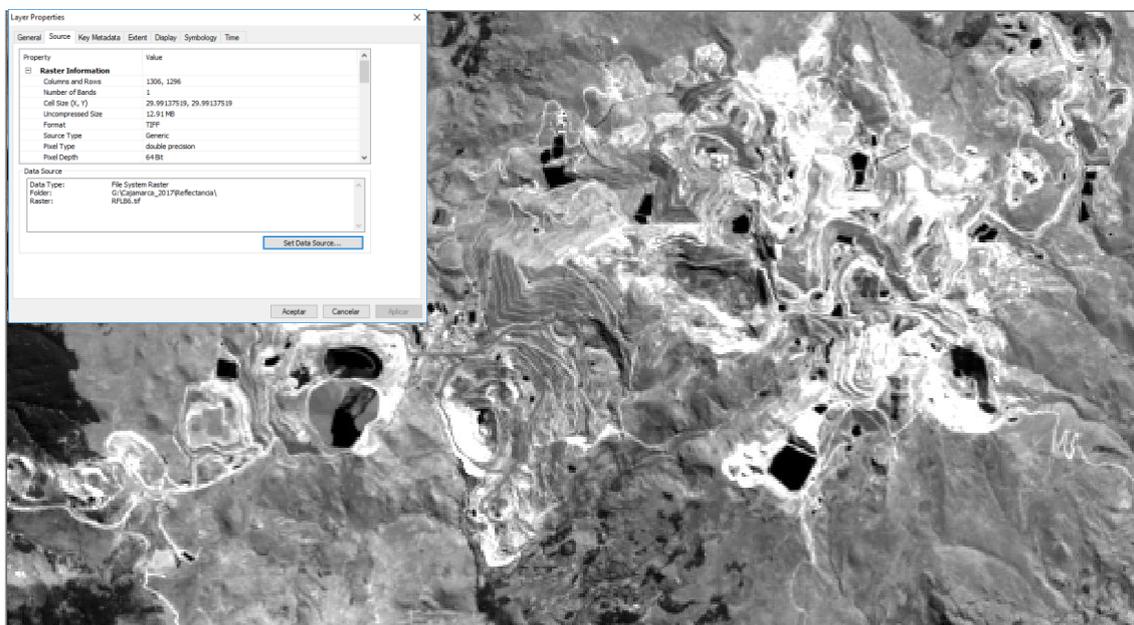


Figura 38. Imagen Landsat de 8 bits que proyecta imágenes de 30 x30 metros.

Los sensores de Landsat 5, 7 y 8 han variado en sus características: como de 8 a 16 bits y de 30 x 30 metros a 15 x 15 metros en la cual se mejora la resolución de las imágenes y esta variación afectarán también a los diversos índices de vegetación (Figura 38-39).

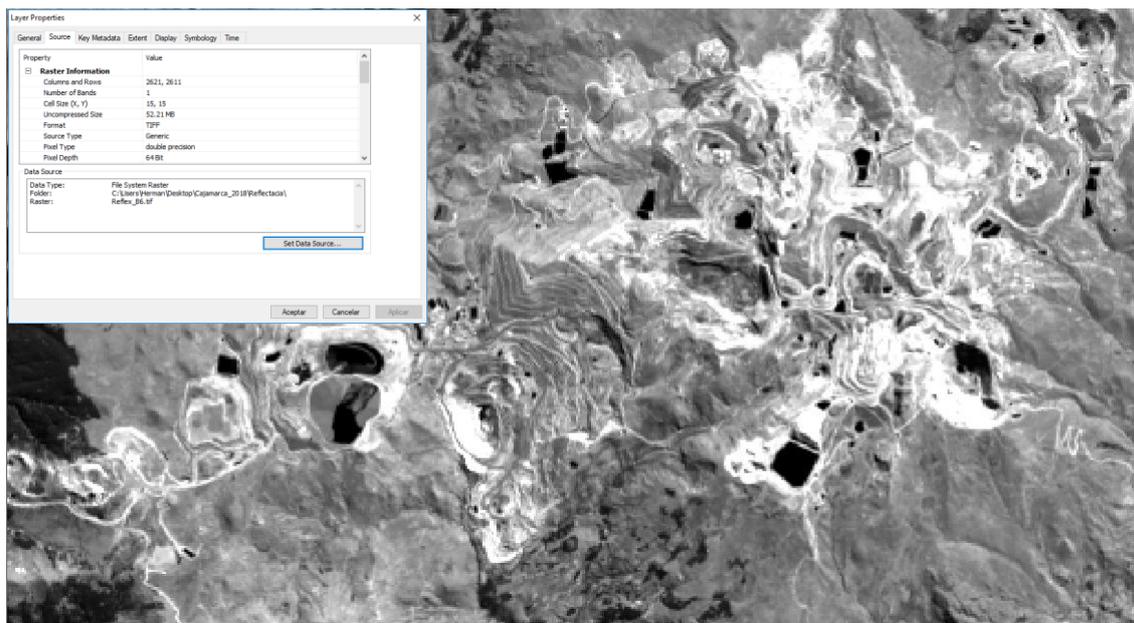


Figura 39. Imagen Landsat de 16 bits que proyecta imágenes de 15 x15 metros.

Evaluación de los índices de vegetación.

Procesadas las imágenes empleando diversas herramientas de Arc Gis 10,3 y determinadas los índices de vegetación provenientes del Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI- TIRS de las tablas generadas por el proceso y las tablas de las características de los distrito seleccionados se interrelaciono estas para generar datos que sean heredados por los distritos de la zona de estudio y generar una base de datos relacionados y se migro a Excel para ser exportado al programa estadístico IBM SPSS Satatistics 25. Las tablas deberían estar caracterizadas por tipo de sensores (Landsat 5TM, 7 ETM+ y 8 OLI-TIRS); también se deberían segmentar de acuerdo con los índices de vegetación (NDVI, SAVI y MSI); y la información obtenida debe estar georreferenciadas en puntos establecidos al azar (50 puntos por distrito a una distancia de separación de 500 metros) figura 40.

En la ventana ArcToolbox en Data Management Tools, Feature Class; Create Random Points; en la ventana desplegada, Output Location (Creamos la carpeta azar_1995), Output Locacation (Creamos la carpeta azar_1995), Output Point Feature Class (Puntos_1995), Constraining Feature Class (Rectángulo de estudio) y Number of Points (250).

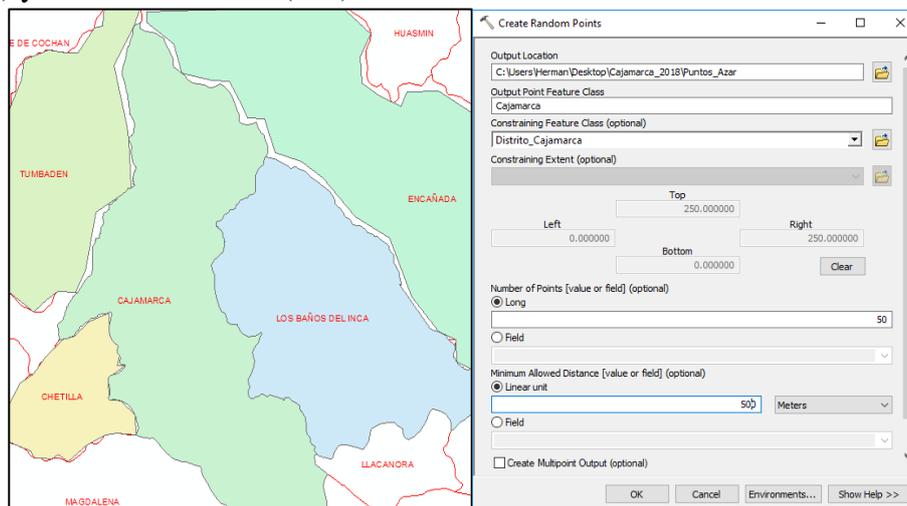


Figura 40. Proceso para determinar los puntos para el muestreo al azar en los distritos de estudio.

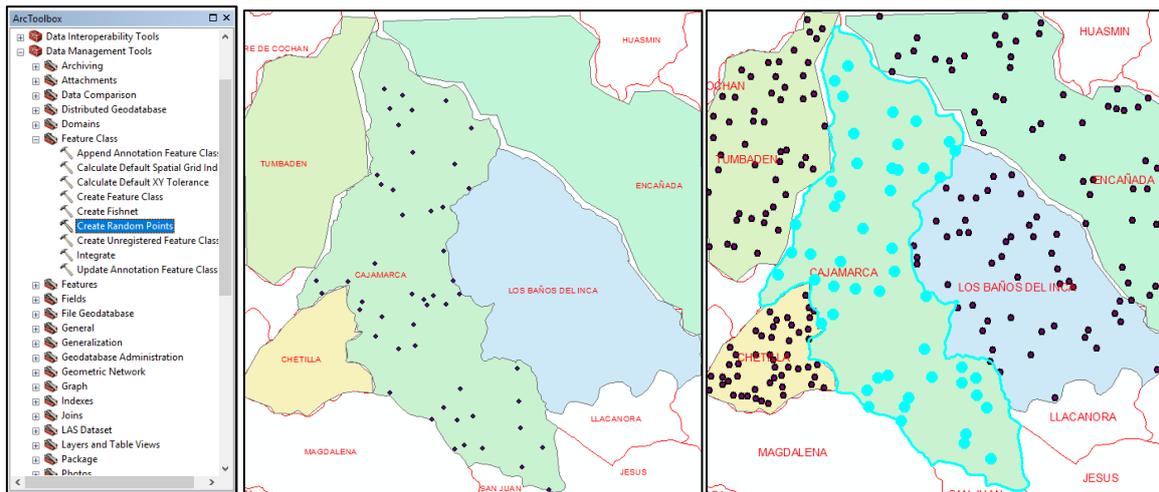


Figura 41. Proceso de puntos generados al azar de 50 puntos por distritos a una distancia de 500 metros.

Culminado el llenado de la ventana se logra obtener los puntos al azar en la imagen para su posterior proceso (figura, 41). El mismo proceso se debe realizar para cada distrito hasta obtener 250 puntos distribuidos al azar.

Los puntos al azar deben estar en el interior de los distritos seleccionados (Baños del Inca, Chetilla, Tumbadem, Encañada y Cajamarca), de tal forma que me permita evaluar e interpretar los datos del MDVI, SAVI y MSI y determinar las características a través del tiempo (Landsat 5TM, 7 ETM+ y 8 OLI). Estos indicadores deben presentar anomalías, puesto que la mayoría de los distritos seleccionados han sido concesionados a empresas mineras, quienes están alterando el ecosistema de los distritos mencionados.

El proceso que sigue es unir todos los puntos (250) para que estas puedan ubicarse en una tabla. En Arc Toolbox, Data Management Tools, General y doble clic en Merge se genera la ventana.

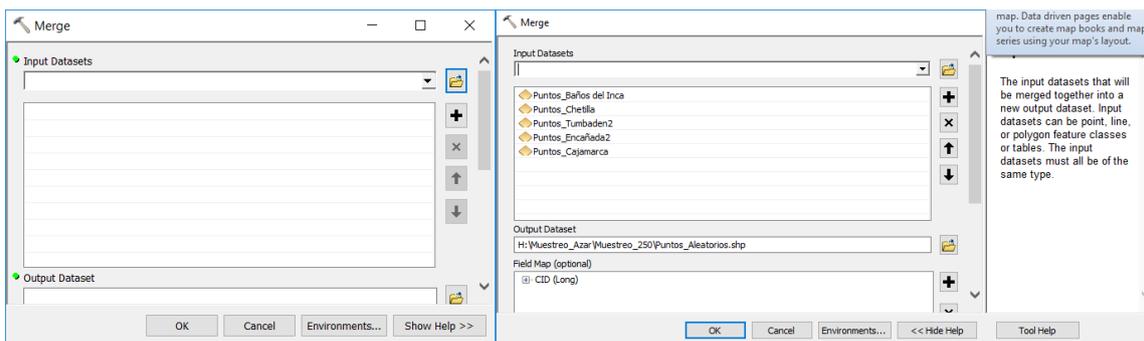


Figura 42. Proceso para generar tablas de los 250 puntos del muestreo al azar en los distritos de estudio.

En Input Datasets hacemos ingresar todos los puntos al azar de los distritos (250), posteriormente generamos la ruta en la que se guardarán los archivos (Output Dataset).

Culminado los procesos, se genera una tabla con 250 puntos a la cual se le debe añadir atributos para poder interrelacionarlas.

Tenemos que adecuar la tabla de acuerdo a ciertas características útiles al momento de procesarlas (georreferenciarlas, codificarlas, etc), es decir iniciaremos generando las coordenadas de los puntos.

A los puntos generados le asignaremos las coordenadas x e y; para lo cual nos dirigimos en Arc Toolbox, Data Management Tools, Features y hacemos doble clic en Add XY Coordinates.

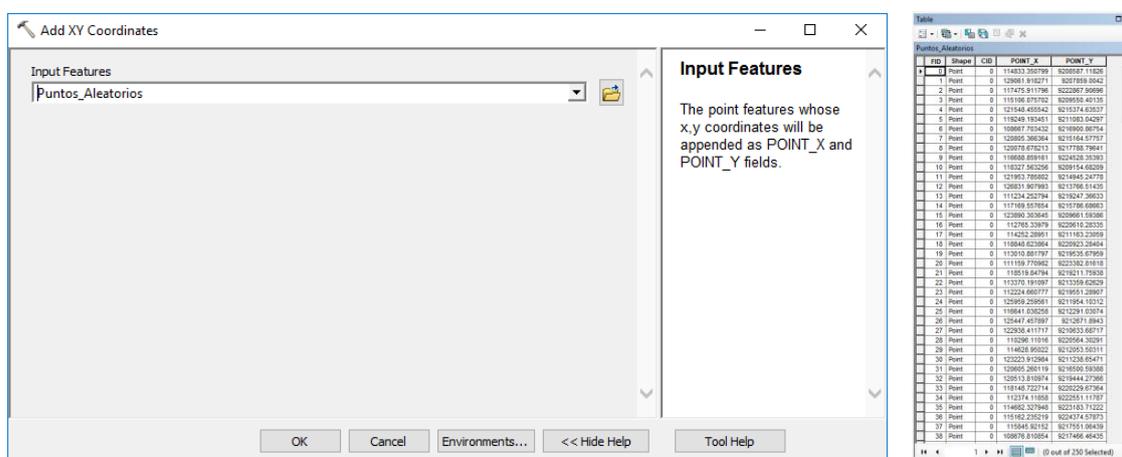


Figura 43. Proceso para asignar coordenadas (x, y) o georreferenciar a los 250 puntos del muestreo al azar en los distritos de estudio.

En Input Fetures, le asignamos los puntos aleatorios que los unimos de los cinco distritos previstos, aceptamos y generamos la tabla:

Luego, codificamos los puntos. Abrimos la tabla en la columna CID hacemos clic derecho, Field Calculator hacemos doble clic en FID y agregamos 1 (0+1, 1+1...) aceptamos y queda codificado los puntos de estudio.

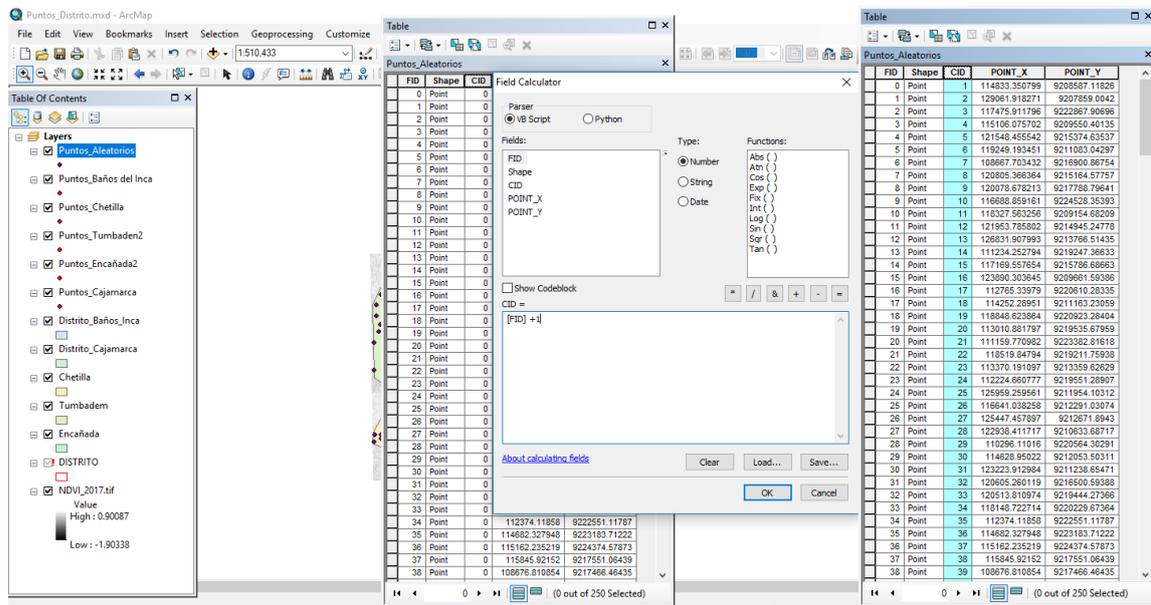


Figura 44. Proceso para codificar las coordenadas (x, y) de los puntos del muestreo al azar en los distritos de estudio.

A la tabla generada debemos agregar el valore del índice de vegetación a cada punto, pero los puntos encontrados son imágenes y no vectores, por tanto, debemos realizar la conversión de los raster (NDVI, SAVI, MSI) a vector (puntos) y estas ingresarán a la tabla.

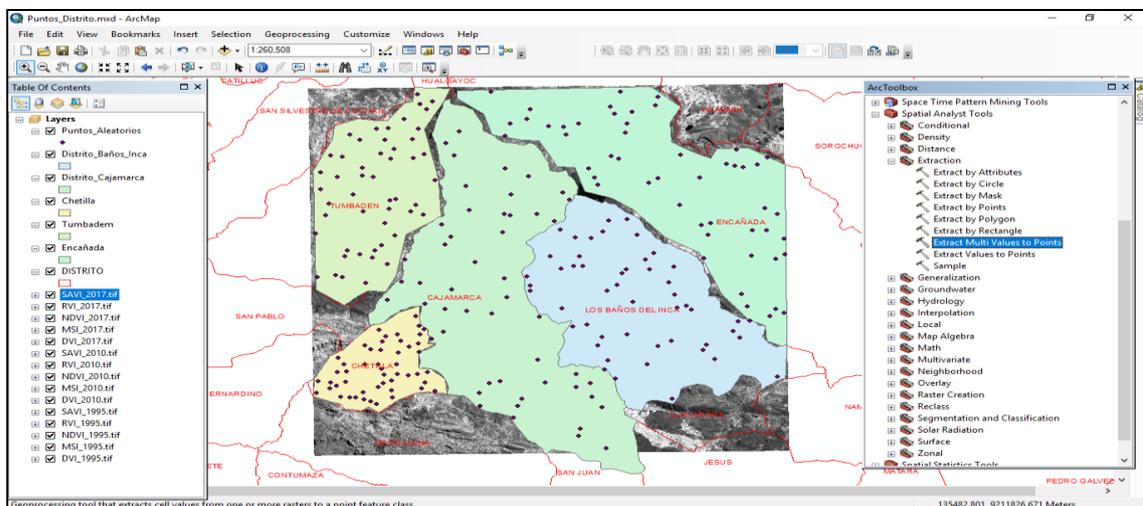


Figura 45. Proceso para migrar los valores de los índices de vegetación en la tabla que contiene las coordenadas (x, y) de los puntos del muestreo. En Arc Toolbox, Spatial Analyst Tools, Extracción y Extract Multi Values to Points, se abre la ventana que contiene todos los índices de vegetación que generamos.

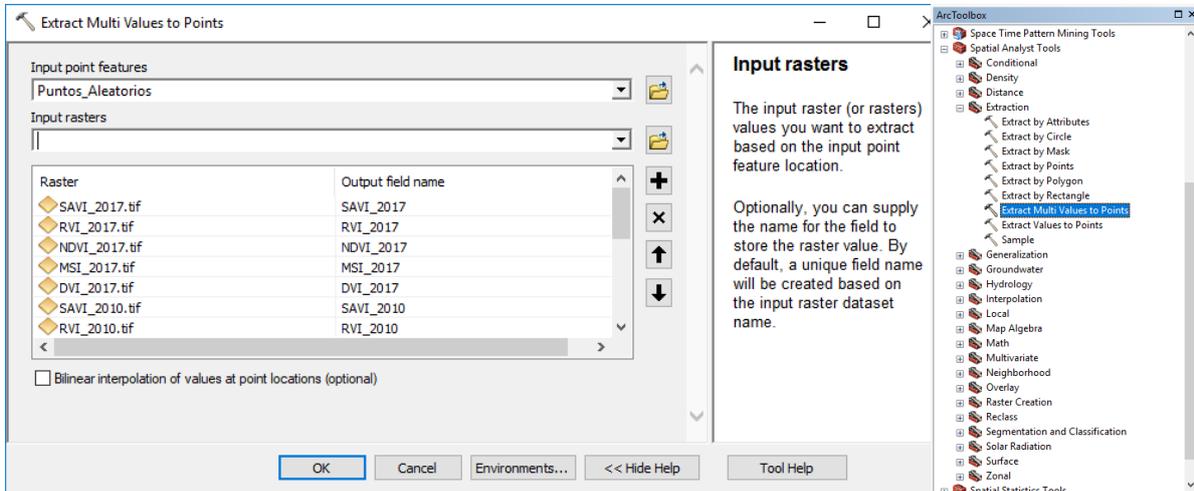


Figura 46. Proceso de extracción de los índices de vegetación de la imagen hacia la tabla que contiene las coordenadas (x, y) de los puntos del muestreo.

En input point features ingresamos todos los Puntos_Aleatorios, en Input Raster activamos todos archivos de las imágenes (NDVI, SAVI, MSI) y al aceptar generaremos la siguiente tabla (figura, 47).

FID	Shape	CID	POINT_X	POINT_Y	SAVI_2017	RVI_2017	NDVI_2017	MSI_2017	DVI_2017	SAVI_2010	RVI_2010	NDVI_2010	MSI_2010	DVI_2010	SAVI_1995	RVI_1995	NDVI_1995	MSI_2_011
248	Point	250	101613.940822	9214967.15405	0.316889	0.254702	0.594004	0.172178	0.164013	0.219892	0.407137	0.421325	-0.045685	0.112409	0.237599	0.396952	0.431688	-0.04956
247	Point	249	112663.708209	9201583.87855	0.246733	0.42935	0.396238	0.016444	0.139873	0.169455	0.554699	0.286423	-0.12144	0.093273	0.227973	0.441594	0.387353	-0.1214
246	Point	248	96329.842603	9220265.96993	0.498602	0.167701	0.712787	0.260049	0.311444	0.413026	0.227332	0.629552	0.156207	0.244702	0.801934	0.103783	0.81195	0.15620
245	Point	247	105491.375878	9214528.84851	0.277816	0.312372	0.523959	0.205632	0.143078	0.317788	0.315571	0.520252	0.192608	0.1787	0.38904	0.242829	0.609232	0.19260
244	Point	246	102365.069378	9231237.78833	0.18658	0.4639	0.366213	-0.151863	0.094163	0.203039	0.434559	0.394157	-0.156799	0.107209	0.168113	0.47083	0.359777	-0.15679
243	Point	245	103332.636288	9220948.90088	0.241333	0.341033	0.491388	0.06411	0.119605	0.260495	0.319485	0.515743	0.162756	0.133353	0.199452	0.373246	0.456404	0.16275
242	Point	244	101524.535766	9212596.41547	0.242676	0.372825	0.457082	0.03175	0.125213	0.188742	0.499164	0.334077	-0.060581	0.100927	0.212495	0.398171	0.43249	-0.06058
241	Point	243	102116.019557	9222638.44025	0.390321	0.132769	0.765584	0.547877	0.197099	0.354319	0.208319	0.655192	0.382204	0.184693	0.241966	0.342041	0.490268	0.38220
240	Point	242	101680.294346	9202345.43045	0.333	0.273087	0.570985	0.117201	0.181611	0.28243	0.325217	0.509187	-0.013641	0.149381	0.22129	0.356094	0.474825	-0.01364
239	Point	241	106176.993901	9207338.04856	0.227524	0.438467	0.390369	-0.100332	0.124038	0.195202	0.489516	0.342718	-0.181074	0.104899	0.239269	0.438814	0.390034	-0.18107
238	Point	240	109416.580413	9214153.25506	0.167275	0.459884	0.389972	0.02605	0.079817	0.183215	0.484831	0.348955	-0.058954	0.079263	0.12954	0.551532	0.289048	-0.05895
237	Point	239	107950.671229	9205497.4424	0.189127	0.512688	0.322149	-0.116586	0.103583	0.160218	0.580916	0.285089	-0.174409	0.089446	0.181059	0.576938	0.26828	-0.17440
236	Point	238	99950.991813	9215542.85214	0.394398	0.198875	0.866231	0.230284	0.216753	0.2254	0.220558	0.638995	0.432743	0.096253	0.211423	0.223226	0.634662	0.43274
235	Point	237	100545.772484	9211820.99924	0.299287	0.314848	0.521088	0.020323	0.161683	0.230034	0.422579	0.405898	-0.077403	0.123241	0.263441	0.367898	0.462311	-0.07740
234	Point	236	106591.145747	9228864.91641	0.310717	0.233978	0.620774	0.289568	0.155441	0.319793	0.287869	0.553195	0.15425	0.171839	0.275858	0.307334	0.529831	0.1542
233	Point	235	107058.623221	9227121.06415	0.211256	0.463763	0.386342	-0.07844	0.114398	0.083835	0.778727	0.124399	-0.162191	0.050742	0.168078	0.479486	0.351821	-0.16219
232	Point	234	101395.348715	9223935.72864	0.242306	0.283695	0.588002	0.131461	0.113677	0.255095	0.317821	0.517657	0.113578	0.126634	0.268216	0.323613	0.511015	0.11357
231	Point	233	105315.750258	9207151.63901	0.285394	0.309365	0.527457	0.084354	0.133117	0.170464	0.47263	0.358114	-0.046246	0.083234	0.184269	0.382789	0.446352	-0.04624
230	Point	232	109213.183215	9225070.3674	0.006779	0.980134	0.010033	-0.029058	0.004112	0.049684	0.876342	0.065904	-0.121533	0.033269	0.15268	0.488636	0.343512	-0.12153
229	Point	231	104535.582819	9204715.28895	0.397774	0.217178	0.643145	0.204374	0.225618	0.306388	0.309221	0.527626	-0.023548	0.16664	0.401475	0.228566	0.627911	-0.02354
228	Point	230	101861.444139	9221798.30529	0.256828	0.237064	0.616732	0.259909	0.11851	0.287652	0.294073	0.545507	0.209524	0.147864	0.212978	0.366335	0.442653	0.20952
227	Point	229	106728.804804	9216230.29738	0.3424	0.183272	0.890229	0.385287	0.170529	0.330708	0.215522	0.545383	0.218486	0.167434	0.345902	0.17358	0.704187	0.21848
226	Point	228	112476.15333	9208084.58512	0.179616	0.558615	0.282367	0.068472	0.103657	0.16868	0.61234	0.240433	0.029819	0.096597	0.506891	0.127627	0.77458	0.09659
225	Point	227	98910.547144	9215991.78409	0.282896	0.215162	0.645871	0.272491	0.133251	0.285782	0.229619	0.62652	0.228782	0.136887	0.268216	0.323613	0.511015	0.22878
224	Point	226	104108.111682	9219936.07169	0.18387	0.468362	0.362082	-0.162937	0.092661	0.17298	0.481346	0.350123	-0.164656	0.085979	0.160587	0.500443	0.332939	-0.16465
223	Point	225	98042.028879	9217861.65909	0.380828	0.204756	0.860087	0.281615	0.206285	0.29336	0.266965	0.578575	0.17835	0.14772	0.307972	0.279022	0.563894	0.1783
222	Point	224	113856.163103	9207130.15377	0.675269	0.079819	0.852183	0.507452	0.477186	0.697446	0.070859	0.86786	0.506171	0.500912	0.317886	0.315399	0.520451	0.50091
221	Point	223	104435.883901	9208093.96884	0.282143	0.333097	0.500286	0.0084	0.150715	0.230034	0.422579	0.405898	-0.125362	0.123241	0.246459	0.363549	0.466761	-0.12536
220	Point	222	103606.532997	9225467.93017	0.275026	0.329188	0.50448	0.070164	0.143988	0.229348	0.418181	0.410257	-0.016817	0.121869	0.206574	0.3747	0.454863	-0.01681
219	Point	221	111387.09398	9227331.06483	0.025801	0.62672	0.030034	-0.699993	0.015702	0.024115	0.938509	0.031721	-0.08527	0.016299	0.227878	0.368222	0.472513	-0.0852
218	Point	220	102793.325105	9223839.81977	0.222986	0.353694	0.477439	-0.04234	0.107936	0.1873	0.172447	0.411187	-0.103867	0.089661	0.205144	0.385584	0.443435	-0.10386
217	Point	219	99602.55267	9217751.94512	0.335556	0.205213	0.659458	0.13321	0.167752	0.340684	0.289894	0.574834	0.342179	0.167726	0.234882	0.426815	0.401723	0.16772
216	Point	218	109935.949847	9207212.38406	0.347899	0.24701	0.603837	0.254051	0.188287	0.105605	0.489401	0.342822	-0.066524	0.098811	0.231603	0.396781	0.431864	-0.06652
215	Point	217	102190.657158	9217095.49373	0.237091	0.245383	0.805932	0.296201	0.106921	0.312049	0.210774	0.651836	0.284196	0.152774	0.250599	0.312873	0.52377	0.28419
214	Point	216	112481.045741	9208701.19058	0.107703	0.686444	0.187194	-0.024618	0.05824	0.071893	0.975863	0.113671	-0.052567	0.041137	0.102136	0.712487	0.167892	-0.05255
213	Point	215	107290.616972	9203468.84813	0.211412	0.395111	0.433577	-0.042867	0.104411	0.181213	0.434143	0.394561	-0.117634	0.087061	0.188149	0.461696	0.368274	-0.11763
212	Point	214	106539.948765	9225073.82047	0.038248	0.84865	0.083042	0.057799	0.018399	0.037036	0.89082	0.057742	-0.054344	0.021568	0.261572	0.330317	0.503402	-0.05434
211	Point	213	114592.7048	9204619.8562	0.45582	0.203318	0.862071	0.242681	0.280041	0.184338	0.514818	0.320291	-0.026384	0.0997	0.344352	0.251248	0.598404	-0.02638

Figura 47. Proceso de generación de la tabla con las características establecidas y los Índices de Vegetación.

A la tabla generada (figura, 48) le falta interrelacionarlas con los distritos de estudio para lo cual tenemos que agregar una columna llamada distrito. Abrimos la tabla en Add Field, en Name (Distritos), tipo texto y Field Properties (50 letras).

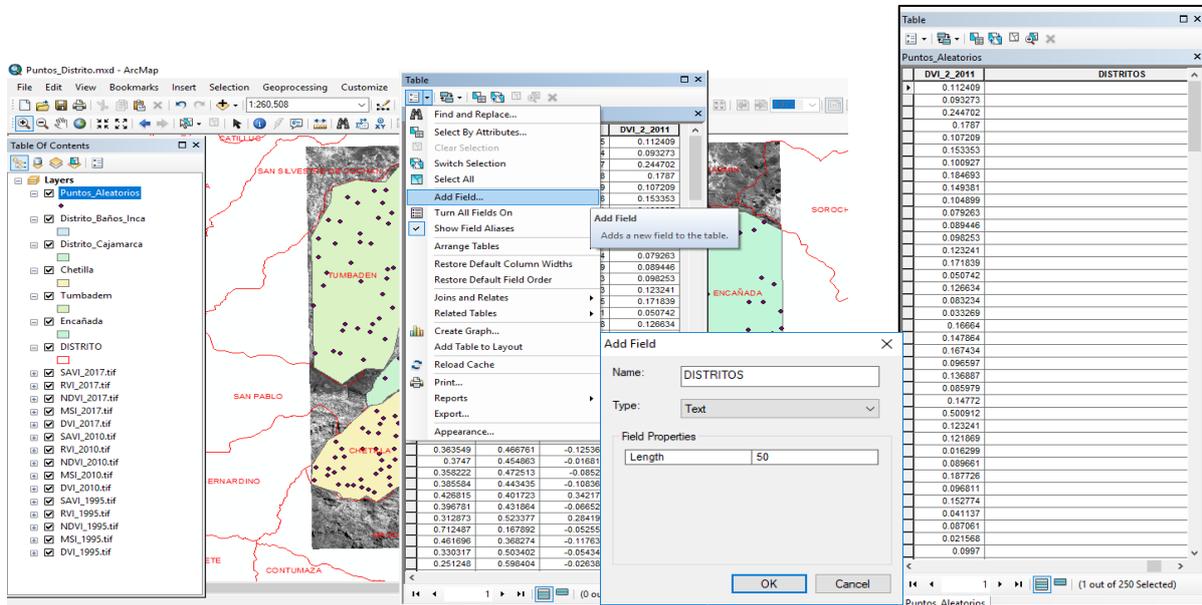
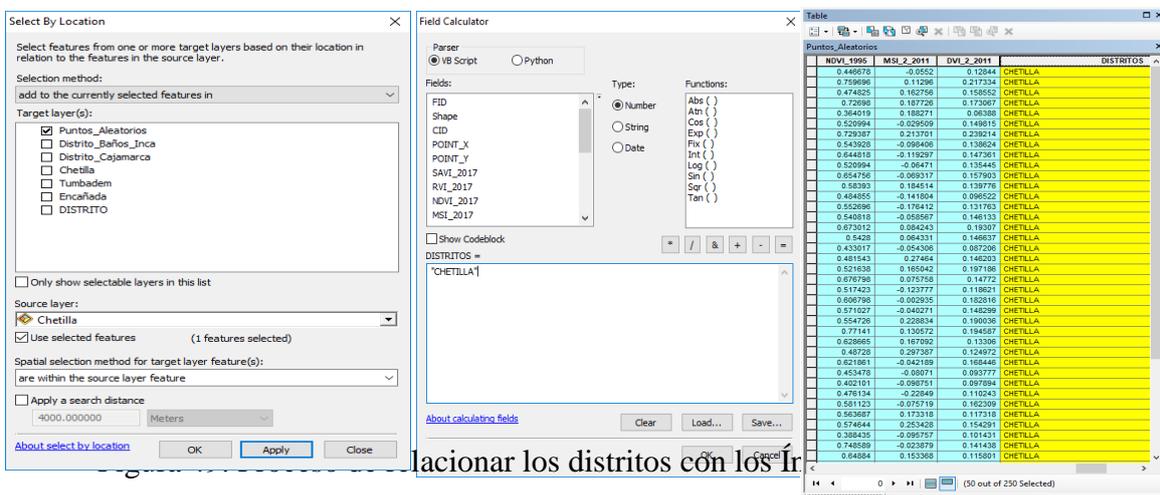


Figura 48. Proceso de asignar el atributo Distrito a la tabla.

El último paso es agrupar los puntos por distrito, para los cual realizaremos dos procesos: Seleccionamos los polígonos (Select Feature by Polygon); hacer clic al interior del distrito Chetilla para seleccionar el polígono; luego en la ventana Select by Location, Selection method (add to the currently selected feature in); Target Layer (activamos Puntos_Aleatorios); Source layer (Chetilla), activamos Use selected features; Spatial selection method for target layer features, seleccionamos are within the source layer feature.



lacionar los distritos con los Puntos_Aleatorios

Repetimos el mismo proceso para cada distrito y finalmente tenemos la tabla completa para realizar las combinaciones respectivas que se ajusten a los estudios que estamos realizando. Estos puntos tienen que extraerse en una tabla para ser procesados en IBM SPSS Statistics 25.

Con los procesos completos y con la tabla generada discriminaremos las características de los índices por distrito y por sensores Landsat 5TM, 7 ETM+ y 8 OLI. Estas variables cualitativas serán rigurosamente sometidas a las diversas pruebas estadísticas para diferenciar los tipos de cobertura vegetal por la variación de los índices NDVI, SAVI y MSI. Diferenciar en las imágenes satelitales Landsat 5, 7 ETM+ y 8 OLI, los diferentes tipos de cobertura vegetal. Aplicar el análisis de ANOVA de un factor para medidas repetidas en la que requiere evaluar la efectividad de un tratamiento y medir una misma prueba en los diferentes sensores. Se realizará las siguientes pruebas: Normalidad, se comprueba con Kolmogorov_Smirnoff; Esfericidad se comprueba con la prueba de esfericidad de Mauchly y los respectivos ajustes de Greenhouse_Geisser; finalmente realizaremos la prueba Post_hoc, de Bonferroni para poder establecer comparaciones entre pares de distritos y determinar su diferencia.

IV.RESULTADOS

4.1. Contrastación de hipótesis

El problema que se presenta es determinar el comportamiento de los índices de vegetación en una línea de tiempo, es decir si el índice de vegetación experimenta cambios en los años 1995 (Landsat 5TM), 2010 (Landsat 7 ETM+) y 2018 (Landsat 8 OLI), para lo cual realizamos la siguiente pregunta:

¿Los índices de vegetación, provenientes de las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI procesadas, nos permiten discriminar su comportamiento a través del tiempo en las diferentes zonas de estudio?

Para responder la pregunta debemos cumplir con el objetivo planteado:

Evaluar los índices de vegetación; procesados en las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI; a través del tiempo y determinar su comportamiento en la cobertura vegetal de las diferentes zonas de estudio.

De lo mencionado se desprende la siguiente hipótesis:

Los índices de vegetación procesados en las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI se expresan de manera diferente a través del tiempo en los diferentes distritos de Cajamarca.

Si logramos probar que las diferencias existen, esto implica que la cobertura vegetal de los distritos de Cajamarca está siendo alterada modificando las características del suelo.

H0: No existe diferencia en los índices de vegetación a medida que transcurre en tiempo.

H1: Existen diferencias en los índices de vegetación a medida que transcurre el tiempo

4.1.1. Hipótesis 1.

NDVI

Para realizar la prueba de los índices de vegetación diferencial normalizada (NDVI) emplearemos el modelo lineal general para medidas repetidas para el mismo sujeto a través de los tiempos (1995, 2010 y 2018) y observaremos el comportamiento de la muestra en

los periodos mencionados; para lo cual debemos contar con la variable dependiente NDVI_1995, NDVI_2010 y NDVI_2018, siendo las variables independientes el tiempo 1995, 2010 y 2018 que afectan a la cobertura vegetal en los distritos de Los Baños del Inca, Chetilla, Tumbaden, Encañada y Cajamarca.

Tabla 14. Estadísticos descriptivos de la media, desviación estándar y número de muestras por índices y distritos.

INDICES	DISTRITOS	Media	Desv. Desviación	N
NDVI_1995	CAJAMARCA	,461055	,1353889	50
	CHETILLA	,565618	,0997380	50
	ENCAÑADA	,499692	,0859873	50
	LOS BAÑOS DEL INCA	,468225	,1207041	50
	TUMBADEN	,530879	,0916388	50
	Total	,505094	,1143533	250
NDVI_2010	CAJAMARCA	,401358	,1971084	50
	CHETILLA	,478976	,0915616	50
	ENCAÑADA	,464108	,1296084	50
	LOS BAÑOS DEL INCA	,431594	,1192289	50
	TUMBADEN	,552807	,1189906	50
	Total	,465769	,1442534	250
NDVI_2018	CAJAMARCA	,429006	,1886204	50
	CHETILLA	,563203	,0965485	50
	ENCAÑADA	,528786	,1422008	50
	LOS BAÑOS DEL INCA	,526973	,1229331	50
	TUMBADEN	,567791	,1242739	50
	Total	,523152	,1460799	250

Medias y desviación estándar del Índice de Vegetación NDVI 1995, 2010 y 2018 en los distritos de Cajamarca.

Al realizar la estadística descriptiva de la variable dependiente (NDVI) en relación con la variable independiente (distrito) encontramos las respectivas evidencias: la media del NDVI del año 1995 (0.505094) y 2010 (0.465769) ha descendido, pero el NDVI del 2018 (0,523152) hay un incremento en el total y en todos los distritos (Tabla 14). Una de las causas del incremento del NDVI_2018 que debemos tener en cuenta es la imagen Landsat 8 OLI (2018) ha mejorado la calidad de sus imágenes 8 a 16 bits por píxel (256 a 65536

celdas) y la cantidad de información que se almacena en cada celda es más precisa y detallada. Observamos también los distritos de Cajamarca, Baños del Inca y Encañada son los que tienen los NDVI muy bajos en los diversos años que se tomó la muestra.

Con respecto a la desviación estándar observamos una variación a medida que pasa los años, es decir el NDVI_1995 (0.1143533), desciende en el año 2010 (0.1442534) y en el 2018 se incrementa (0.1460799).

Visto la información, lo que deseamos ahora es determinar si estas diferencias son significativas en cada año y entre los distritos, para lo cual realizaremos la prueba de multivariante para comparar el comportamiento del NDVI en el tiempo y NDVI-Distritos.

Tabla 15. Prueba de multivariantes del efecto del NDVI y NDVI_Distrito 1995, 2010 y 2018.

Efecto	Valor	F	gl de hipótesis	gl de error	Sig.	Eta parcial al cuadrado	Parámetro sin centralidad	Potencia observada ^d	
INDIC	Traza de Pillai	,278	46,905 ^b	2,000	244,000	,000	,278	93,811	1,000
E_TIE	Lambda de	,722	46,905 ^b	2,000	244,000	,000	,278	93,811	1,000
MPO	Wilks								
	Traza de Hotelling	,384	46,905 ^b	2,000	244,000	,000	,278	93,811	1,000
	Raíz mayor de Roy	,384	46,905 ^b	2,000	244,000	,000	,278	93,811	1,000
INDIC	Traza de Pillai	,175	5,869	8,000	490,000	,000	,087	46,950	1,000
E_TIE	Lambda de	,832	5,857 ^b	8,000	488,000	,000	,088	46,855	1,000
MPO *	Wilks								
DISTR	Traza de	,192	5,845	8,000	486,000	,000	,088	46,759	1,000
ITOS	Hotelling								
	Raíz mayor de Roy	,117	7,166 ^c	4,000	245,000	,000	,105	28,665	,995

a. Diseño : Intersección + DISTRITOS

Diseño intra-sujetos: INDICE_TIEMPO

b. Estadístico exacto

c. El estadístico es un límite superior en F que genera un límite inferior en el nivel de significación.

d. Se ha calculado utilizando $\alpha = .05$

En la prueba de multivariantes se puede observar que el nivel de significancia es menor que 0.05 para el efecto del NDVI y NDVI-Distrito, lo cual indica que no existe normalidad, comprobándose la diferencia, con lo que se corrobora la hipótesis del Investigador H1.

El Eta parcial al cuadrado indica que el 27.8 % de los valores aleatorios del NDVI están siendo afectados por el paso del tiempo.

Tabla 16. Prueba de esfericidad de Mauchly para el DNVI 1995, 2010 y 2018.

Medida: INDICE

Efecto intra-sujetos	W de Mauchly	Aprox. Chi-cuadrado	gl	Sig.	Greenhouse-Geisser	Épsilon ^b Huynh-Feldt	Límite inferior
INDICE_TIE MPO	,935	16,486	2	,000	,939	,961	,500

Prueba la hipótesis nula de que la matriz de covarianzas de error de las variables dependientes con transformación ortonormalizada es proporcional a una matriz de identidad.

a. Diseño: Intersección + DISTRITOS

Diseño intra-sujetos: INDICE_TIEMPO

b. Se puede utilizar para ajustar los grados de libertad para las pruebas promedio de significación. Las pruebas corregidas se visualizan en la tabla de pruebas de efectos intra-sujetos.

La prueba de Esfericidad de Mauchly (Tabla 16) nos indica que el nivel de significancia es menor a 0.05, por lo que la media no es constante, son diferentes o heterogéneas.

Esta información confirma la existencia de las diferencias entre las medias mencionados anteriormente, por lo que pasamos a otro modelo de comprobación y corregir los errores.

El coeficiente épsilon (Greenhouse-Geisser Huynh-Feldt o límite inferior) corrige este error, para los cual nos dirigimos a la prueba de efecto intra sujetos.

Tabla 17. Prueba de efectos intra-sujetos para corregir los errores del NDVI 1995, 2010 y 2018.

Medida: INDICE

Origen		Tipo III de suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.	Eta parcial al cuadrado	Parámetro centralidad	Potencia observada ^a
INDICE_TIE MPO	Esfericidad asumida	,430	2	,215	35,627	,000	,127	71,255	1,000
	Greenhouse-Geisser	,430	1,877	,229	35,627	,000	,127	66,885	1,000
	Huynh-Feldt	,430	1,922	,224	35,627	,000	,127	68,484	1,000
	Límite inferior	,430	1,000	,430	35,627	,000	,127	35,627	1,000
INDICE_TIE MPO * DISTRITOS	Esfericidad asumida	,273	8	,034	5,652	,000	,084	45,217	1,000
	Greenhouse-Geisser	,273	7,509	,036	5,652	,000	,084	42,444	,999
	Huynh-Feldt	,273	7,689	,036	5,652	,000	,084	43,459	1,000
	Límite inferior	,273	4,000	,068	5,652	,000	,084	22,609	,979
Error(INDICE_TIEMPO)	Esfericidad asumida	2,960	490	,006					
	Greenhouse-Geisser	2,960	459,950	,006					
	Huynh-Feldt	2,960	470,946	,006					
	Límite inferior	2,960	245,000	,012					

a. Se ha calculado utilizando $\alpha = .05$

De la tabla 17 podemos afirmar que no se emplea la prueba de esfericidad asumida, puesto que no son homogéneas las medias. En la prueba intra sujetos el nivel de significancia de Greenhouse_Geisser confirma que existe una diferencia entre la variación de las medias. La eta parcial al cuadrado nos indica que el 12.7 % del comportamiento de la variable dependiente es por efecto del tiempo. La potencia observada (1) es el máximo valor de confiabilidad que podemos encontrar en nuestra prueba.

Tabla 18. Prueba de contrastes intra-sujetos o tendencia del comportamiento del NDVI y NDVI-DISTRITOS 1995, 2010 y 2018

Medida: INDICE

Origen	INDICE_TIE MPO	Tipo III de suma de cuadrad os	gl	Media cuadráti ca	F	Sig.	Eta parcial al cuadra do	Parám etro sin central idad	Poten cia obser vada ^a
INDICE_TIE	Lineal	,041	1	,041	5,956	,015	,024	5,956	,681
MPO	Cuadrático	,390	1	,390	74,394	,000	,233	74,394	1,000
INDICE_TIE	Lineal	,127	4	,032	4,624	,001	,070	18,494	,945
MPO *	Cuadrático	,147	4	,037	6,996	,000	,103	27,984	,994
DISTRITOS									
Error(INDIC	Lineal	1,677	245	,007					
E_TIEMPO)	Cuadrático	1,283	245	,005					

a. Se ha calculado utilizando $\alpha = .05$

En la prueba de contraste intra-sujetos NDVI y NDVI-DISTRITOS podemos observar que las tendencias son de tipo lineal y cuadrático para ambas pruebas y su nivel de significancia es menor que 0,05. El modelo que aceptaríamos en la pérdida o descenso del NDVI y NDVI-DISTRITOS a medida que pasa el tiempo es de tendencia lineal o cuadrática.

Tabla 19. Comparación entre parejas de la diferencia de medias para los años 1995, 2010 y 2018.

Medida: INDICE

(I) INDICE_TIE MPO	(J) INDICE_TIE MPO	Diferencia de medias (I-J)	Desv. Error	Sig. ^b	95% de intervalo de confianza para diferencia ^b	
					Límite inferior	Límite superior
1995	2010	,039*	,007	,000	,022	,057
	2018	-,018*	,007	,046	-,036	,000
2010	1995	-,039*	,007	,000	-,057	-,022
	2018	-,057*	,006	,000	-,072	-,043
2018	1995	,018*	,007	,046	,000	,036
	2010	,057*	,006	,000	,043	,072

Se basa en medias marginales estimadas

*. La diferencia de medias es significativa en el nivel .05.

b. Ajuste para varias comparaciones: Bonferroni.

Cuando hacemos la comparación entre los años 1995 y 2010 (0,039*); 1995 y 2018 (-0,018*) existen diferencia entre las medias del NDVI.

La tabla 19, comparación por parejas, ha sido ajustado por Bonferroni, entonces la diferencia de medias por parejas es significativa, dado que el nivel de significancia corregido por Bonferroni es menor que 0,05.

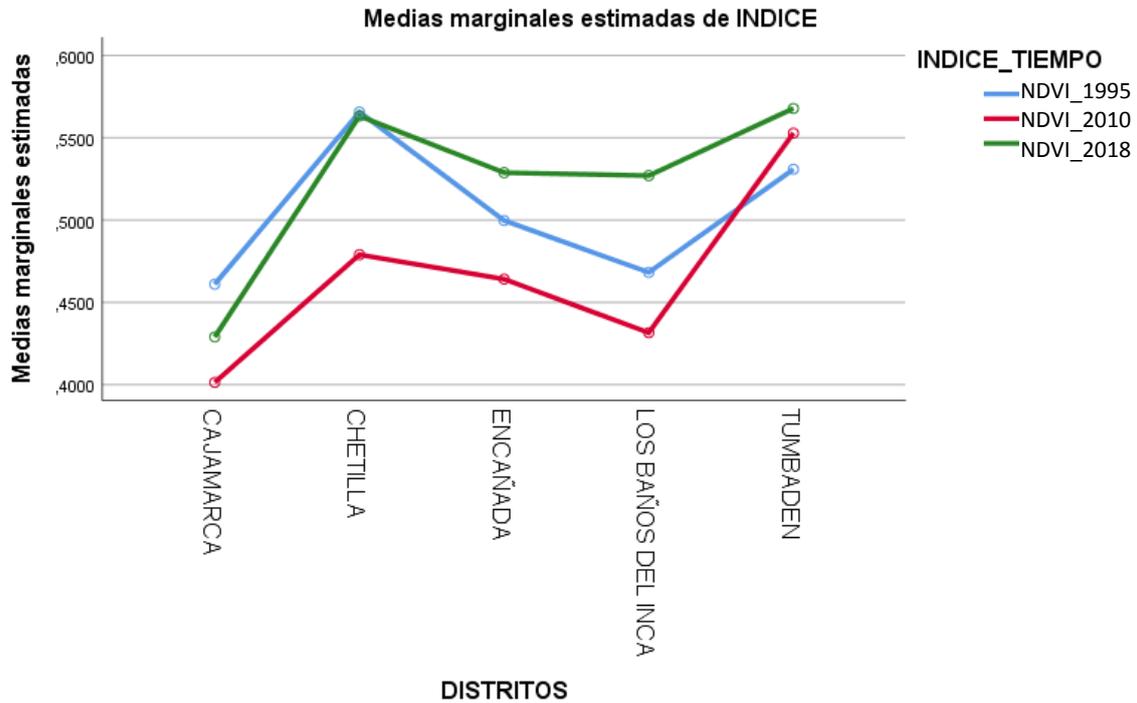


Figura 50. Variación de las medias marginales (NDVI) por año 1995, 2010 y 2018 y distritos de Cajamarca.

De la figura 50 podemos destacar que el NDVI-1995 y NDVI-2010 existe una diferencia significativa de tipo negativo, es decir diversas coberturas de suelos, de los diferentes distritos, han sido deteriorados por las diversas actividades que realiza la población; mientras que NDVI-2010 y NDVI-2018 han mejorado las diversas coberturas de la localidad y debemos advertir que la mejora se debe a las precipitaciones ocurridas y al cambio de los sensores de Landsat 5-7 TM + a Landsat 8 OLI.

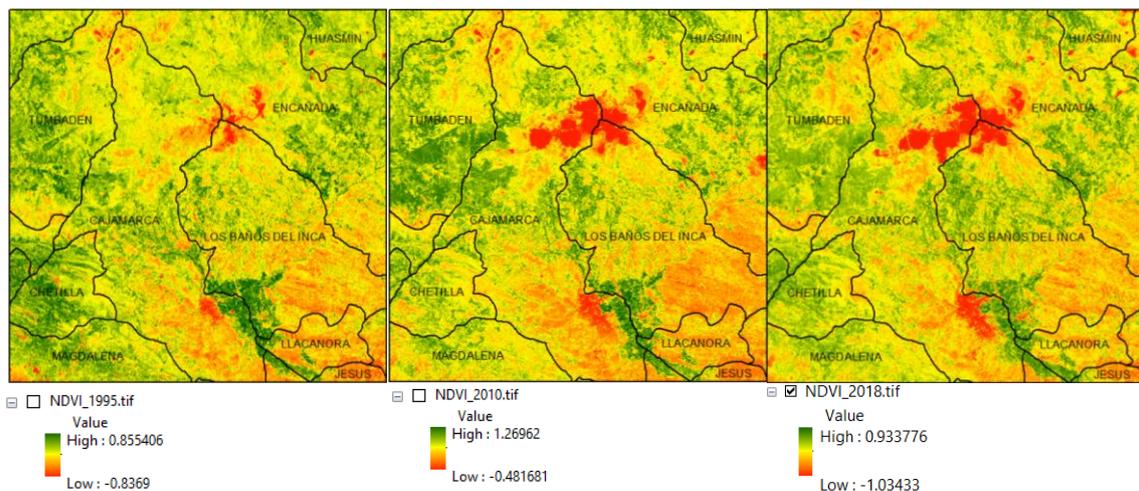


Figura 51. Variación de las imágenes (NDVI) por año 1995, 2010 y 2018 y Distritos de Cajamarca.

Por tanto, concluimos que a medida que pasa los años el NDVI tiene una diferencia significativa con tendencia lineal o cuadrática. Esta diferencia significativa indica que hay cambios en los tipos de cobertura de suelos que son característicos a los distritos.

En las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 TM+ y 8 OLI se observa la variación de la cobertura de los suelos en los años considerados, de manera especial en los distritos de Cajamarca, Encañada y Los Baños del Inca. También podemos observar el crecimiento de la ciudad de Cajamarca, esto se debe al crecimiento económico producido en los últimos años.

SAVI

Para realizar la prueba de los índices de vegetación ajustado al suelo (SAVI) emplearemos el modelo lineal general para medidas repetidas para el mismo sujeto a través de los tiempos (1995, 2010 y 2018) y observaremos el comportamiento de la muestra en los periodos mencionados; para lo cual debemos contar con la variable dependiente SAVI_1995, SAVI_2010 y SAVI_2018, siendo las variables dependientes los distritos de Los Baños del Inca, Chetilla, Tumbaden, Encañada y Cajamarca.

Tabla 20. Estadísticos descriptivos de la media, desviación estándar y número de muestras por índices y distritos (SAVI)

	DISTRITOS	Media	Desv. Desviación	N
SAVI_1995	CAJAMARCA	,250331	,1020341	50
	CHETILLA	,308782	,0989111	50
	ENCAÑADA	,271449	,0674253	50
	LOS BAÑOS DEL INCA	,257820	,0945987	50
	TUMBADEN	,287727	,0832761	50
	Total	,275222	,0918695	250
SAVI_2010	CAJAMARCA	,225841	,1235897	50
	CHETILLA	,264983	,0541926	50
	ENCAÑADA	,263004	,0869179	50
	LOS BAÑOS DEL INCA	,249727	,0810659	50
	TUMBADEN	,311890	,0917126	50
	Total	,263089	,0938735	250
SAVI_2018	CAJAMARCA	,224749	,1017269	50
	CHETILLA	,294902	,0803010	50
	ENCAÑADA	,292645	,1124698	50
	LOS BAÑOS DEL INCA	,293416	,0932239	50
	TUMBADEN	,293070	,1030581	50
	Total	,279756	,1017594	250

Media y desviación estándar de los índices de vegetación 1995, 2010 y 2018 en los distritos de Cajamarca.

Al realizar la estadística descriptiva de la variable dependiente (SAVI) en relación con la variable independiente (distrito) encontramos las respectivas evidencias: La media del SAVI del año 1995 (0.275222) y 2010 (0.263089) han sufrido un descenso, pero el SAVI del 2018 (0.279756) se incrementa en el total y en la mayoría de los distritos (Tabla 20). Observamos también que los distritos de Cajamarca, Baños del Inca y Encañada son los que tienen los SAVI muy bajos en los diversos años que se tomó la muestra, evidenciándose que la calidad cubierta vegetal esta menguando. La desviación estándar va aumentando a medida que pasa los años SAVI_1995 (0.0918695), 2010 (0.0938735) y 2018 (0.1017594). Con la información descrita, lo que deseamos ahora es determinar si estas diferencias son significativas en cada año y entre los distritos, para lo cual

realizaremos la prueba de multivariante para comparar el comportamiento del SAVI en el tiempo y SAVI-DISTRITOS.

Tabla 21. Prueba de multivariantes del efecto del SAVI y SAVI*DISTRITO 1995, 2010 y 2018

Efecto		Valor	F	gl de hipótesis	gl de error	Sig.	Eta parcial al cuadrado	Parámetro sin centralidad	Potencia observada ^d
INDI CE_TI	Traza de Pillai	,054	6,917 ^b	2,000	244,00	,001	,054	13,833	,922
EMP O	Lambda de Wilks	,946	6,917 ^b	2,000	244,00	,001	,054	13,833	,922
	Traza de Hotelling	,057	6,917 ^b	2,000	244,00	,001	,054	13,833	,922
	Raíz mayor de Roy	,057	6,917 ^b	2,000	244,00	,001	,054	13,833	,922
INDI CE_TI	Traza de Pillai	,149	4,930	8,000	490,00	,000	,075	39,444	,999
EMP O *	Lambda de Wilks	,856	4,922 ^b	8,000	488,00	,000	,075	39,372	,999
DIST RITO S	Traza de Hotelling	,162	4,913	8,000	486,00	,000	,075	39,300	,999
	Raíz mayor de Roy	,101	6,173 ^c	4,000	245,00	,000	,092	24,691	,987

a. Diseño: Intersección + DISTRITOS

Diseño intra-sujetos: INDICE_TIEMPO

b. Estadístico exacto

c. El estadístico es un límite superior en F que genera un límite inferior en el nivel de significación.

d. Se ha calculado utilizando $\alpha = .05$

En la prueba de multivariantes se puede observar que el nivel de significancia es menor a 0.05 (Tabla 21), lo que indica que no existe normalidad, con lo que se corrobora la hipótesis del investigador la existencia de diferencias (H1). La eta parcial al cuadrado indica que el 5.4 % de los valores aleatorios del SAVI están siendo afectados a medida que pasa el tiempo.

Tabla 22. Prueba de esfericidad de Mauchly para el SAVI 1995, 2010 y 2018.

Medida: INDICE

Efecto intra-sujetos	W de Mauchly	Aprox. Chi-cuadrado	gl	Sig.	Épsilon ^b		
					Greenhouse-Geisser	Huynh-Feldt	Límite inferior
INDICE_TIE MPO	,955	11,168	2	,004	,957	,980	,500

Prueba la hipótesis nula de que la matriz de covarianzas de error de las variables dependientes con transformación ortonormalizada es proporcional a una matriz de identidad.

a. Diseño: Intersección + DISTRITOS

Diseño intra-sujetos: INDICE_TIEMPO

b. Se puede utilizar para ajustar los grados de libertad para las pruebas promedio de significación. Las pruebas corregidas se visualizan en la tabla de pruebas de efectos intra-sujetos.

La prueba de esfericidad de Mauchly (Tabla 22) nos indica el nivel de significancia 0.004, la varianza no es constantes, son diferentes o heterogéneas. Esta información hace que el ANOVA analizado anteriormente confirma lo enunciado, las diferencias, por lo que pasamos a otro modelo de comprobación y corregir los errores. El coeficiente épsilon (Greenhouse-Geisser Huynh-Feldt o límite inferior) corrige este error, para los cual nos dirigimos a la prueba de efecto intra sujetos.

Tabla 23. Prueba de efectos intra-sujetos para corregir los errores del SAVI 1995, 2010 y 2018.

Medida: INDICE

Origen		Tipo III de suma de cuadrad os	gl	Me dia cua drática	F	Sig.	Eta parci al al cuad rado	Parámet ro sin centralid ad	Potenci a observ ada ^a
INDI CE_T	Esfericidad asumida	,037	2	,019	5,476	,004	,022	10,952	,849
IEMP O	Greenhouse- Geisser	,037	1,914	,019	5,476	,005	,022	10,483	,837
	Huynh-Feldt	,037	1,961	,019	5,476	,005	,022	10,736	,843
	Límite inferior	,037	1,000	,037	5,476	,020	,022	5,476	,645
INDI CE_T	Esfericidad asumida	,127	8	,016	4,696	,000	,071	37,565	,998
IEMP O *	Greenhouse- Geisser	,127	7,657	,017	4,696	,000	,071	35,956	,997
DIST RITO S	Huynh-Feldt	,127	7,842	,016	4,696	,000	,071	36,825	,998
	Límite inferior	,127	4,000	,032	4,696	,001	,071	18,782	,948
Error(INDI CE_T IEMP O)	Esfericidad asumida	1,661	490	,003					
	Greenhouse- Geisser	1,661	469,01 7	,004					
	Huynh-Feldt	1,661	480,34 2	,003					
	Límite inferior	1,661	245,00 0	,007					

a. Se ha calculado utilizando $\alpha = .05$

De la tabla 23 afirmamos que no se empleará la prueba de esfericidad asumida, puesto que no son homogéneas las medias. En la prueba intra sujetos el nivel de significancia de Greenhouse_Geisser también confirma que existe una diferencia entre las medias. La eta parcial al cuadrado nos indica que el 2.2 % del comportamiento de la variable dependiente es por efecto del tiempo. La potencia observada es 0.84 de confiabilidad que podemos encontrar en nuestra prueba.

Tabla 24. Prueba de contrastes intra-sujetos o tendencia del comportamiento del SAVI y SAVI-DISTRITOS 1995, 2010 y 2018

Medida: INDICE

Origen	INDICE _TIEMPO	Tipo III de suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.	Eta parcial al cuadrado	Parámetro o sin centralidad	Potencia observada ^a
INDICE_TIE MPO	Lineal	,003	1	,003	,640	,424	,003	,640	,125
	Cuadrático	,035	1	,035	12,498	,000	,049	12,498	,941
INDICE_TIE MPO * DISTRITOS	Lineal	,062	4	,016	3,875	,005	,060	15,500	,896
	Cuadrático	,065	4	,016	5,887	,000	,088	23,548	,983
Error(INDICE _TIEMPO)	Lineal	,984	245	,004					
	Cuadrático	,677	245	,003					

a. Se ha calculado utilizando $\alpha = .05$

En la prueba de contraste intra-sujetos SAVI y SAVI-DISTRITOS (Tabla 24) podemos observar que el nivel de significancia es menor a 0.05. El modelo que aceptaríamos en la pérdida o descenso del SAVI es de tendencia cuadrática

Tabla 25. Comparación entre parejas de la diferencia de medias para los años 1995, 2010 y 2018

Medida: INDICE

(I) INDICE_TIEM PO	(J) INDICE_TIEM PO	Diferencia de medias (I-J)	Desv. Error	Sig. ^b	95% de intervalo de confianza para diferencia ^b	
					Límite inferior	Límite superior
1995	2010	,012	,005	,061	,000	,025
	2018	-,005	,006	1,000	-,018	,009
2010	1995	-,012	,005	,061	-,025	,000
	2018	-,017*	,005	,001	-,028	-,005
2018	1995	,005	,006	1,000	-,009	,018
	2010	,017*	,005	,001	,005	,028

Se basa en medias marginales estimadas

*. La diferencia de medias es significativa en el nivel .05.

b. Ajuste para varias comparaciones: Bonferroni.

Cuando hacemos la comparación entre los años (Tabla 25), observamos que para el año 1995-2010 y 1995-2018 la diferencia no es significativa; pero para los años 2010-2018 si son significativas entre las medias del SAVI. Realizando la comparación por parejas, ha sido ajustado por Bonferroni, entonces la diferencia de medias por parejas es significativa para los años arriba mencionados, dado que el nivel de significancia corregido por Bonferroni es menor que 0,05. Por tanto, concluimos entre los años 2010-2018 el SAVI tiene una diferencia significativa con tendencia cuadrática.

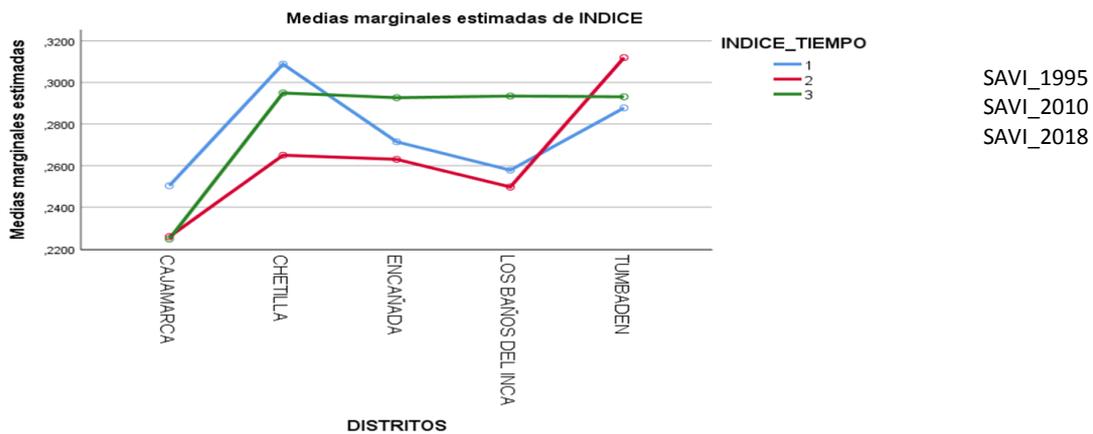


Figura 52. Variación de los Índices de Vegetación (SAVI) por año 1995, 2010 y 2018 y Distritos de Cajamarca.

De la figura 52 podemos destacar que el SAVI-1995 y SAVI-2010 existe una diferencia no significativa de tipo negativo, es decir diversas coberturas de suelos en los diferentes distritos han sido deteriorados por las diversas actividades que realiza la población; mientras que SAVI-2010 y SAVI-2018 presentan diferencias significativas de tipo positivo con mejora de las diversas coberturas de la localidad. Debemos manifestar que la mejora de los resultados se deba al cambio de los sensores de Landsat 5-7 TM + a Landsat 8 OLI y las precipitaciones ocurridas en el 2017.

Por tanto, concluimos que a medida que pasa los años (2010-2018) el SAVI tiene una diferencia significativa con tendencia cuadrática. Esta diferencia significativa indica que hay cambios en los tipos de cobertura de suelos que son característicos a los distritos.

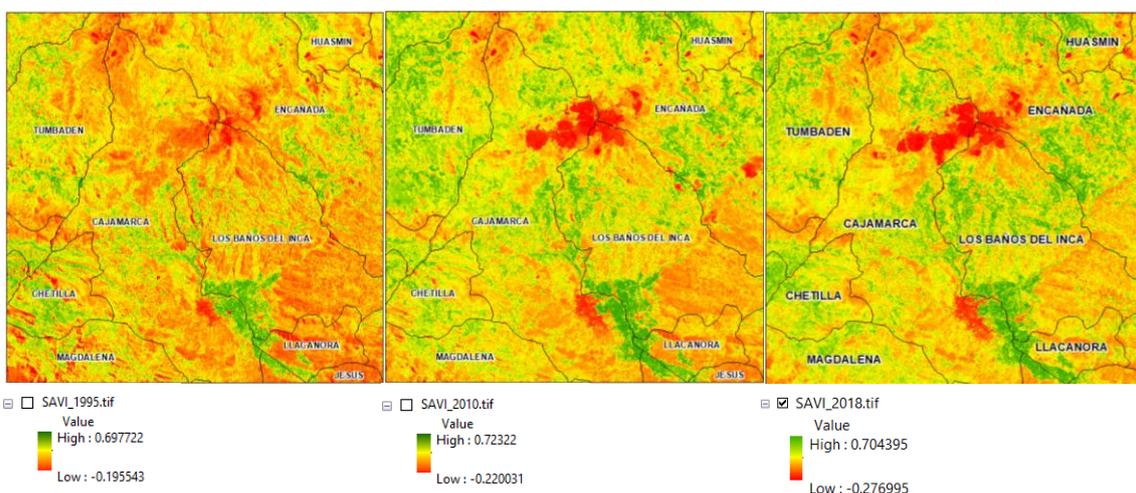


Figura 53. Variación de las imágenes (SAVI) por año 1995, 2010 y 2018 y Distritos de Cajamarca.

Figura 53. Variación del SAVI 1995, 2010 y 2018 en los distritos de Cajamarca.

Las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 TM+ y 8 OLI muestran la variación de la cobertura de los suelos en los años considerados, de manera especial en los distritos de Cajamarca, Encañada y Los Baños del Inca. Observamos también el crecimiento de la ciudad de Cajamarca, esto se debe al crecimiento económico producido en los últimos años y de manera singular en el sector minero.

MSI

Para realizar la prueba del índice de estrés hídrico (MSI) emplearemos el modelo lineal general para medidas repetidas para el mismo sujeto a través del tiempo (1995, 2010 y 2018) observaremos el comportamiento de la muestra en los periodos mencionados; para lo cual debemos contar con la variable dependiente MSI_1995, MSI_2010 y MSI_2018, siendo las variables dependientes los distritos de Los Baños del Inca, Chetilla, Tumbaden, Encañada y Cajamarca.

Tabla 26. Estadísticos descriptivos de la media, desviación estándar y número de muestras por índices y distritos MSI.

	DISTRITOS	Media	Desv. Desviación	N
MSI_1995	CAJAMARCA	,080240	,1615135	50
	CHETILLA	,189344	,1559875	50
	ENCAÑADA	,066266	,1138379	50
	LOS BAÑOS DEL INCA	,072485	,1606557	50
	TUMBADEN	,129559	,1320039	50
	Total	,107579	,1521830	250
MSI_2010	CAJAMARCA	,036155	,1757568	50
	CHETILLA	,038535	,1385299	50
	ENCAÑADA	,009767	,1455468	50
	LOS BAÑOS DEL INCA	,001933	,1482246	50
	TUMBADEN	,141412	,1785787	50
	Total	,045560	,1647276	250
MSI_2018	CAJAMARCA	,046268	,1514343	50
	CHETILLA	,097955	,1446592	50
	ENCAÑADA	,091059	,1616476	50
	LOS BAÑOS DEL INCA	,097067	,1582538	50
	TUMBADEN	,129522	,1703462	50
	Total	,092374	,1585136	250

Media, desviación estándar y número de muestras por índices (MSI) en los distritos de Cajamarca.

Al realizar la estadística descriptiva de la variable dependiente (MSI) en relación con la variable independiente (distrito) encontramos las respectivas evidencias: La media del MSI del año 1995 y 2010 han sufrido un fuerte descenso, pero el MSI del 2018 se mejora en todos los distritos. Observamos también que los distritos de Cajamarca, Baños del Inca y Encañada son los que tienen los MSI muy bajos en los diversos años que se tomó la muestra. La desviación estándar va aumentando a medida que pasa los años y la media del MSI_1995 (0.10) decae en el año 2010 (0.04), para que nuevamente en el 2018 vuelve a subir (0.09). Visto la información, lo que deseamos ahora es determinar si estas diferencias son significativas en cada año y entre los distritos, para lo cual realizaremos la prueba de multivariante para comparar el comportamiento del MSI en el tiempo y MSI-DISTRITOS.

Tabla 27. Prueba de multivariante del efecto del MSI y MSI*DISTRITO 1995, 2010 y 2018

Efecto		Valor	F	gl de hipótesis	gl de error	Sig.	Eta parcial al cuadrado	Parámetro sin centralidad	Potencia observada ^d
INDICE _TIEM PO	Traza de Pillai	,186	27,899 ^b	2,000	244,000	,000	,186	55,798	1,000
	Lambda de Wilks	,814	27,899 ^b	2,000	244,000	,000	,186	55,798	1,000
	Traza de Hotelling	,229	27,899 ^b	2,000	244,000	,000	,186	55,798	1,000
	Raíz mayor de Roy	,229	27,899 ^b	2,000	244,000	,000	,186	55,798	1,000
INDICE _TIEM PO * DISTRIT TOS	Traza de Pillai	,195	6,603	8,000	490,000	,000	,097	52,828	1,000
	Lambda de Wilks	,814	6,605 ^b	8,000	488,000	,000	,098	52,836	1,000
	Traza de Hotelling	,217	6,605	8,000	486,000	,000	,098	52,843	1,000
	Raíz mayor de Roy	,141	8,614 ^c	4,000	245,000	,000	,123	34,456	,999

a. Diseño : Intersección + DISTRITOS
Diseño intra-sujetos: INDICE_TIEMPO

b. Estadístico exacto

c. El estadístico es un límite superior en F que genera un límite inferior en el nivel de significación.

d. Se ha calculado utilizando $\alpha = .05$

En la prueba de multivariantes se puede observar que el nivel de significancia es menor a 0,05 lo que indica que no existe normalidad, por las diferencias de la media, con lo que se corrobora la hipótesis del Investigador H1. El Eta parcial al cuadrado indica que el 18.6 % de los valores aleatorios del MSI están siendo afectados a medida que pasa el tiempo.

Tabla 28. Prueba de esfericidad de Mauchly para el MSI 1995, 2010 y 2018.

Medida: INDICE

Efecto intra-sujetos	W de Mauchly	Aprox. Chi-cuadrado	gl	Sig.	Épsilon ^b		
					Greenhouse-Geisser	Huynh-Feldt	Límite inferior
INDICE_TIE MPO	,985	3,693	2	,158	,985	1,000	,500

Prueba la hipótesis nula de que la matriz de covarianzas de error de las variables dependientes con transformación ortonormalizada es proporcional a una matriz de identidad.

a. Diseño: Intersección + DISTRITOS

Diseño intra-sujetos: INDICE_TIEMPO

b. Se puede utilizar para ajustar los grados de libertad para las pruebas promedio de significación. Las pruebas corregidas se visualizan en la tabla de pruebas de efectos intra-sujetos.

Prueba de homogeneidad de medias, en la prueba de esfericidad de Mauchly (Tabla 28) nos indica en el nivel de significancia 0,158 la media es constantes, son iguales u homogéneas. Esta información hace que la media analizada anteriormente contradice la diferencia, por lo que pasamos a otro modelo de comprobación, el coeficiente épsilon (Greenhouse-Geisser Huynh-Feldt o límite inferior) corrige este error, para los cual nos dirigimos a la prueba de efecto intra sujetos..

Tabla 29. Prueba de efectos intra-sujetos para corregir los errores del MSI 1995, 2010 y 2018.

Medida: INDICE

Origen		Tipo III de suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.	Eta parcial al cuadrado	Parámetro sin centralidad	Potencia observada ^a
INDI	Esfericidad	,522	2	,261	26,143	,000	,096	52,286	1,000
CE_TI	asumida								
EMP	Greenhouse-Geisser	,522	1,970	,265	26,143	,000	,096	51,512	1,000
O	Huynh-Feldt	,522	2,000	,261	26,143	,000	,096	52,286	1,000
	Límite inferior	,522	1,000	,522	26,143	,000	,096	26,143	,999
INDI	Esfericidad	,530	8	,066	6,633	,000	,098	53,062	1,000
CE_TI	asumida								
EMP	Greenhouse-Geisser	,530	7,882	,067	6,633	,000	,098	52,277	1,000
O *	Huynh-Feldt	,530	8,000	,066	6,633	,000	,098	53,062	1,000
DIST	Límite inferior	,530	4,000	,133	6,633	,000	,098	26,531	,992
RIT									
S									
Error(Esfericidad	4,896	490	,010					
INDI	asumida								
CE_TI	Greenhouse-Geisser	4,896	482,749	,010					
EMP	Huynh-Feldt	4,896	490,000	,010					
O)	Límite inferior	4,896	245,000	,020					

a. Se ha calculado utilizando $\alpha = .05$

En la prueba intra sujetos el nivel de significancia de Greenhouse_Geisser confirma que existe una diferencia entre las medias. La eta parcial al cuadrado nos indica que el 9.6 % del comportamiento de la variable dependiente es por efecto del tiempo. La potencia observada es el máximo valor de confiabilidad que podemos encontrar en nuestra prueba.

Tabla 30. Prueba de contrastes intra-sujetos o Tendencia del comportamiento del MSI y MSI-DISTRITOS 1995, 2010 y 2018

Medida: INDICE

Origen	INDICE_TIEMPO	Tipo III de sumas de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.	Eta parcial al cuadrado	Parámetro sin centralidad	Potencia observada ^a
INDICE_TIEMPO	Lineal	,029	1	,029	2,631	,106	,011	2,631	,365
	Cuadrático	,494	1	,494	54,838	,000	,183	54,838	1,000
INDICE_TIEMPO * DISTRITOS	Lineal	,239	4	,060	5,445	,000	,082	21,780	,974
	Cuadrático	,291	4	,073	8,082	,000	,117	32,329	,998
Error(INDICE_TIEMPO)	Lineal	2,691	245	,011					
	Cuadrático	2,205	245	,009					

a. Se ha calculado utilizando alpha = .05

En la prueba de contraste intra-sujetos MSI y MSI-DISTRITOS podemos observar que el nivel de significancia es menor a 0,05. El modelo que aceptaríamos en la pérdida o descenso del MSI y MSI-DISTRITOS es de tendencia cuadrática. Cuando hacemos la comparación entre los años, observamos que el nivel de significancia es menor a 0,05, es decir hay una diferencia significativa entre los MSI de cada año, excepto entre 1995 y 2018

Tabla 31. Comparación por parejas de diferencia de medias MSI para los años 1995, 2010 y 2018.

Medida: INDICE

(I) INDICE_TIEM PO	(J) INDICE_TIEM PO	Diferencia de medias (I-J)	Desv. Error	Sig. ^b	95% de intervalo de confianza para diferencia ^b	
					Límite inferior	Límite superior
1995	2010	,062*	,009	,000	,040	,084
	2018	,015	,009	,318	-,007	,038
2010	1995	-,062*	,009	,000	-,084	-,040
	2018	-,047*	,008	,000	-,067	-,027
2018	1995	-,015	,009	,318	-,038	,007
	2010	,047*	,008	,000	,027	,067

Se basa en medias marginales estimadas

*. La diferencia de medias es significativa en el nivel .05.

b. Ajuste para varias comparaciones: Bonferroni.

En la tabla 31 en comparación por parejas, ha sido ajustado por Bonferroni, entonces la diferencia de medias por parejas es significativa, dado que el nivel de significancia corregido por Bonferroni es menor que 0,05.

Por tanto, concluimos que a medida que pasa los años el MSI tiene una diferencia significativa entre los años (1995, 2010) y (2010, 2018) con tendencia cuadrática.

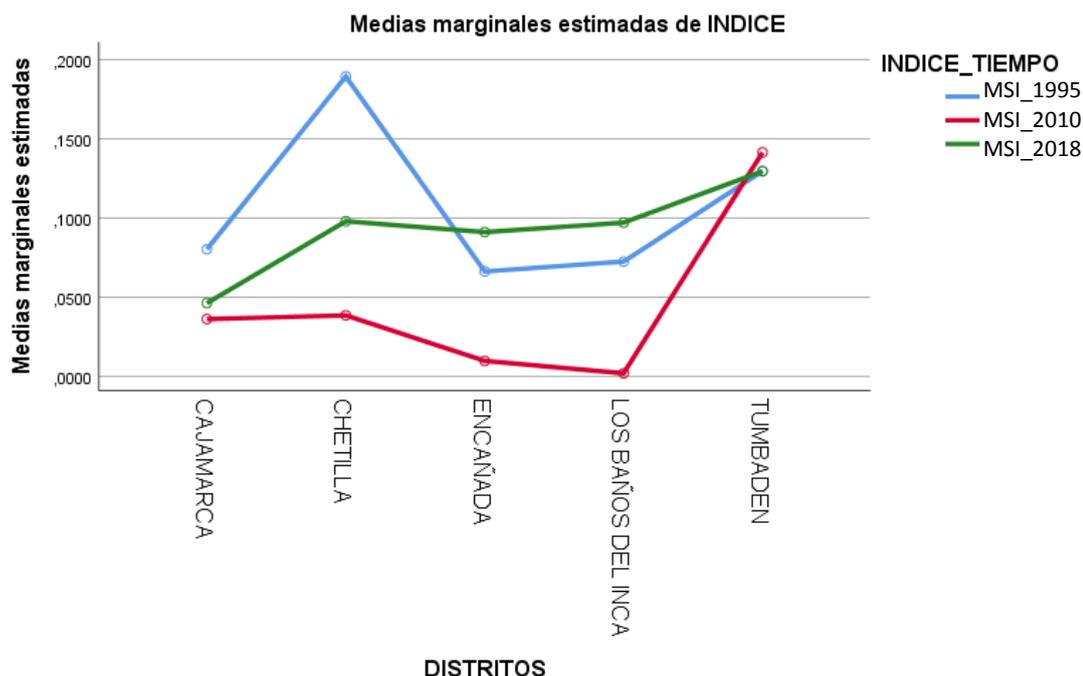


Figura 54. Variación del índice de vegetación (MSI) por año 1995, 2010 y 2018 y Distritos de Cajamarca.

De la figura 54 podemos destacar que el MSI-1995 y MSI-2010 existe una diferencia significativa de tipo negativo, es decir en las diversas coberturas de suelos las medias han disminuido; mientras que MSI-2010 y MSI-2018 mantienen la diferencia significativa, pero positiva en cada distrito. Por tanto, concluimos que a medida que pasa los años el MSI tiene una diferencia significativa con tendencia cuadrática. Esta diferencia significativa indica que hay cambios en los tipos de riego de suelos que son característicos a los distritos.

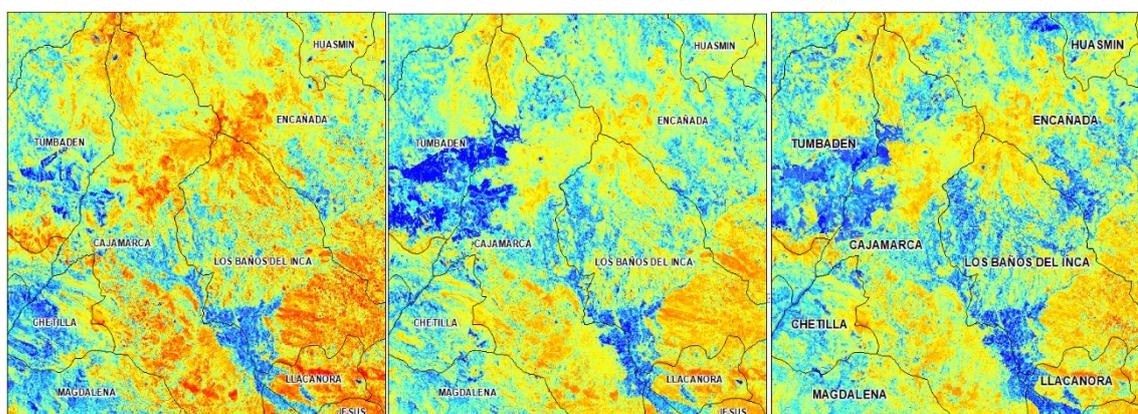


Figura 55. Variación de las imágenes (MSI) por año 1995, 2010 y 2018 y Distritos de Cajamarca.

En las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 TM+ y 8 OLI se observa la variación del estrés hídrico de vegetación en los años considerados, de manera especial en los distritos de Cajamarca, Encañada y Los Baños del Inca. Podremos considerar que los distritos segmentados de color azul tiene una vegetación con buen estado hídrico (Formagro, 2015). Por tanto: en los tres índices analizados (NDVI, SAVI y MSI) presentan diferencias y estas son significativas. Lo mismo ocurre cuando se realiza la prueba entre los INDICES-DISTRITOS y entre parejas. Las pruebas estadísticas y las imágenes procesadas resaltan la diferencia significativa de los índices a medida que transcurre el tiempo. La mayor diferencia significativa al transcurrir el tiempo se puede observar entre el índice y los distritos específicamente en Cajamarca, Encañada y Los Baños del Inca.

4.1.2. Hipótesis 2.

Para interpretar el comportamiento transversal entre las variables NDVI, SAVI y MSI correspondiente a los años respectivos (1995, 2010 y 2018) dada las características de la información esta debe ser sometida a la prueba de análisis de la varianza (ANOVA) de un factor de variables independientes. Las condiciones que necesita el ANOVA es que la variable dependiente sea cuantitativa; debe cumplir la independencia de las observaciones, es decir que los distritos observados sean diferentes; otro supuesto es la equivalencia de grupos, esto se confirma por que el número de muestras para cada distrito es de 50; que tenga normalidad; cumpla con la homocedasticidad; finalmente pasamos a realizar la prueba para de ANOVA. Debemos considerar que en el peor de los casos si no se cumple la homocedasticidad (homogeneidad de varianzas), como la prueba es robusta se prosigue con el ANOVA (Ordaz, Melgar, Rubio, s/f, p.5).

El problema es contrastar el comportamiento de varianzas de los índices de vegetación (NDVI, SAVI y MSI) para un mismo año, es decir si existen diferencias significativas entre las varianzas de los índices y entre que distritos de Cajamarca se destaca tal diferencia, para lo cual realizamos la siguiente pregunta:

¿Los diversos índices de vegetación (NDVI, SAVI y MSI) nos permitirán diferenciar; en las imágenes satelitales procesadas Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI; su variación en los diferentes tipos de cobertura del suelo de la zona?

Para responder la pregunta debemos cumplir con el objetivo planteado:

Evaluar los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI derivados del procesamiento de las imágenes Landsat 5, 7 ETM+ y 8 OLI para apreciar su relación y variación que caracterizan al estado de cobertura vegetal en los distritos.

De lo mencionado se desprende la siguiente hipótesis:

La varianza de los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI se comportan de manera diferente según el estado de la cobertura vegetal en los distritos de la zona.

Si logramos probar que las diferencias existen, esto implica que los índices están siendo alterados y esto afecta a la cobertura vegetal de los distritos de Cajamarca.

H0: La varianza de los índices de vegetación para la cobertura vegetal del distrito de Cajamarca no es diferente.

H1: La varianza de los índices de vegetación para la cobertura vegetal del distrito de Cajamarca es diferente.

La prueba de normalidad que consideraremos es la de Kolmogorov-Smirnova, por la cantidad de nuestras obtenidas (50).

Tabla 32. Prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y Shapiro-Wilk para el NDVI, SAVI y MSI 1995 y los distritos de Cajamarca.

	DISTRITOS	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
		Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	Gl	Sig.
NDVI_1995	CAJAMAR C	,106	50	,200*	,968	50	,198
	CHETILLA	,070	50	,200*	,983	50	,665
	ENCAÑAD	,095	50	,200*	,977	50	,426
	LOS BAÑ	,097	50	,200*	,956	50	,058
	TUMBADE N	,123	50	,057	,973	50	,307
SAVI_1995	CAJAMAR C	,197	50	,000	,855	50	,000
	CHETILLA	,082	50	,200*	,987	50	,848
	ENCAÑAD	,122	50	,061	,916	50	,002
	LOS BAÑ	,132	50	,029	,923	50	,003
	TUMBADE N	,130	50	,034	,951	50	,037
MSI_1995	CAJAMAR C	,105	50	,200*	,935	50	,009
	CHETILLA	,081	50	,200*	,979	50	,499
	ENCAÑAD	,064	50	,200*	,993	50	,990
	LOS BAÑ	,103	50	,200*	,958	50	,074
	TUMBADE N	,079	50	,200*	,981	50	,592

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

Según el nivel de significancia (Tabla 32) los valores son mayores de 0.05, por lo que se acepta la prueba de normalidad para NDVI y MSI 1995; pero para los niveles de significancia de SAVI del año 1995 en Cajamarca (000), Los Baños del Inca (0.029) y Tumbaden (0.034), rechazamos el supuesto de normalidad.

Prueba de la homocestacidad

Tabla 33. Prueba de homogeneidad de varianzas (homocestacidad) para NDVI, SAVI y MSI 1995 y los distritos de Cajamarca.

		Estadístico de			
		Levene	gl1	gl2	Sig.
NDVI_1995	Se basa en la media	2,154	4	245	,075
	Se basa en la mediana	2,073	4	245	,085
	Se basa en la mediana y con gl ajustado	2,073	4	200,739	,086
	Se basa en la media recortada	2,146	4	245	,076
SAVI_1995	Se basa en la media	2,054	4	245	,087
	Se basa en la mediana	1,861	4	245	,118
	Se basa en la mediana y con gl ajustado	1,861	4	215,514	,118
	Se basa en la media recortada	2,005	4	245	,094
MSI_1995	Se basa en la media	1,738	4	245	,142
	Se basa en la mediana	1,541	4	245	,191
	Se basa en la mediana y con gl ajustado	1,541	4	227,489	,191
	Se basa en la media recortada	1,664	4	245	,159

De la tabla 33 afirmamos que el nivel de significancia de la prueba de homogeneidad es mayor 0.05, por lo que la varianza es homogénea para DNVl y MSI 1995.

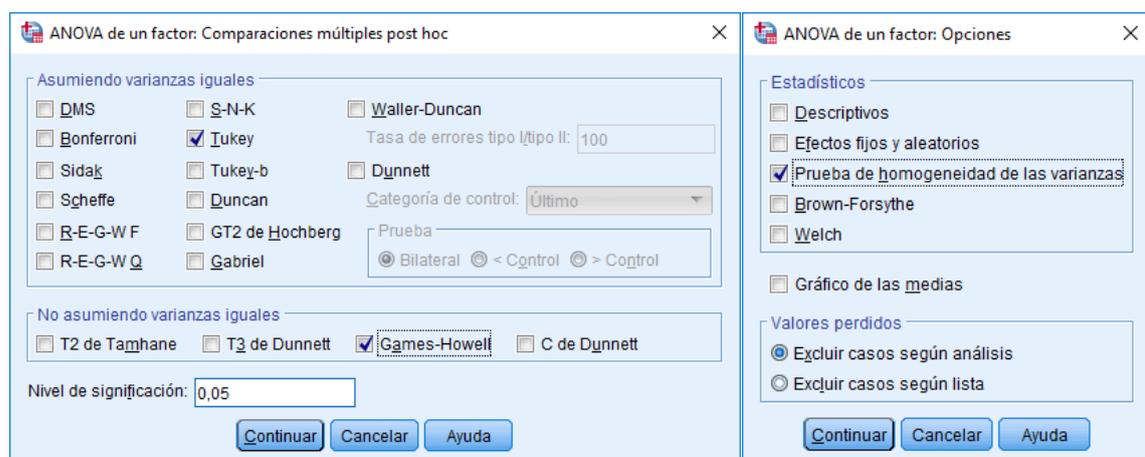


Figura 56. Comparaciones múltiples y prueba de homogeneidad de las varianzas.

Cumplido con los supuestos realizamos la prueba del ANOVA. Cuando realizamos la prueba de ANOVA, no se observa entre que distritos hay diferencia, para eso usamos la

prueba post hoc, es un análisis después del ANOVA en la que se distinguirá entre que grupos hay diferencias. Si asumimos que la varianza es igual, haremos la prueba de Tukey y si no asumimos que las varianzas son iguales realizaremos la prueba de Games Howell. En la ventana (figura 56) si hay homogeneidad de varianzas, Tukey, si no se asume varianzas iguales seleccionaremos Games Howell y prueba de Homogeneidad de las varianzas.

Tabla 34. Prueba de análisis de varianzas (ANOVA) para NDVI, SAVI y MSI 1995.

		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
NDVI_1995	Entre grupos	,383	4	,096	8,160	,000
	Dentro de grupos	2,873	245	,012		
	Total	3,256	249			
SAVI_1995	Entre grupos	,111	4	,028	3,414	,010
	Dentro de grupos	1,991	245	,008		
	Total	2,102	249			
MSI_1995	Entre grupos	,543	4	,136	6,363	,000
	Dentro de grupos	5,224	245	,021		
	Total	5,767	249			

Comparación de los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI 1995 y su nivel de significancia.

El ANOVA (tabla 34) nos indica que las varianzas son diferentes, Sig. < 0.05 y está diferencia es significativa. Debemos realizar la prueba post hoc para identificar entre que distritos los índices (NDVI y MSI) son diferentes, para lo cual seleccionaremos Games Howell.

Tabla 35. Prueba de comparaciones múltiples de NDVI, SAVI y MSI 1995 y los distritos de Cajamarca.

Variable dependiente	(I) COD_DISTRITO	(J) COD_DISTRITO	Diferencia de medias (I-J)	Desv. Error	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
						Límite inferior	Límite superior
NDVI_1995							
Games-Howell	LOS BAÑOS DEL INCA	CHETILLA	-,0973924*	,0221437	,000	-,158976	-,035809
		TUMBADEN	-,0626535*	,0214323	,035	-,122299	-,003008
		ENCAÑADA	-,0314663	,0209587	,564	-,089832	,026899
		CAJAMARCA	,0071698	,0256514	,999	-,064138	,078478
	CHETILLA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0973924*	,0221437	,000	,035809	,158976
		TUMBADEN	,0347389	,0191548	,372	-,018504	,087981
		ENCAÑADA	,0659261*	,0186234	,005	,014147	,117706
		CAJAMARCA	,1045622*	,0237814	,000	,038359	,170765
	TUMBADEN	LOS BAÑOS DEL INCA	,0626535*	,0214323	,035	,003008	,122299
		CHETILLA	-,0347389	,0191548	,372	-,087981	,018504
		ENCAÑADA	,0311872	,0177716	,406	-,018208	,080582
		CAJAMARCA	,0698233*	,0231205	,027	,005400	,134247
	ENCAÑADA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0314663	,0209587	,564	-,026899	,089832
		CHETILLA	-,0659261*	,0186234	,005	-,117706	-,014147
		TUMBADEN	-,0311872	,0177716	,406	-,080582	,018208
		CAJAMARCA	,0386361	,0226821	,438	-,024617	,101889
	CAJAMARCA	LOS BAÑOS DEL INCA	-,0071698	,0256514	,999	-,078478	,064138
		CHETILLA	-,1045622*	,0237814	,000	-,170765	-,038359
		TUMBADEN	-,0698233*	,0231205	,027	-,134247	-,005400
		ENCAÑADA	-,0386361	,0226821	,438	-,101889	,024617
SAVI_1995							
Games-Howell	LOS BAÑOS DEL INCA	CHETILLA	-,0509623	,0193558	,072	-,104758	,002834
		TUMBADEN	-,0299066	,0178235	,452	-,079457	,019644
		ENCAÑADA	-,0136287	,0164287	,921	-,059379	,032121
		CAJAMARCA	,0074895	,0196773	,995	-,047204	,062183
	CHETILLA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0509623	,0193558	,072	-,002834	,104758
		TUMBADEN	,0210557	,0182857	,779	-,029792	,071903
		ENCAÑADA	,0373336	,0169290	,188	-,009834	,084501

	CAJAMARCA	,0584518*	,0200969	,036	,002597	,114307
TUMBADEN	LOS BAÑOS DEL INCA	,0299066	,0178235	,452	-,019644	,079457
	CHETILLA	-,0210557	,0182857	,779	-,071903	,029792
	ENCAÑADA	,0162779	,0151533	,819	-,025871	,058426
	CAJAMARCA	,0373962	,0186257	,270	-,014408	,089200
ENCAÑADA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0136287	,0164287	,921	-,032121	,059379
	CHETILLA	-,0373336	,0169290	,188	-,084501	,009834
	TUMBADEN	-,0162779	,0151533	,819	-,058426	,025871
	CAJAMARCA	,0211182	,0172957	,739	-,027089	,069326
CAJAMARCA	LOS BAÑOS DEL INCA	-,0074895	,0196773	,995	-,062183	,047204
	CHETILLA	-,0584518*	,0200969	,036	-,114307	-,002597
	TUMBADEN	-,0373962	,0186257	,270	-,089200	,014408
	ENCAÑADA	-,0211182	,0172957	,739	-,069326	,027089

MSI_1995

Games - Howell	LOS BAÑOS DEL INCA	CHETILLA	-,1168583*	,0316678	,003	-,204871	-,028845
		TUMBADEN	-,0570741	,0294059	,303	-,138857	,024709
		ENCAÑADA	,0062193	,0278458	,999	-,071330	,083768
		CAJAMARCA	-,0077548	,0322170	,999	-,097293	,081783
CHETILLA	LOS BAÑOS DEL INCA	LOS BAÑOS DEL INCA	,1168583*	,0316678	,003	,028845	,204871
		TUMBADEN	,0597842	,0288988	,242	-,020573	,140142
		ENCAÑADA	,1230776*	,0273098	,000	,047045	,199110
		CAJAMARCA	,1091036*	,0317549	,008	,020848	,197359
TUMBADEN	LOS BAÑOS DEL INCA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0570741	,0294059	,303	-,024709	,138857
		CHETILLA	-,0597842	,0288988	,242	-,140142	,020573
		ENCAÑADA	,0632934	,0246512	,085	-,005245	,131832
		CAJAMARCA	,0493193	,0294997	,456	-,032728	,131366
ENCAÑADA	LOS BAÑOS DEL INCA	LOS BAÑOS DEL INCA	-,0062193	,0278458	,999	-,083768	,071330
		CHETILLA	-,1230776*	,0273098	,000	-,199110	-,047045
		TUMBADEN	-,0632934	,0246512	,085	-,131832	,005245
		CAJAMARCA	-,0139741	,0279448	,987	-,091804	,063855
CAJAMARCA	LOS BAÑOS DEL INCA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0077548	,0322170	,999	-,081783	,097293
		CHETILLA	-,1091036*	,0317549	,008	-,197359	-,020848
		TUMBADEN	-,0493193	,0294997	,456	-,131366	,032728
		ENCAÑADA	,0139741	,0279448	,987	-,063855	,091804

*. La diferencia de medias es significativa en el nivel 0.05.

De la tabla 35 para el NDVI_1995 y por las condiciones del ANOVA aplicamos la comparación de pares la prueba de Games_Howell. Las diferencias significativas fueron en Los Baños del Inca – Chetilla (-0,0973924), Los Baños del Inca – Tumbaden (-0,0626535), Chetilla- Encañada (0,0659261), Chetilla- Cajamarca (0,1045622) y Tumbaden – Cajamarca (0,0698233).

Para el MSI_1995 también se observó el mismo comportamiento y comparamos empleando la prueba de Games_Howell. Las diferencias se produjeron entre Los Baños del Inca – Chetilla (-0,1168583), Chetilla- Encañada (0,1230776) y Chetilla- Cajamarca (0,1091036).

Como no existe normalidad para la prueba SAVI_1995 empleamos una prueba no paramétrica de las varianzas.

Tabla 36. Estadísticos descriptivos para SAVI_1995 y los distritos de Cajamarca.

	N	Media	Desv. Desviación	Mínimo	Máximo
SAVI_1995	250	,275222	,0918695	,0852	,6019
COD_DISTRI TO	250	3,00	1,417	1	5

Como el índice de vegetación ajustado al suelo no tiene normalidad realizamos la prueba no paramétrica de las varianzas (tabla 36) en la que observamos que la media del índice es 0,275222; siendo la mínima de 0,0852 y máxima de 0,6019 respectivamente.

Tabla 37. Estadístico de prueba, Kruskal-Wallis para SAVI_1995.

	SAVI_199 5
H de Kruskal- Wallis	17,953
G1	4
Sig. Asintótica	,001

a. Prueba de Kruskal Wallis

b. Variable de agrupación:

COD_DISTRITO

Para la prueba de Kruskal Wallis (Tabla 37), para muestras no paramétricas encontramos que las diferencias de las varianzas son significativas, puesto que 0.001 es menor 0.05, afirmando la prueba del investigador. Que la diferencia de las varianzas es significativa para SAVI 1995.

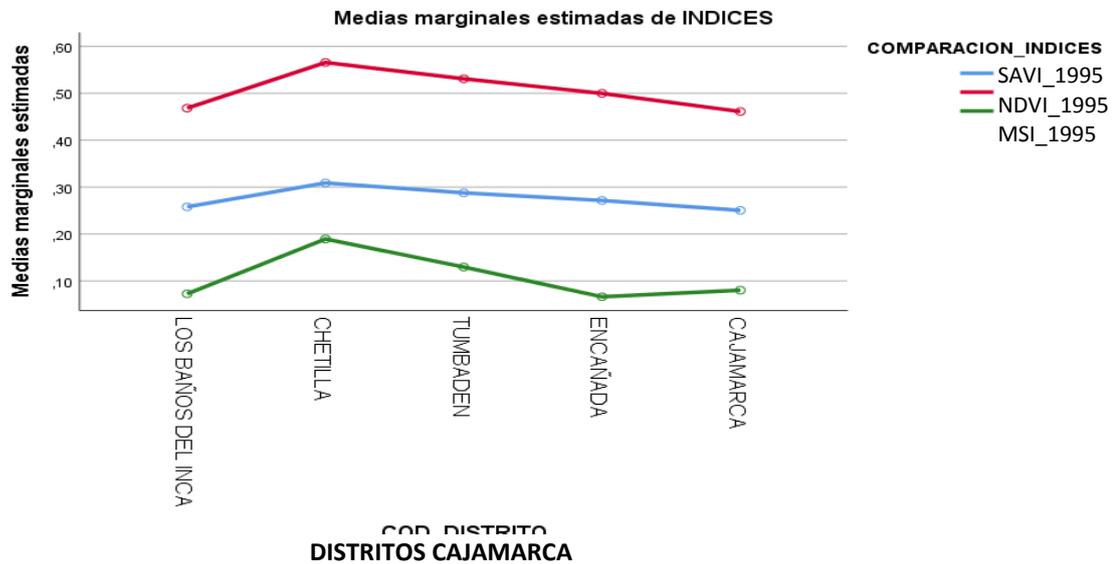


Figura 57. Variación de los Índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI 1995 y Distritos de Cajamarca.

De la figura 57 se desprende que los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI 1995 presentan diferencias significativas, siendo los más afectados Los Baños del Inca, Encañada y Cajamarca.

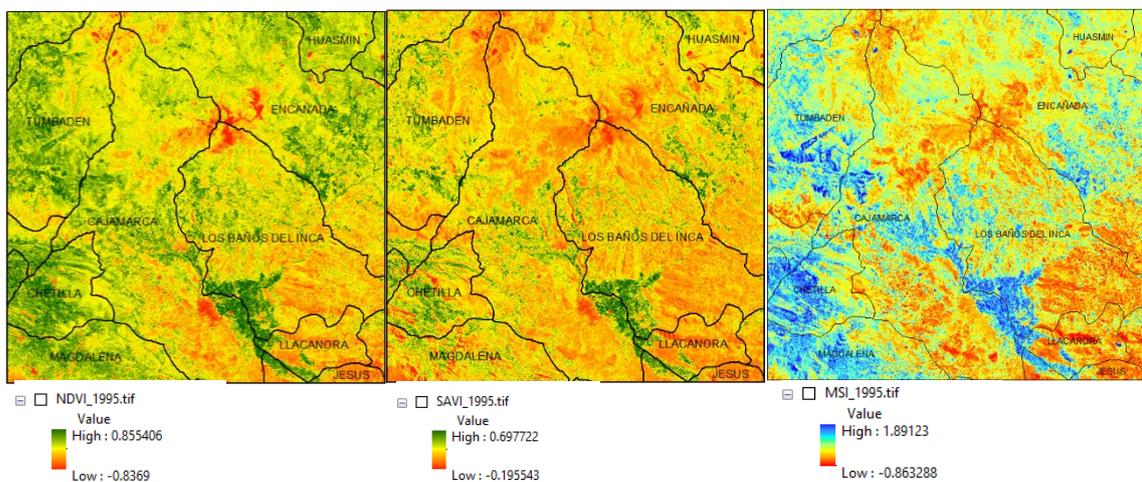


Figura 58. Representación gráfica de los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI 1995.

Las imágenes Landsat procesadas (Figura 58) registran el siguiente comportamiento: para el NDVI se observan una mayor cantidad de vegetación de diferentes características; mientras que para SAVI, fue corregida teniendo en cuenta el NDVI, podemos observar una menor cantidad de vegetación y el incremento de suelos descubiertos; para la imagen del MSI la variedad del azul hace notar un buen estado hídrico del suelo y las otras tonalidades la presencia de suelo que carecen de agua o riego. Esta variación observada en la imagen generalmente se da en los distritos de Cajamarca, Los Baños del Inca y Encañada.

NDVI-SAVI-MSI_2010

Normalidad

Tabla 38. Prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y Shapiro-Wilk para NDVI, SAVI y MSI 2010 y los distritos de Cajamarca.

	DISTRITO	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
		S	Estadístico	Gl	Sig.	Estadístico	Gl
NDVI_2010	CAJAMAR C	,088	50	,200*	,977	50	,417
	CHETILLA	,095	50	,200*	,967	50	,182
	ENCAÑAD	,074	50	,200*	,981	50	,585
	LOS BAÑ	,104	50	,200*	,955	50	,055
	TUMBAD EN	,073	50	,200*	,968	50	,198
SAVI_2010	CAJAMAR C	,098	50	,200*	,930	50	,006
	CHETILLA	,069	50	,200*	,985	50	,772
	ENCAÑAD	,090	50	,200*	,974	50	,335
	LOS BAÑ	,108	50	,200*	,933	50	,007
	TUMBAD EN	,094	50	,200*	,977	50	,426
MSI_2010	CAJAMAR C	,172	50	,001	,931	50	,006
	CHETILLA	,134	50	,026	,953	50	,046
	ENCAÑAD	,080	50	,200*	,978	50	,472
	LOS BAÑ	,121	50	,067	,946	50	,023
	TUMBAD EN	,130	50	,034	,943	50	,017

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

Según la significancia (Tabla 38) la prueba de normalidad para el año 2010 se cumple para la mayoría de los casos (NDVI y SAVI), es decir que las varianzas son iguales; excepto para el índice MSI de Cajamarca (0.001), Chetilla (0.026) y Tumbaden (0.034).

Homocestacidad

Tabla 39. Prueba de homogeneidad de varianzas (homocestacidad) para NDVI, SAVI y MSI 2010 y los distritos de Cajamarca.

		Estadístico de Levene	gl1	gl2	Sig.
NDVI_2010	Se basa en la media	6,946	4	245	,000
	Se basa en la mediana	6,823	4	245	,000
	Se basa en la mediana y con gl ajustado	6,823	4	179,181	,000
	Se basa en la media recortada	6,941	4	245	,000
SAVI_2010	Se basa en la media	4,868	4	245	,001
	Se basa en la mediana	4,576	4	245	,001
	Se basa en la mediana y con gl ajustado	4,576	4	177,534	,002
	Se basa en la media recortada	4,755	4	245	,001
MSI_2010	Se basa en la media	1,176	4	245	,322
	Se basa en la mediana	,767	4	245	,548
	Se basa en la mediana y con gl ajustado	,767	4	220,879	,548
	Se basa en la media recortada	1,094	4	245	,360

Prueba de homogeneidad de varianzas de los índices de vegetación (NDVI, SAVI y MSI) 2010 y su significancia.

Para los índices NDVI y SAVI 2010 (Tabla 39) el nivel de significancia es menor 0.05, es decir no existe homogeneidad; pero para en MSI_2010 si existe. Debido a que el ANOVA es robusta se puede aplicar a los casos de NDVI y SAVI 2010, pero no al MSI por no cumplir con la prueba de la normalidad. Realizamos la **prueba de post hoc**, para distinguir entre que grupos hay diferencias. Si asumimos que la varianza es igual, haremos la prueba

de Tukey y si no asumimos que las varianzas son iguales realizaremos la prueba de Games Howell.

Tabla 40. Prueba de análisis de las varianzas (ANOVA) para NDVI, SAVI y MSI 2010.

		Suma de cuadrados	Gl	Media cuadrática	F	Sig.
NDVI_2010	Entre grupos	,653	4	,163	8,839	,000
	Dentro de grupos	4,528	245	,018		
	Total	5,181	249			
SAVI_2010	Entre grupos	,198	4	,049	6,060	,000
	Dentro de grupos	1,997	245	,008		
	Total	2,194	249			
MSI_2010	Entre grupos	,625	4	,156	6,249	,000
	Dentro de grupos	6,131	245	,025		
	Total	6,757	249			

Prueba de varianzas para los índices NDVI, SAVI y MSI 2010 y su significancia.

El ANOVA (tabla 40) nos indica que las varianzas son diferentes para NDVI y SAVI 2010, Sig. < 0.05 y está diferencia es significativa. Debemos realizar la prueba post hoc para identificar entre que distritos los índices NDVI y SAVI son diferentes, para lo cual seleccionaremos Games Howell.

Tabla 41. Prueba de comparaciones múltiples de para el NDVI, SAVI y MSI 1995 y los distritos de Cajamarca.

Variable dependiente	(I) COD_DISTrito	(J) COD_DISTrito	Diferencia de medias (I-J)	Desv. Error	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
						Límite inferior	Límite superior
NDVI_2010	LOS BAÑOS DEL INCA	CHETILLA	-,0473813	,0212599	,178	-,106541	,011778
		TUMBADEN	-,1212123*	,0238220	,000	-,187419	-,055006
	CHETILLA	ENCAÑADA	-,0325138	,0249054	,688	-,101740	,036713
		CAJAMARCA	,0302359	,0325783	,885	-,060673	,121145
	LOS BAÑOS DEL INCA	CHETILLA	,0473813	,0212599	,178	-,011778	,106541

	TUMBADEN	- ,0738310*	,0212331	,007	-,132915	-,014747
	ENCAÑADA	,0148675	,0224419	,964	-,047634	,077369
	CAJAMARCA	,0776172	,0307361	,097	-,008474	,163709
TUMBADEN	LOS BAÑOS DEL INCA	,1212123*	,0238220	,000	,055006	,187419
	CHETILLA	,0738310*	,0212331	,007	,014747	,132915
	ENCAÑADA	,0886985*	,0248826	,005	,019535	,157862
	CAJAMARCA	,1514482*	,0325609	,000	,060585	,242311
ENCAÑADA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0325138	,0249054	,688	-,036713	,101740
	CHETILLA	-,0148675	,0224419	,964	-,077369	,047634
	TUMBADEN	- ,0886985*	,0248826	,005	-,157862	-,019535
	CAJAMARCA	,0627497	,0333617	,336	-,030243	,155742
CAJAMARCA	LOS BAÑOS DEL INCA	-,0302359	,0325783	,885	-,121145	,060673
A	CHETILLA	-,0776172	,0307361	,097	-,163709	,008474
	TUMBADEN	- ,1514482*	,0325609	,000	-,242311	-,060585
	ENCAÑADA	-,0627497	,0333617	,336	-,155742	,030243

SAVI_2010

Games- LOS	CHETILLA	-,0152559	,0137902	,803	-,053687	,023175
Howell BAÑOS	TUMBADEN	-,0621630*	,0173106	,005	-,110287	-,014039
DEL INCA	ENCAÑADA	-,0132771	,0168086	,933	-,059996	,033442
	CAJAMARCA	,0238856	,0209027	,783	-,034381	,082152
CHETILLA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0152559	,0137902	,803	-,023175	,053687
	TUMBADEN	-,0469071*	,0150652	,021	-,088960	-,004854
	ENCAÑADA	,0019789	,0144855	1,00	-,038426	,042384
	CAJAMARCA	,0391416	,0190847	,254	-,014358	,092641
TUMBADE	LOS BAÑOS DEL INCA	,0621630*	,0173106	,005	,014039	,110287
N	CHETILLA	,0469071*	,0150652	,021	,004854	,088960
	ENCAÑADA	,0488859	,0178695	,056	-,000780	,098552
	CAJAMARCA	,0860486*	,0217649	,001	,025464	,146633
ENCAÑAD	LOS BAÑOS DEL INCA	,0132771	,0168086	,933	-,033442	,059996
A	CHETILLA	-,0019789	,0144855	1,00	-,042384	,038426
	TUMBADEN	-,0488859	,0178695	,056	-,098552	,000780
	CAJAMARCA	,0371627	,0213678	,416	-,022351	,096676

CAJAMARCA	LOS BAÑOS DEL INCA	-,0238856	,0209027	,783	-,082152	,034381
	CHETILLA	-,0391416	,0190847	,254	-,092641	,014358
	TUMBADEN	-,0860486*	,0217649	,001	-,146633	-,025464
	ENCAÑADA	-,0371627	,0213678	,416	-,096676	,022351

MSI_2010

Games- Howell	LOS BAÑOS DEL INCA	CHETILLA	-,0366019	,0286918	,707	-,116350	,043146
	DEL INCA	TUMBADEN	-,1394793*	,0328210	,000	-,230754	-,048205
		ENCAÑADA	-,0078340	,0293784	,999	-,089483	,073815
		CAJAMARCA	-,0342222	,0325149	,830	-,124637	,056192
CHETILLA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0366019	,0286918	,707	-,043146	,116350	
	TUMBADEN	-,1028774*	,0319628	,015	-,191812	-,013943	
	ENCAÑADA	,0287679	,0284163	,849	-,050211	,107747	
	CAJAMARCA	,0023797	,0316484	1,00	-,085668	,090427	
TUMBADEN	LOS BAÑOS DEL INCA	,1394793*	,0328210	,000	,048205	,230754	
	CHETILLA	,1028774*	,0319628	,015	,013943	,191812	
	ENCAÑADA	,1316453*	,0325804	,001	,041028	,222262	
	CAJAMARCA	,1052571*	,0354347	,030	,006776	,203738	
ENCAÑADA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0078340	,0293784	,999	-,073815	,089483	
	CHETILLA	-,0287679	,0284163	,849	-,107747	,050211	
	TUMBADEN	-,1316453*	,0325804	,001	-,222262	-,041028	
	CAJAMARCA	-,0263882	,0322721	,925	-,116138	,063361	
CAJAMARCA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0342222	,0325149	,830	-,056192	,124637	
	CHETILLA	-,0023797	,0316484	1,00	-,090427	,085668	
	TUMBADEN	-,1052571*	,0354347	,030	-,203738	-,006776	
	ENCAÑADA	,0263882	,0322721	,925	-,063361	,116138	

*. La diferencia de medias es significativa en el nivel 0.05.

De la tabla 41 para el NDVI_2010 y por las condiciones del ANOVA aplicamos la comparación de pares la prueba de Games_Howell. La diferencia significativa fue en: Los Baños del Inca – Tumbaden (-0,1212123), Chetilla – Tumbaden (-0,0738310), Tumbaden – Encañada (0,0886985) y Tumbaden – Cajamarca (0,1514482)

También para SAVI_2010 aplicamos la comparación de pares la prueba de Games_Howell: Los Baños del Inca – Tumbaden (0-,0621630), Chetilla – Tumbaden (-0,0469071), Tumbaden – Encañada (0,0886985) y Tumbaden – Cajamarca (0,0860486). Puesto que no se cumple la prueba de la normalidad, es decir las varianzas son diferentes, para MSI_2010 se aplica la prueba no paramétrica para 5 muestras independientes.

Tabla 42. Estadísticos descriptivos para MSI_2010 y los distritos de Cajamarca.

	N	Media	Desv. Desviación	Mínimo	Máximo
MSI_2010	250	,045560	,1647276	-,2843	,5465
COD_DISTRI TO	250	3,00	1,417	1	5

Descripción de la media y desviación de las 250 muestras obtenidas en los distritos de Cajamarca.

El índice de estrés hídrico es sometido a una prueba no paramétricas, puesto que no cumple con la normalidad. Los resultados obtenidos fueron de una media de 0,04556 y un mínimo de -0,2843 y máximo de 0,5465 para una muestra de 250 puntos en los cinco distritos de Cajamarca (tabla 42).

Tabla 43. Estadístico de prueba Kruskal-Wallis para MSI_2010

	MSI_201 0
H de Kruskal- Wallis	21,010
G1	4
Sig. Asintótica	,000

a. Prueba de Kruskal Wallis

b. Variable de agrupación:

COD_DISTRITO

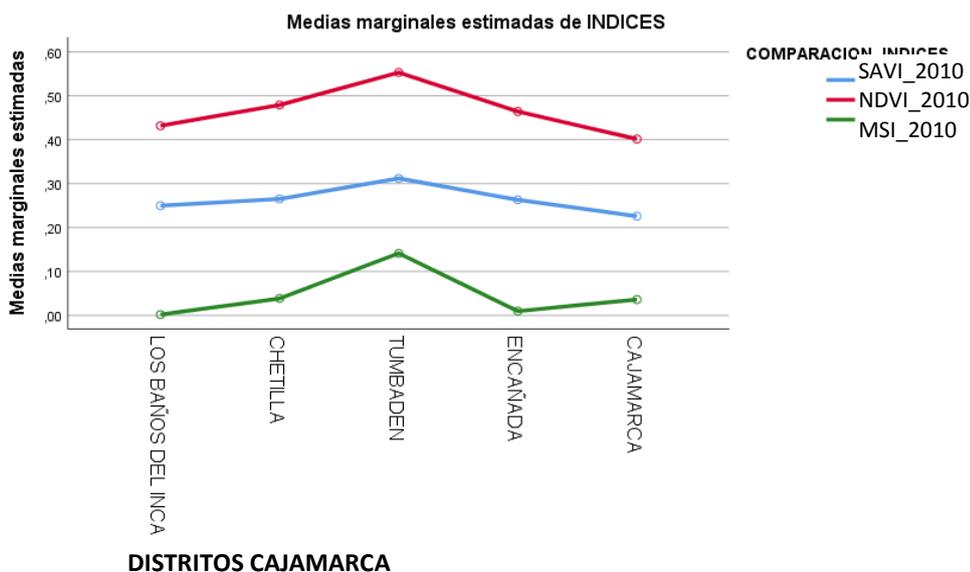


Figura 59. Variación de los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI 2010.

Para la prueba de Kruskal Wallis (Tabla 43), para muestras no paramétrica, podemos mencionar que existen diferencias significativas puesto que la significancia asintótica es menor a 0,05. De la figura 59 deducimos que los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI 2010 presentan diferencias significativas, siendo los más afectados Los Baños del

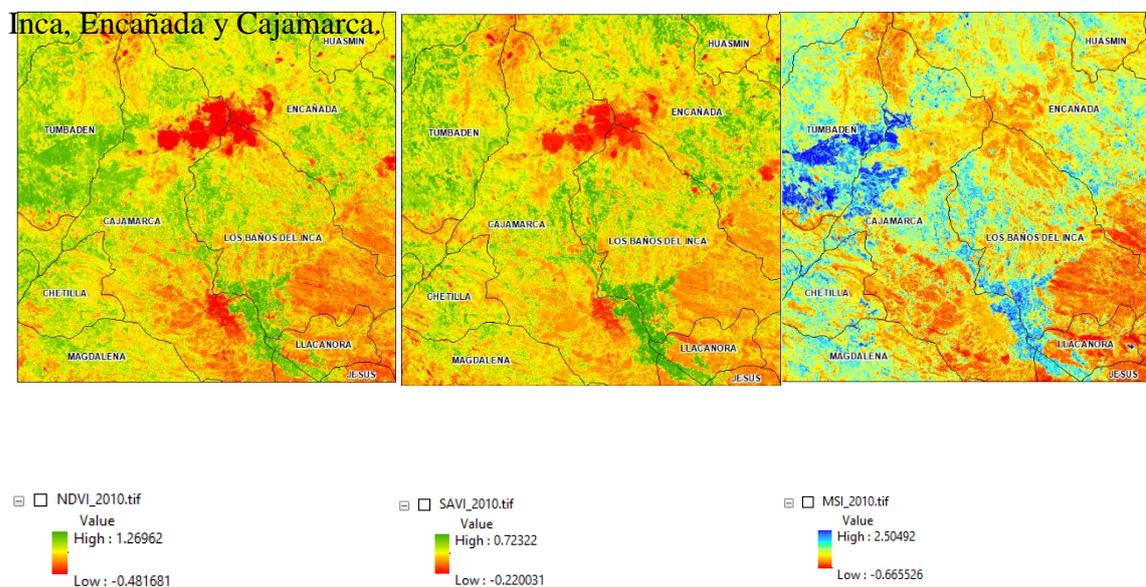


Figura 60. Variación de las imágenes de los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI 2010.

La variación de los índices de vegetación es notoria destacando las diversas áreas de vegetación en los diversos distritos (NDVI), al ser corregido estos valores podemos

observar un descenso de las áreas verdes (SAVI), finalmente las tonalidades del azul hacen notar que ciertas zonas tienen buen estado hídrico, mientras otras escasean de agua (MSI).

NDVI-SAVI-MSI_2018

Normalidad

Tabla 44. Prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y Shapiro-Wilk para el NDVI, SAVI y MSI 2018 y los distritos de Cajamarca.

	DISTRITOS	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
		Estadístico	Gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
NDVI_2018	CAJAMAR C	,096	50	,200*	,924	50	,003
	CHETILLA	,070	50	,200*	,989	50	,915
	ENCAÑAD	,092	50	,200*	,980	50	,547
	LOS BAÑ	,110	50	,177	,965	50	,148
	TUMBADE N	,070	50	,200*	,980	50	,554
SAVI_2018	CAJAMAR C	,108	50	,199	,964	50	,127
	CHETILLA	,095	50	,200*	,968	50	,196
	ENCAÑAD	,119	50	,073	,953	50	,045
	LOS BAÑ	,151	50	,006	,945	50	,020
	TUMBADE N	,113	50	,140	,929	50	,005
MSI_2018	CAJAMAR C	,122	50	,062	,951	50	,037
	CHETILLA	,071	50	,200*	,986	50	,800
	ENCAÑAD	,072	50	,200*	,969	50	,217
	LOS BAÑ	,068	50	,200*	,977	50	,436
	TUMBADE N	,087	50	,200*	,970	50	,221

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

La prueba de Normalidad se cumple para en NDVI y MSI 2018, por el nivel de significancia que son mayores a 0,05; pero para SAVI_2018 Los Baños del Inca (0,006) no existe normalidad (tabla 44)

Homocestacidad

Tabla 45. Prueba de homogeneidad de varianzas (homocestacidad) para NDVI, SAVI y MSI 2018 y los distritos de Cajamarca.

		Estadístico de Levene	gl1	gl2	Sig.
NDVI_2018	Se basa en la media	5,046	4	245	,001
	Se basa en la mediana	4,520	4	245	,002
	Se basa en la mediana y con gl ajustado	4,520	4	191,543	,002
	Se basa en la media recortada	4,889	4	245	,001
SAVI_2018	Se basa en la media	1,730	4	245	,144
	Se basa en la mediana	1,509	4	245	,200
	Se basa en la mediana y con gl ajustado	1,509	4	237,902	,200
	Se basa en la media recortada	1,706	4	245	,149
MSI_2018	Se basa en la media	,600	4	245	,663
	Se basa en la mediana	,498	4	245	,737
	Se basa en la mediana y con gl ajustado	,498	4	243,279	,737
	Se basa en la media recortada	,587	4	245	,672

De la tabla 45 mencionamos que NDVI_2018 no tiene homogeneidad; pero para SAVI y MSI 2018 si son homogéneos, debemos recordar también que para SAVI 2018 las varianzas son diferentes. Por la robustez del ANOVA la prueba será aplicada al NDVI_2018 y MSI_2018.

Tabla 46. Prueba de análisis de las varianzas (ANOVA) para el NDVI, SAVI y MSI 2018.

		Suma de cuadrados	Gl	Media cuadrática	F	Sig.
NDVI_2018	Entre grupos	,625	4	,156	8,170	,000
	Dentro de grupos	4,688	245	,019		
	Total	5,313	249			
SAVI_2018	Entre grupos	,189	4	,047	4,852	,001
	Dentro de grupos	2,389	245	,010		
	Total	2,578	249			
MSI_2018	Entre grupos	,178	4	,045	1,794	,131
	Dentro de grupos	6,078	245	,025		
	Total	6,257	249			

Análisis de la varianza para los índices NDVI, SAVI y MSI 2018 entre los distritos de Cajamarca.

El ANOVA (Tabla 46) indica que existen diferencias en la varianza para NDVI 2018 por el nivel de significancia menor que 0.05, para lo cual seleccionaremos Games Howell. Para el caso del MSI_2018 la varianza es igual, entonces aplicaremos la prueba de Tukey para establecer en que distritos se produce esta diferencia.

Tabla 47 Prueba de comparaciones múltiples de para el NDVI, SAVI y MSI 2018 y los distritos de Cajamarca

Variable dependiente	(I) COD_DIST RITO	(J) COD_DISTRITO	Diferencia de medias (I-J)	Desv. Error	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
						Límite inferior	Límite superior
NDVI_2018							
Games - Howell	LOS BAÑOS DEL INCA	CHETILLA	-,0362296	,0221062	,477	-,097732	,025273
		TUMBADEN	-,0408177	,0247211	,469	-,109523	,027888
		ENCAÑADA	-,0018129	,0265833	1,000	-,075723	,072097
		CAJAMARCA	,0979675*	,0318403	,023	,009206	,186730
	CHETILLA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0362296	,0221062	,477	-,025273	,097732
		TUMBADEN	-,0045880	,0222556	1,000	-,066512	,057336
		ENCAÑADA	,0344167	,0243075	,619	-,033312	,102145
		CAJAMARCA	,1341972*	,0299664	,000	,050378	,218016
	TUMBADEN	LOS BAÑOS DEL INCA	,0408177	,0247211	,469	-,027888	,109523
		CHETILLA	,0045880	,0222556	1,000	-,057336	,066512
		ENCAÑADA	,0390048	,0267077	,590	-,035247	,113256
		CAJAMARCA	,1387852*	,0319442	,000	,049746	,227825
	ENCAÑADA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0018129	,0265833	1,000	-,072097	,075723
		CHETILLA	-,0344167	,0243075	,619	-,102145	,033312
		TUMBADEN	-,0390048	,0267077	,590	-,113256	,035247
		CAJAMARCA	,0997805*	,0334062	,029	,006805	,192756
	CAJAMARCA	LOS BAÑOS DEL INCA	-,0979675*	,0318403	,023	-,186730	-,009206
		CHETILLA	-,1341972*	,0299664	,000	-,218016	-,050378
		TUMBADEN	-,1387852*	,0319442	,000	-,227825	-,049746
		ENCAÑADA	-,0997805*	,0334062	,029	-,192756	-,006805

MSI_2018

HSD Tukey	LOS BAÑOS DEL INCA	CHETILLA	-,0008883	,0315025	1,000	-,087463	,085687
		TUMBADEN	-,0324551	,0315025	,841	-,119030	,054120
		ENCAÑADA	,0060079	,0315025	1,000	-,080567	,092583
		CAJAMARCA	,0507992	,0315025	,491	-,035776	,137374
	CHETILLA	LOS BAÑOS DEL INCA	,0008883	,0315025	1,000	-,085687	,087463
		TUMBADEN	-,0315668	,0315025	,854	-,118142	,055008
		ENCAÑADA	,0068962	,0315025	,999	-,079679	,093471

	CAJAMARCA	,0516875	,0315025	,473	-,034888	,138263
TUMBADEN	LOS BAÑOS DEL INCA	,0324551	,0315025	,841	-,054120	,119030
	CHETILLA	,0315668	,0315025	,854	-,055008	,118142
	ENCAÑADA	,0384630	,0315025	,739	-,048112	,125038
	CAJAMARCA	,0832543	,0315025	,066	-,003321	,169829
ENCAÑADA	LOS BAÑOS DEL INCA	-,0060079	,0315025	1,000	-,092583	,080567
	CHETILLA	-,0068962	,0315025	,999	-,093471	,079679
	TUMBADEN	-,0384630	,0315025	,739	-,125038	,048112
	CAJAMARCA	,0447913	,0315025	,614	-,041784	,131366
CAJAMARCA	LOS BAÑOS DEL INCA	-,0507992	,0315025	,491	-,137374	,035776
	CHETILLA	-,0516875	,0315025	,473	-,138263	,034888
	TUMBADEN	-,0832543	,0315025	,066	-,169829	,003321
	ENCAÑADA	-,0447913	,0315025	,614	-,131366	,041784

*. La diferencia de medias es significativa en el nivel 0.05

De la tabla 47 para el NDVI 2018, y por las condiciones del ANOVA aplicamos la comparación de pares la prueba de Games_Howell. Las diferencias significativas fueron en: NDVI_2018 Los Baños del Inca – Cajamarca (-0,0979675*), Chetilla - Cajamarca (0,1341972*), Tumbaden – Cajamarca (0,1387852*), Encañada – Cajamarca (0,0997805*)

También para MSI_2018 aplicamos la comparación de pares la prueba de Tukey en la que observamos que no se presentan diferencias significativas entre los distritos.

Como no existe Normalidad para la prueba SAVI_2018 empleamos una prueba no paramétrica de las varianzas.

Tabla 48. Estadísticos descriptivos para SAVI_1995 y los distritos de Cajamarca.

	N	Media	Desv. Desviación	Mínimo	Máximo
SAVI_2018	250	,279756	,1017594	-,0119	,5775
COD_DISTRI TO	250	3,00	1,417	1	5

Análisis de la media y desviación de las 250 muestras obtenidas en Cajamarca.

De la tabla 48 deducimos que la media del índice de vegetación ajustado al suelo es de 0,279756 con un valor mínimo de -0,0119 y máximo de 0,5775. Estos resultados corresponden a 250 muestras analizadas en los 5 distritos.

Tabla 49. Estadístico de prueba Kruskal-Wallis para SAVI_2018.

	SAVI_2018
H de Kruskal-Wallis	25,342
Gl	4
Sig. Asintótica	,000

a. Prueba de Kruskal Wallis
b. Variable de agrupación:
COD_DISTRITO

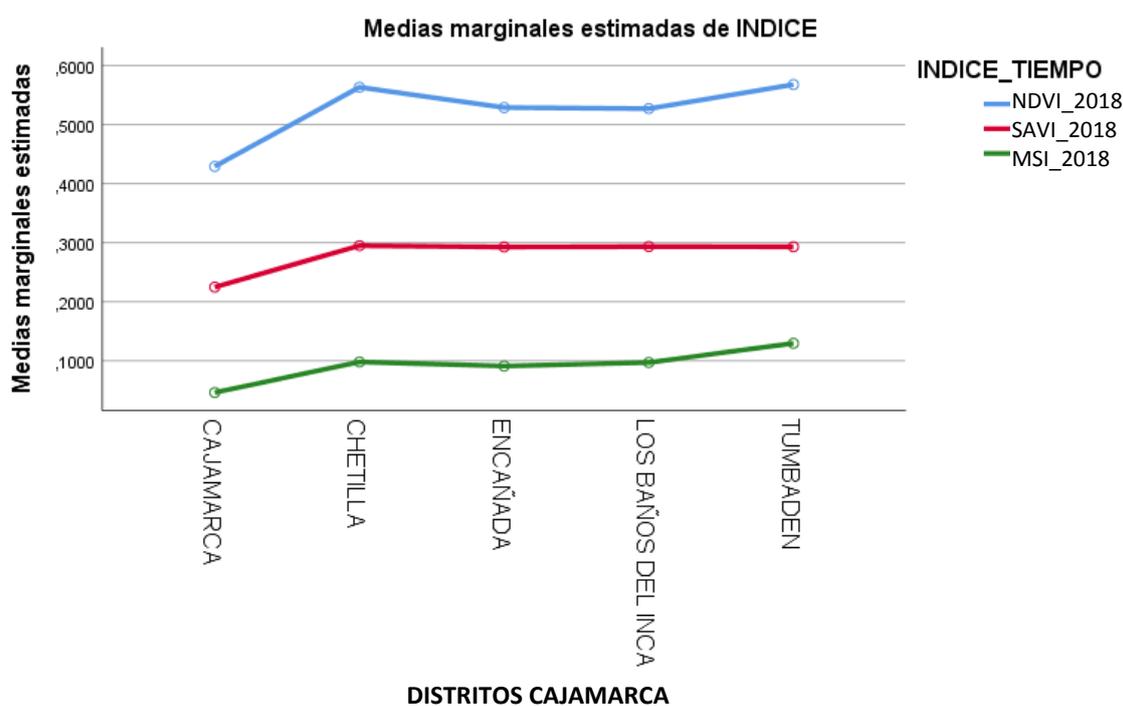


Figura 61. Variación de los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI 2018.

Para la prueba de Kruskal Wallis (Tabla 49), para muestras no paramétricas encontramos que las diferencias de las varianzas son significativas, puesto que la Sig. Asintótica es menor a 0.05, afirmando la prueba del investigador. Que la diferencia de las varianzas es significativa.

De la figura 61 deducimos que los índices de vegetación NDVI y SAVI 2018 presentan diferencias significativas, siendo los más afectados Los Baños del Inca, Encañada y Cajamarca. Con respecto al MSI 2018 mencionamos que existe varianza, pero no son significativas con respecto a los diferentes distritos. En la figura 62 podemos también observar la variación de los índices de vegetación, destacando las diversas áreas de vegetación en los diversos distritos (NDVI), al ser corregido estos valores podemos observar un descenso en las áreas verdes (SAVI), en ambos índices las varianzas son significativas. Finalmente, las tonalidades del azul hacen notar un buen estado hídrico, mientras otras escasean de agua (MSI), pero sus diferencias no son significativas.

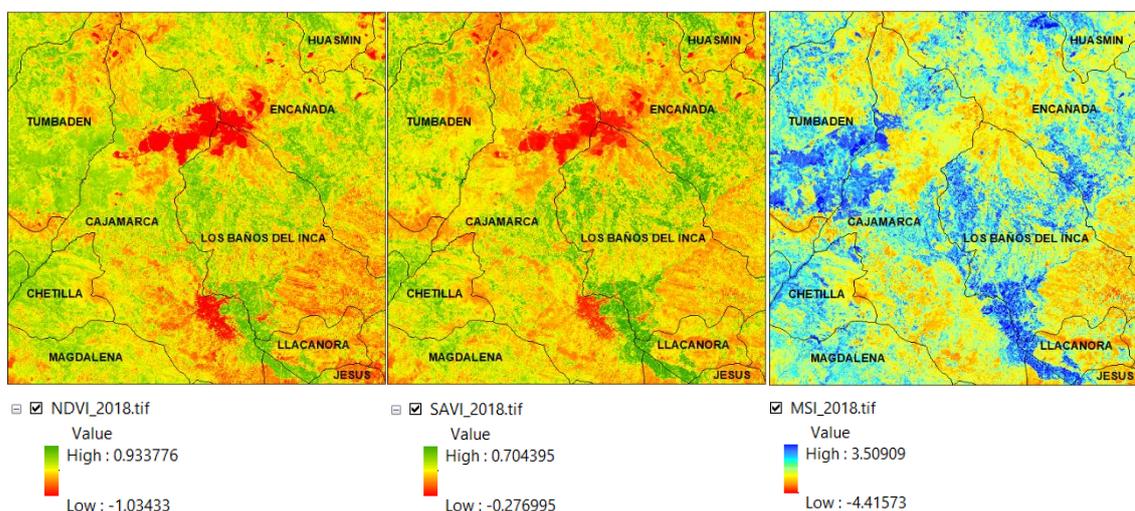


Figura 62. Variación de las imágenes de los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI 2018.

4.1.3. Hipótesis 3.

El problema es comprobar las diferencias significativas en los índices de vegetación que se presenta tanto longitudinal y transversalmente, para posteriormente cuantificar en

hectáreas la variación de la cobertura vegetal en los distritos de Cajamarca., para lo cual realizamos la siguiente pregunta:

¿Los índices de vegetación procesados, derivados de los diferentes sensores, permitirán cuantificar y diferenciar la variación en hectáreas de cobertura vegetal afectadas a medida que transcurre el tiempo en los distritos de Cajamarca?

Para responder la pregunta debemos cumplir con el objetivo planteado:

Cuantificar y evaluar la variación de las hectáreas de cobertura vegetal afectada en los distritos de Cajamarca.

De lo mencionado se desprende la siguiente hipótesis:

Los índices de vegetación, derivados sensores, permitirán cuantificar y diferenciar las hectáreas de cobertura vegetal que han sido afectadas a medida que pasa el tiempo en los distritos de Cajamarca.

H0: No existe diferencia en las hectáreas afectadas de la cobertura vegetal a medida que transcurre el tiempo.

H1: Existen diferencias en las hectáreas afectadas de la cobertura vegetal a medida que transcurre el tiempo.

VI. Tiempo

V.D: Cobertura vegetal (Ha).

Tabla 50. Estadísticas de muestras emparejadas NDVI 1995, 2010 y 2018

		Media	N	Desv. Desviación	Desv. Error promedio
Par 1	NDVI_1995_H a	16902,9778	9	7536,78340	2512,26113
	NDVI_2010_H a	16902,9767	9	6716,12745	2238,70915
Par 2	NDVI_1995_H a	16902,9778	9	7536,78340	2512,26113
	NDVI_2018	16902,9744	9	6806,42542	2268,80847
Par 3	NDVI_2010_H a	16902,9767	9	6716,12745	2238,70915
	NDVI_2018	16902,9744	9	6806,42542	2268,80847

NDVI. Número, media y desviación de la cobertura vegetal en (Ha) en los Distritos de Cajamarca

La cobertura vegetal expresada con el NDVI en los periodos 1995, 2010 y 2018 está representada por nueve regiones donde la media y desviación de las muestras emparejadas están dados en hectáreas. La media entre los periodos 1995, 2010 y 2018 han descendido; la desviación también se caracteriza por un descenso, pero entre los periodos 2010 y 2018 se incrementan, tabla 50.

Tabla 51. Prueba de muestras emparejadas NDVI 1995, 2010 y 2018

		Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia		T	gl.	Sig. (bilateral)
					Inferior	Superior			
Par 1	NDVI_1995_ Ha - NDVI_2010_ Ha	,00111	1313,89936	437,96645	-1009,95134	1009,95356	,000	8	1,000
Par 2	NDVI_1995_ Ha - NDVI_2018	,00333	4399,31200	1466,43733	-3381,60722	3381,61389	,000	8	1,000
Par 3	NDVI_2010_ Ha - NDVI_2018	,00222	3197,77023	1065,92341	-2458,02157	2458,02602	,000	8	1,000

NDVI diferencias emparejadas de la cobertura vegetal de Cajamarca, medias, desviación y t de Student.

Las pruebas emparejadas del NDVI los resultados obtenidos en la prueba de t Student para las 9 regiones se observa que el resultado es menor que 0.05, lo que indica que existen diferencias significativas a medida que transcurre el tiempo (tabla 51).

Lo observado en la tabla 51 de las diferencias significativas se puede apreciar en la figura 63, es decir: hay variación en la cobertura vegetal en los años mencionados.

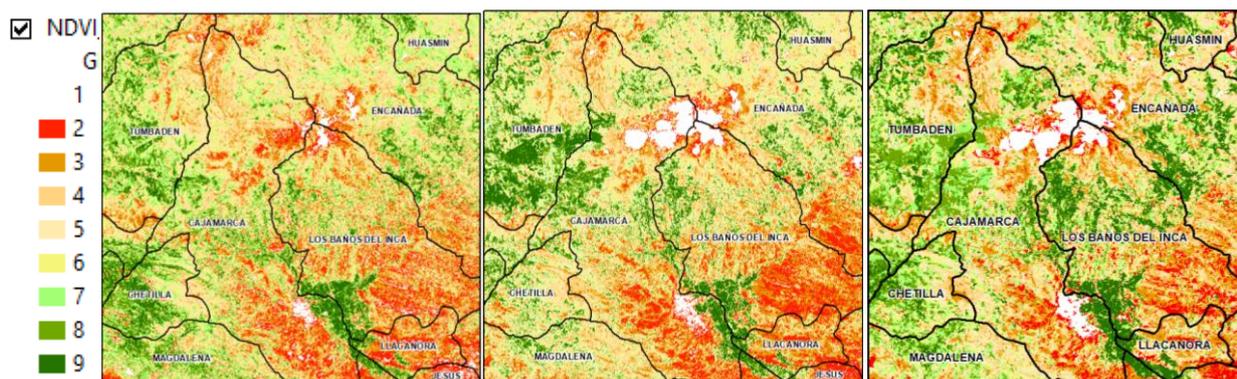


Figura 63. Variación en hectáreas de la cobertura vegetal y del NDVI 1995, 2010 y 2018.

Tabla 52. Área y Variación en hectáreas de la cobertura vegetal (NDVI) 1995, 2010 y 2018.

COBERTURA VEGETAL	NDVI_1995	NDVI_2010	NDVI_2018	NDVI_1995-2010		NDVI_1995-2018	
	Ha	Ha	Ha	Ha	%	Ha	%
1	3997.60	4510.69	4979.41	513.09	12.83	981.81	24.56
2	13500.57	12989.05	8713.41	-511.52	-3.79	-4787.16	-35.46
3	19575.96	19682.31	20709.88	106.35	0.54	1133.93	5.79
4	22710.46	23268.83	26713.25	558.37	2.46	4002.79	17.63
5	26287.65	24987.99	23441.05	-1299.66	-4.94	-2846.60	-10.83
6	24792.17	22561.08	18179.29	-2231.08	-9.00	-6612.87	-26.67
7	19111.17	18561.70	16756.98	-549.47	-2.88	-2354.19	-12.32
8	13557.95	14976.44	17984.23	1418.49	10.46	4426.28	32.65
9	8593.27	10588.70	14649.27	1995.43	23.22	6056.01	70.47

NDVI. Áreas de las coberturas vegetales y su variación ocurridas en los periodos 1995, 2010 y 2018.

La variación de las hectáreas (tabla 52) la cobertura vegetal de las regiones 1, 3, 4, 8 y 9 han sufrido un incremento; mientras que las regiones 2, 5, 6 y 7 muestran un descenso.

Finalmente, la línea de tendencia muestra las variaciones ocurridas en la cobertura vegetal en las nueve regiones que caracterizan al NDVI 1995, 2010 y 2018.

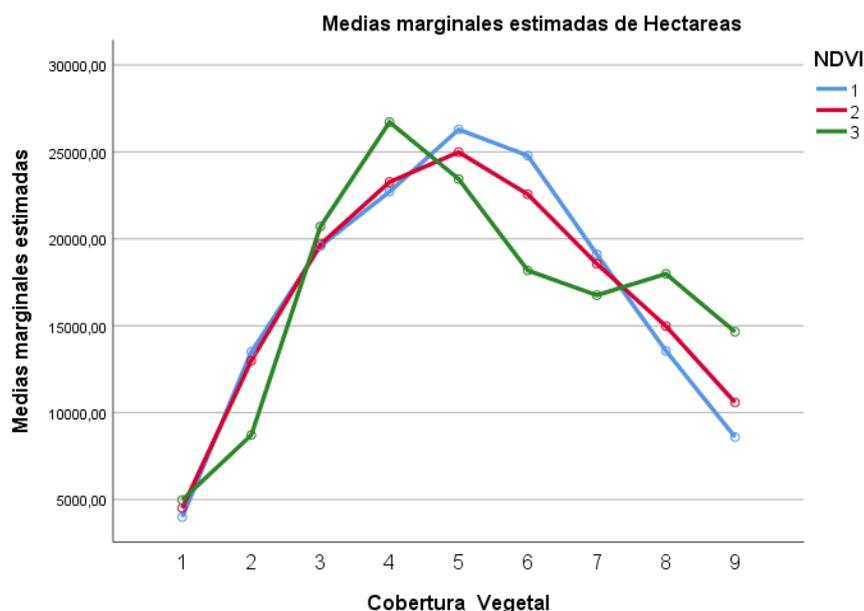


Figura 64. Comportamiento de la cobertura vegetal y del NDVI 1995, 2010 y 2018.

Tabla 53. Estadísticas de muestras emparejadas SAVI 1995, 2010 y 2018

		Media	N	Desv. Desviación	Desv. Error promedio
Par 1	SAVI_1995_Ha	16902,9767	9	8398,50144	2799,50048
	SAVI_2010_Ha	16902,9767	9	7982,60514	2660,86838
Par 2	SAVI_1995_Ha	16902,9767	9	8398,50144	2799,50048
	SAVI_2018	16902,9765	9	7777,68077	2592,56026
Par 3	SAVI_2017_Ha	16902,9767	9	7269,02184	2423,00728
	SAVI_2018	16902,9765	9	7777,68077	2592,56026

SAVI. Número, media y desviación de la cobertura vegetal en (Ha) en los Distritos de Cajamarca

La cobertura vegetal expresada con el SAVI en los periodos 1995, 2010 y 2018 está representada por nueve regiones donde la media y desviación de las muestras emparejadas están dados en hectáreas. La media entre los periodos 1995 y 2010 es igual (par1), pero en par 2 y 3 se observa un descenso; la desviación también se caracteriza por un descenso par 1 y 2, pero entre en par 3 se incrementan, tabla 53.

Tabla 54. Prueba de muestras emparejadas SAVI 1995, 2010 y 2018

		Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia		t	gl	Sig. (bilateral)
					Inferior	Superior			
Par 1	SAVI_1995_Ha - SAVI_2010_Ha	,00000	1426,37789	475,4593	-1096,4111	1096,4111	,000	8	1,000
Par 2	SAVI_1995_Ha - SAVI_2018	,00019	2123,69481	707,8982	-1632,4161	1632,4165	,000	8	1,000
Par 3	SAVI_2017_Ha - SAVI_2018	,00019	1541,64617	513,8820	-1185,0139	1185,0143	,000	8	1,000

SAVI diferencias emparejadas de la cobertura vegetal de Cajamarca, medias, desviación y t de Student.

Las pruebas emparejadas del SAVI los resultados obtenidos en la prueba de t Student para las 9 regiones se observa que el resultado es menor que 0.05, lo que indica que existen diferencias significativas a medida que transcurre el tiempo (tabla 54)

Según la prueba de hipótesis existe diferencias significativas (tabla 54), esto se puede corroborar en la figura 65, es decir: hay variación en la cobertura vegetal expresados por el índice SAVI en los años mencionados.

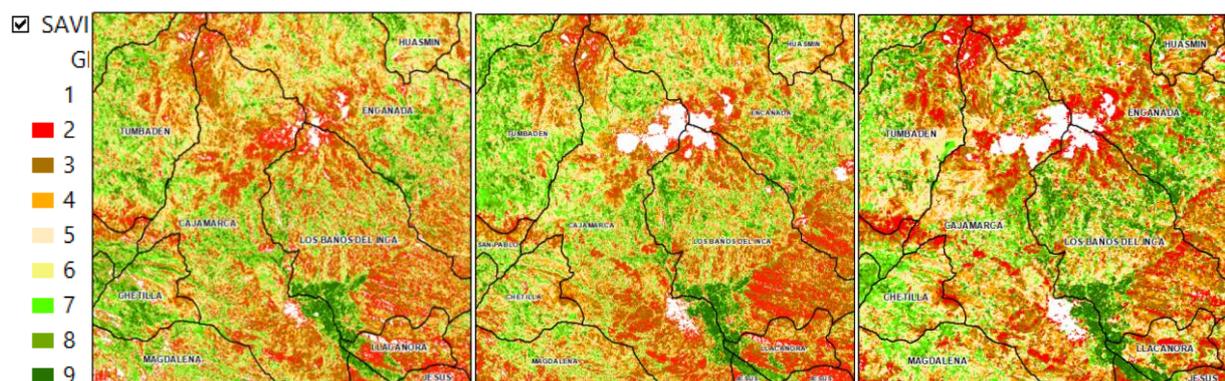


Figura 65. Variación en hectáreas de la cobertura vegetal y del SAVI 1995, 2010 y 2018.

Tabla 55. Área y Variación en hectáreas de la cobertura vegetal (SAVI) 1995, 2010 y 2018.

COBERTURA VEGETAL	SAVI_1995	SAVI_2010	SAVI_2018	SAVI_1995-2010		SAVI_1995-2018	
	Ha	Ha	Ha	Ha	%	Ha	%
1	5775.72	5133.16	5625.03	-642.57	-11.13	-150.69	-2.61
2	17878.62	16152.93	13914.26	-1725.68	-9.65	-3964.36	-22.17
3	25646.35	25626.86	24291.06	-19.49	-0.08	-1355.29	-5.28
4	26991.82	27256.50	26546.41	264.68	0.98	-445.41	-1.65
5	24784.62	23351.07	24035.33	-1433.55	-5.78	-749.28	-3.02
6	20740.36	19445.51	19810.09	-1294.85	-6.24	-930.28	-4.49
7	15027.28	17025.26	16118.78	1997.98	13.30	1091.50	7.26
8	9802.89	11943.88	12740.47	2140.99	21.84	2937.58	29.97
9	5479.13	6191.62	9045.36	712.49	13.00	3566.23	65.09

SAVI. Áreas de las coberturas vegetales y su variación ocurridas en los periodos 1995, 2010 y 2018.

La variación de las hectáreas (tabla 55) la cobertura vegetal de las regiones 1, 3, 4, 8 y 9 han sufrido un incremento; mientras que las regiones 2, 5, 6 y 7 muestran un descenso.

Finalmente, la línea de tendencia muestra las variaciones ocurridas en la cobertura vegetal en las nueve regiones que caracterizan al SAVI 1995, 2010 y 2018.

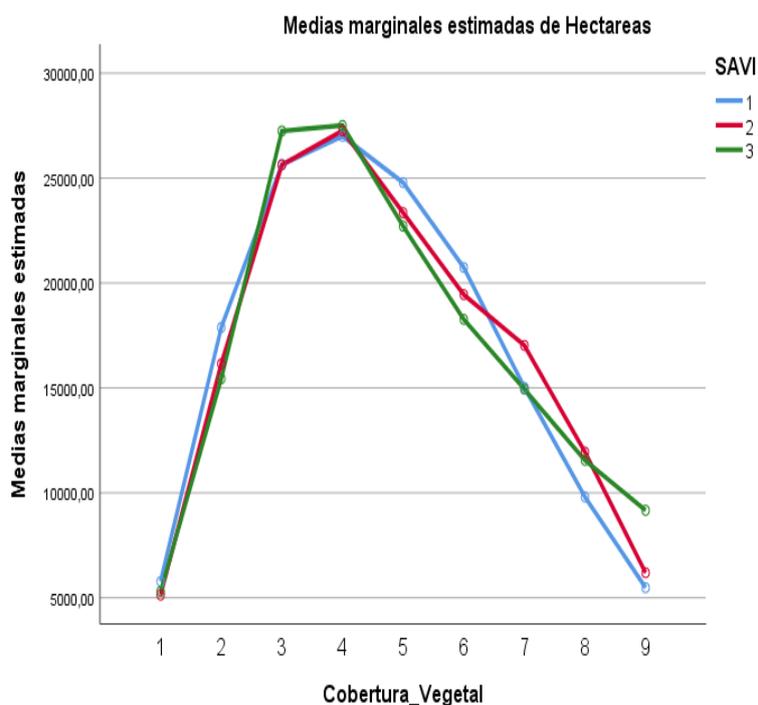


Figura 66. Comportamiento de la cobertura vegetal y del SAVI 1995, 2010 y 2018.

Tabla 56. Estadística de muestras emparejadas MSI 1995, 2010 y 2018

		Media	N	Desv. Desviación	Desv. Error promedio
Par 1	MSI_1995_H a	16902,9756	9	5818,69894	1939,56631
	MSI_2010_H a	16902,9756	9	3710,61278	1236,87093
Par 2	MSI_1995_H a	16902,9756	9	5818,69894	1939,56631
	MSI_2018	16902,9744	9	4559,01016	1519,67005
Par 3	MSI_2010_H a	16902,9756	9	3710,61278	1236,87093
	MSI_2018	16902,9744	9	4559,01016	1519,67005

MSI. Número, media y desviación de la cobertura vegetal en (Ha) en los Distritos de Cajamarca

La cobertura vegetal expresada con el índice MSI en los periodos 1995, 2010 y 2018 está representada por nueve regiones donde la media y desviación de las muestras emparejadas están dados en hectáreas. La media entre los periodos 1995 y 2010 es igual (par1), pero en par 2 y 3 se observa un descenso; la desviación también se caracteriza por un descenso par 1 y 2, pero entre en par 3 se incrementan, tabla 56.

Tabla 57. Prueba de muestras emparejadas MSI 1995, 2010 y 2018

	Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia		t	gl	Sig (bilateral)
				Inferior	Superior			
Par 1 MSI_1995_Ha - MSI_2010_Ha	,00000	3046,8016	1015,6005	-2341,9790	2341,9790	,000	8	1,000
Par 2 MSI_1995_Ha - MSI_2018	,00111	4810,9471	1603,6490	-3698,0202	3698,0224	,000	8	1,000
Par 3 MSI_2010_Ha - MSI_2018	,00111	4104,6437	1368,2145	-3155,1073	3155,1095	,000	8	1,000

MSI diferencias emparejadas de la cobertura vegetal de Cajamarca, medias, desviación y t de Student.

Las pruebas emparejadas del índice MSI y los resultados obtenidos en la prueba de t Student para las 9 regiones se observa que el resultado es menor que 0,05; lo que indica que existen diferencias significativas a medida que transcurre el tiempo (tabla 57).

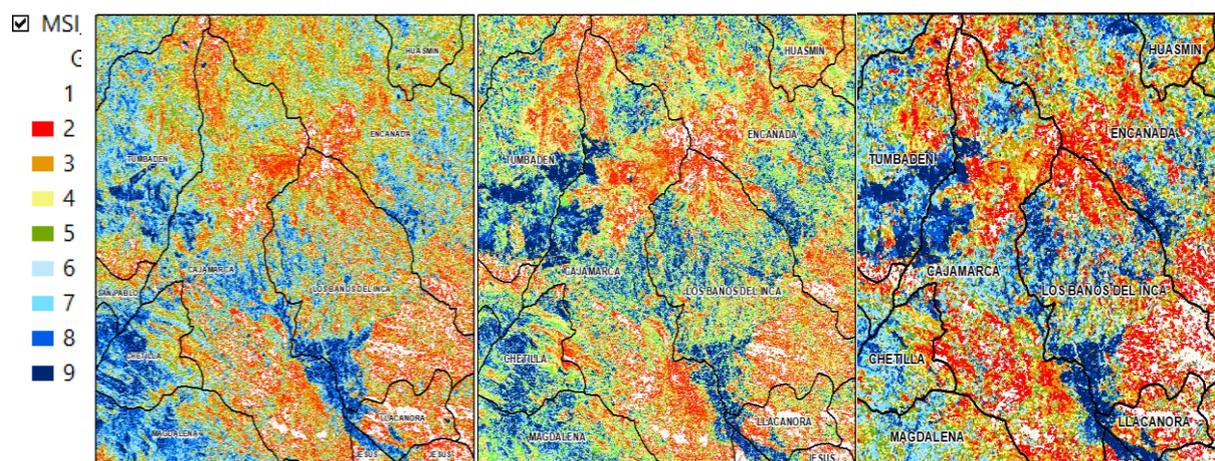


Figura 67. Variación de las imágenes y del MSI 1995, 2010 y 2018.

Según la prueba de hipótesis existe diferencias significativas (tabla 56), esto se puede corroborar en la figura 67, es decir: hay variación en la cobertura vegetal expresados por el índice MSI en los años mencionados.

COBERTURA VEGETAL	MSI_1995	MSI_2010	MSI_2018	MSI_1995-2010		MSI_1995-2018	
	Ha	Ha	Ha	Ha	%	Ha	%
1	10722.79	10594.45	11475.41	-128.34	-1.20	752.61	7.02
2	17750.41	16258.80	18188.87	-1491.61	-8.40	438.45	2.47
3	21655.48	20589.77	20603.90	-1065.70	-4.92	-1051.58	-4.86
4	23745.14	20491.13	20300.71	-3254.01	-13.70	-3444.43	-14.51
5	22757.73	19123.20	18926.80	-3634.53	-15.97	-3830.92	-16.83
6	20206.53	18737.27	17215.35	-1469.25	-7.27	-2991.18	-14.80
7	15786.12	17889.16	17390.91	2103.04	13.32	1604.79	10.17
8	12379.17	17369.69	15932.47	4990.52	40.31	3553.30	28.70
9	7123.41	11073.31	12092.36	3949.90	55.45	4968.95	69.76

Tabla 58. Área y Variación en hectáreas de la cobertura vegetal (MSI) 1995, 2010 y 2018.

Teniendo en cuenta el índice MSI, la variación de las hectáreas (tabla 58) la cobertura vegetal de las regiones 1 y 2 hubo un ascenso (1995-2010) y un ascenso (1995-2018), 3, 4, 5 y 6 sufrido un descenso; mientras que las regiones 7, 8, y 9 muestran un incremento.

Finalmente, la línea de tendencia corrobora las variaciones ocurridas en la cobertura vegetal en las nueve regiones que caracterizan al MSI 1995, 2010 y 2018.

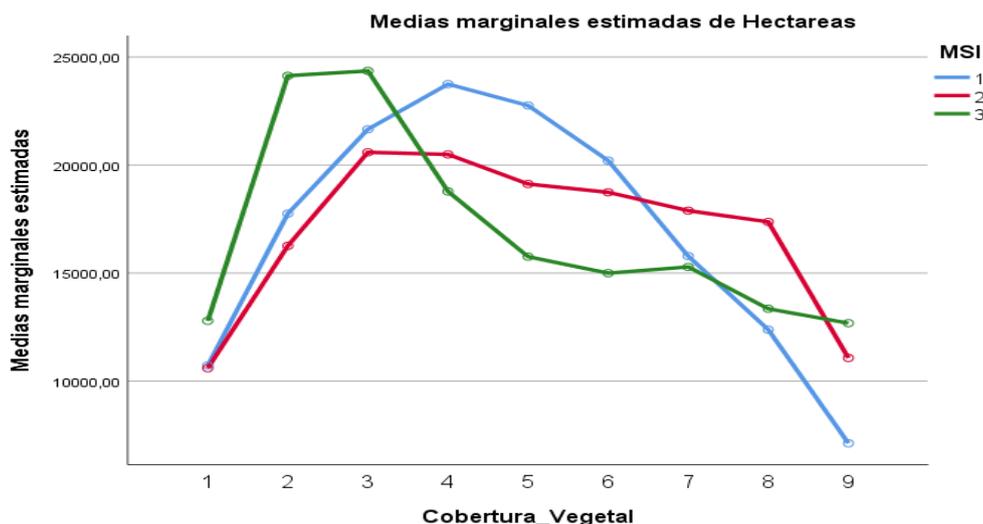


Figura 68. Comportamiento de la cobertura vegetal y del MSI 1995, 2010 y 2018.

4.2. Análisis e interpretación

4.2.1. Hipótesis 1.

El modelo lineal general de medidas repetidas para el mismo sujeto (NDVI) a través de los tiempos 1995, 2010 y 2018 se puede observar el comportamiento de la muestra, la media del NDVI del año 1995 (0,505094) y 2010 (0,465769) ha descendido, pero el NDVI del 2018 (0,523152) hay un incremento en el total y en todos los distritos (Tabla 14). Cajamarca, Baños del Inca y Encañada cuentan con NDVI muy bajos en los diversos años. La desviación estándar presenta una variación, es decir el NDVI_1995 (0,1143533), desciende en el año 2010 (0,1442534) y en el 2018 se incrementa (0,1460799).

Luego de los resultados observados determinaremos si las diferencias son significativas. En la prueba de multivariantes el nivel de significancia es menor a 0.05 para el efecto del NDVI y NDVI-DISTRITO, lo cual indica que no existe normalidad, comprobándose la diferencia (tabla 15).

La prueba de Esfericidad de Mauchly (tabla 16) nos indica en el nivel de significancia es menor a 0.05, es decir la media no es constante, son diferentes o heterogéneas, esta prueba confirma la existencia de las diferencias.

En la prueba de contraste intra-sujetos NDVI y NDVI-DISTRITOS resulto una tendencia lineal y cuadrático para ambas pruebas y su nivel de significancia es menor que 0.05 (tabla 18).

La diferencia de medias por parejas es significativa, dado que el nivel de significancia corregido por Bonferroni es menor que 0.05 (tabla 19).

En las imágenes satelitales procesadas Landsat 5 TM, 7 TM+ y 8 OLI se observa la variación de la cobertura de los suelos en los años considerados, de manera especial en los distritos de Cajamarca, Encañada y Los Baños del Inca (figura 51).

La media del SAVI del año 1995 (0.275222) y 2010 (0.263089) han sufrido un descenso, pero el SAVI del 2018 (0.279756) se incrementa en el total y en la mayoría de los distritos (tabla 20).

Observamos también que los distritos de Cajamarca, Baños del Inca y Encañada son los que tienen los SAVI muy bajos en los diversos años que se tomó la muestra. La desviación estándar va aumentando a medida que pasa los años SAVI_1995 (0.0918695), 2010 (0.0938735) y 2018 (0.1017594). En la prueba de multivariantes se puede observar que el nivel de significancia es menor a 0.05 (tabla 21), lo que indica que no existe normalidad.

La prueba de Esfericidad de Mauchly (tabla 22) confirma que la varianza es diferente o heterogéneas.

En la prueba intra sujetos el nivel de significancia de Greenhouse_Geisser también confirma que existe una diferencia entre las medias.

En la prueba de contraste intra-sujetos SAVI y SAVI-DISTRITOS (tabla 24) el nivel de significancia es menor a 0.05. El modelo que aceptaríamos en la pérdida o descenso del SAVI es de tendencia cuadrática

Las imágenes Landsat 5 TM, 7 TM+ y 8 OLI muestran la variación en las coberturas, de manera especial en los distritos de Cajamarca, Encañada y Los Baños del Inca (figura 53).

Al analizar la estadística descriptiva los distritos de Cajamarca, Baños del Inca y Encañada tienen los MSI muy bajos en los diversos años que se tomó la muestra.

La desviación estándar va aumentando a medida que pasa los años y la media del MSI_1995 (0,10) decae en el año 2010 (0,04); para que nuevamente en el 2018 vuelve a subir (0,09) tabla 26.

En la prueba de multivariantes la significancia es menor a 0,05, lo que indica que no existe normalidad, por las diferencias de la media, con lo que se corrobora la hipótesis del Investigador H1 (tabla 27).

Prueba de Homogeneidad de medias, en la prueba de Esfericidad de Mauchly (Tabla 28) nos indica en el nivel de significancia 0,158 la media es constante, son iguales u homogéneas.

En la prueba intra sujetos el nivel de significancia de Greenhouse_Geisser confirma que existe una diferencia entre las medias (tabla 29).

En la prueba de contraste intra-sujetos MSI y MSI-DISTRITOS podemos observar que el nivel de significancia es menor 0.05. El modelo que aceptaríamos en la pérdida o descenso del MSI y MSI-DISTRITOS es de tendencia cuadrática (tabla 30).

En la tabla 31 comparaciones por parejas, ha sido ajustado por Bonferroni, dado que el nivel de significancia es menor que 0,05, entonces la diferencia de medias por parejas es significativa.

En las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 TM+ y 8 OLI se observa la variación del estrés hídrico de la vegetación en los años considerados, de manera especial en los distritos de Cajamarca, Encañada y Los Baños del Inca (figura 55).

4.2.2. Hipótesis 2.

NDVI-SAVI-MSI_1995

Según el nivel de significancia, Kolmogorov-Smirnov (Tabla 32) la prueba es Normal para NDVI y MSI 1995; pero por ser los valores menores a 0.05 en Cajamarca (0.000), Los Baños del Inca (0.029) y Tumbaden (0.034), rechazamos el supuesto de normalidad para SAVI.

La varianza es homogénea para DNVI y MSI 1995, tabla 33. Según la prueba del ANOVA (tabla 34) se establece las diferencias significativas. Para saber identificar entre que distritos los índices (NDVI y MSI) son diferentes, realizaremos la prueba post hoc de Games Howell.

De la tabla 35 para el NDVI_1995 las diferencias significativas fueron en Los Baños del Inca – Chetilla (-0,0973924), Los Baños del Inca – Tumbaden (-0,0626535), Chetilla- Encañada (0,0659261), Chetilla- Cajamarca (0,1045622) y Tumbaden – Cajamarca (0,0698233). Para el MSI_1995 también se observó el mismo comportamiento, las diferencias se produjeron entre Los Baños del Inca – Chetilla (-0,1168583), Chetilla- Encañada (0,1230776) y Chetilla- Cajamarca (0,1091036).

Como no existe Normalidad para la prueba SAVI_1995 empleamos una prueba no paramétrica de las varianzas (tabla 36), en la que observamos que la media del índice es 0,275222; siendo la mínima de 0,0852 y máxima de 0,6019 respectivamente.

Para la Prueba de Kruskal Wallis (tabla 37), para muestras no paramétricas encontramos que las diferencias de las varianzas son significativas 0,001 es menor a 0,05; por tanto, la diferencia de las varianzas es significativa para SAVI 1995.

La interpretación de los resultados en las imágenes satelitales Landsat 5, 7 y 8 existe una variación (figura 58). En la imagen SAVI, podemos observar una menor cantidad de vegetación y el incremento de suelos descubiertos; para la imagen del MSI la variedad del azul hace notar buen estado hídrico de los suelos y las otras tonalidades la

presencia de suelo que carece de agua o riego. Esta variación se da en los distritos de Cajamarca, Los Baños del Inca y Encañada.

NDVI-SAVI-MSI_2010

La prueba de normalidad para el año 2010 (tabla 38) se cumple para (NDVI y SAVI), es decir que las varianzas son iguales; excepto para el índice MSI de Cajamarca (0.001), Chetilla (0,026) y Tumbaden (0,034).

Para los índices del NDVI y SAVI 2010 (tabla 39) observamos que no existe homogeneidad; pero para en MSI_2010 si existe.

Debido a que el ANOVA es robusta se puede aplicar a los casos de NDVI y SAVI 2010.

El ANOVA (tabla 40) nos indica que las varianzas son diferentes.

En la prueba de Games_Howell. La diferencia significativas fueron en: Los Baños del Inca – Tumbaden (-0,1212123), Chetilla – Tumbaden (-0,0738310), Tumbaden – Encañada (0,0886985) y Tumbaden – Cajamarca (-0,1514482). También para SAVI_2010 las diferencias fueron en Los Baños del Inca – Tumbaden (-,0621630), Chetilla – Tumbaden (-0,0469071), Tumbaden – Encañada (0,0886985) y Tumbaden – Cajamarca (0,0860486).

El índice de estrés hídrico (MSI) es sometido a una prueba no paramétricas, puesto que no cumple con la normalidad. Los resultados obtenidos fueron de una media de 0,04556 y un mínimo de -0,2843 y máximo de 0,5465 para una muestra de 250 puntos en los cinco distritos de Cajamarca.

Para la prueba de Kruskal Wallis (Tabla 43), para muestras no paramétrica, podemos mencionar que existe diferencias significativas.

En las imágenes satelitales Landsat 5, 7 y 8 la variación de los índices de vegetación es notoria en los diversos distritos (NDVI), en la imagen de SAVI podemos observar un descenso de las áreas verdes, finalmente las tonalidades del azul hacen notar un buen estado hídrico, mientras otras escasean de agua (MSI).

NDVI-SAVI-MSI_2018

La prueba de normalidad (tabla 44) se cumple para en NDVI y MSI 2018, por el nivel de significancia que son mayores a 0,05; pero para SAVI_2018 en Los Baños del Inca (0,006) no existe normalidad. De la tabla 45 mencionamos que NDVI_2018 no tiene homogeneidad; pero para SAVI y MSI 2018 si son homogéneos. El ANOVA (Tabla 46) indica que existen diferencias en la varianza para NDVI 2018, aplicamos la comparación de pares, prueba de Games_Howell. Las diferencias significativas fueron en: NDVI_2018 Los Baños del Inca – Cajamarca (-0,0979675*), Chetilla - Cajamarca (0, 1341972*), Tumbaden – Cajamarca (0, 1387852*), Encañada – Cajamarca (0,0997805*).

Para el MSI_2018 aplicamos la prueba de Tukey y observamos que no se presentan diferencias significativas entre los distritos.

Como no existe normalidad para la prueba SAVI_2018 empleamos una prueba no paramétrica de las varianzas. De la tabla 48 deducimos que la media del índice de vegetación ajustado al suelo es de 0,279756 con un valor mínimo de -0,0119 y máximo de 0,5775. Para la prueba de Kruskal Wallis (tabla 49), para muestras no paramétricas, encontramos que las diferencias de las varianzas son significativas, afirmando la prueba del investigador.

En las imágenes Landsat 5, 7 y 8 (figura 62) observamos la variación de los índices de vegetación, destacando las diversas áreas de vegetación en los diversos distritos (NDVI), observamos también un descenso de las áreas verdes (SAVI), en ambos casos las varianzas son significativas. Finalmente, las tonalidades del azul hacen notar que ciertas zonas tiene un buen estado hídrico, mientras otras escasean de agua (MSI).

4.2.3. Hipótesis 3.

La cobertura vegetal expresada con el NDVI en los periodos 1995, 2010 y 2018 está representada por nueve regiones donde la media y desviación de las muestras

emparejadas están dados en hectáreas. La media entre los periodos 1995, 2010 y 2018 han descendido; la desviación también se caracteriza por un descenso, pero entre los periodos 2010 y 2018 se incrementan (tabla 50).

La prueba de t Student para las 9 regiones indica que existe diferencias significativas a medida que transcurre el tiempo, esto se puede apreciar en la figura 63, es decir: hay variación en la cobertura vegetal en los años mencionados.

La variación de las hectáreas (tabla 52), la cobertura vegetal de las regiones 1, 3, 4, 8 y 9 han sufrido un incremento; mientras que las regiones 2, 5, 6 y 7 muestran un descenso. Finalmente, la línea de tendencia (figura 64) muestra las variaciones ocurridas en la cobertura vegetal.

La cobertura vegetal expresada con el SAVI 1995, 2010 y 2018 determina que la media entre los periodos 1995 y 2010 es igual (par1), pero en par 2 y 3 se observa un descenso; la desviación se caracteriza por un descenso par 1 y 2, pero entre en par 3 se incrementan (tabla53). La prueba t Student cuyo resultado es menor que cero, indica que existe diferencias significativas (tabla 54), esto se puede corroborar en la figura 65, es decir: hay variación en la cobertura vegetal expresados por el índice SAVI en los años mencionados.

La variación de las hectáreas (tabla 55) la cobertura vegetal de las regiones 1, 2, 3, 4, 5 y 6 han sufrido un descenso; mientras que las regiones 7, 8 y 9 muestran un incremento. Finalmente, la línea de tendencia muestra las variaciones ocurridas en la cobertura vegetal en las nueve regiones.

La cobertura vegetal expresada con el índice MSI 1995, 2010 y 2018 muestran que la media entre los periodos 1995 y 2010 es igual (par1), pero en par 2 y 3 se observa un descenso; la desviación sufre un descenso par 1 y 2, pero entre en par 3 se incrementan (tabla 56).

La prueba de t Student para las regiones resulta menor que cero, lo que indica que existe diferencias significativas a medida que transcurre el tiempo (tabla 57), esto se puede corroborar en la figura 67, es decir: hay variación en la cobertura vegetal expresados por el índice MSI en los años mencionados.

Teniendo en cuenta el índice MSI, la variación de las hectáreas (tabla 58) la cobertura vegetal de las regiones 1 y 2 hubo un ascenso (1995-2018) y un descenso (1995-2018), 3, 4, 5 y 6; mientras que las regiones 7, 8, y 9 muestran un incremento. Finalmente, la línea de tendencia corrobora las variaciones ocurridas en la cobertura vegetal en las nueve regiones (figura 68).

V. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Problema 1

El problema es observar si el índice de vegetación experimenta cambios en los años 1995 (Landsat 5TM), 2010 (Landsat 7 ETM+) y 2018 (Landsat 8 OLI), en las diversas pruebas realizadas los índices de vegetación se comportan de manera diferente a través del tiempo en los diferentes distritos de Cajamarca. El modelo lineal general empleado de medidas repetidas para el mismo sujeto (NDVI) a través del tiempo se puede observar el descenso y ascenso de la media 1995 (0.505094), 2010 (0.465769) y 2018 (0,523152) (tabla 14). Cajamarca, Baños del Inca y Encañada serían los más afectados por los resultados observados. Podemos mencionar que lo mismo ocurre en la desviación estándar 1995 (0.1143533), 2010 (0.1442534) y 2018 (0.1460799). Luego debemos probar que las diferencias son significativas, en la prueba de multivariantes para el efecto del NDVI y NDVI-DISTRITO para ambas pruebas no existe normalidad, comprobándose la diferencia (tabla 15). La prueba de Esfericidad de Mauchly (tabla 16) confirma la existencia de las diferencias.

El nivel de significancia corregido por Bonferroni es menor que 0,05; corrobora que la diferencia es significativa (tabla 19).

En las imágenes satelitales procesadas Landsat 5 TM, Landsat 7 TM+ y Landsat 8 OLI se observa la variación de la cobertura de los suelos en los años considerados (figura 51).

La media del SAVI asciende y desciende 1995 (0.275222), 2010 (0.263089) y 2018 (0.279756) (tabla 20). Observamos que Cajamarca, Baños del Inca y Encañada son los que tienen los SAVI bajos. La desviación estándar SAVI_1995 (0.0918695), 2010 (0.0938735) y 2018 (0.1017594) aumentan. Se observa también que no existe normalidad (tabla 21). La prueba de Esfericidad de Mauchly (tabla 22) confirma que la varianza es heterogénea.

Greenhouse_Geisser también confirma que existe una diferencia entre las medias. En la prueba de contraste intra-sujetos SAVI y SAVI-DISTRITOS (tabla 24) se establece las diferencias con tendencia cuadrática. Las imágenes Landsat 5 TM, Landsat 7 TM+ y Landsat 8 OLI muestran la variación en las coberturas, de manera especial en los distritos de Cajamarca, Encañada y Los Baños del Inca (figura 53).

Al analizar la estadística descriptiva los distritos de Cajamarca, Baños del Inca y Encañada tienen los MSI muy bajos. La desviación estándar aumenta y la media del MSI_1995 (0.10) decae en el año 2010 (0.04), y 2018 vuelve a subir (0.09) tabla 26.

En la prueba de multivariantes indica que no existe normalidad, por las diferencias de la media (tabla 27).

Prueba de Homogeneidad de medias, en la prueba de Esfericidad de Mauchly (tabla 28) indica que la media es constante u homogéneas. Greenhouse_Geisser confirma que existe una diferencia entre las medias (tabla29).

La prueba de contraste intra-sujetos MSI y MSI-DISTRITOS se observa también que existen diferencias. La prueba por parejas ha sido ajustada por Bonferroni, muestra que la diferencia es significativa (tabla 31).

En las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 TM+ y 8 OLI se observa la variación del estrés hídrico de la vegetación en los años considerados, de manera especial en los distritos de Cajamarca, Encañada y Los Baños del Inca (figura 55).

Problema 2.

El problema es contrastar el comportamiento de las varianzas de los índices de vegetación (NDVI, SAVI y MSI) para un mismo año, es decir si existen diferencias significativas entre las varianzas de los índices y entre que distritos de Cajamarca se destaca tal diferencia.

NDVI-SAVI-MSI_1995

Según el nivel de significancia, Kolmogorov-Smirnov (tabla 32) la prueba es normal para NDVI y MSI 1995; pero no es normal para el índice SAVI, porque los distritos Cajamarca (000), Los Baños del Inca (0.029) y Tumbaden (0.034), no cumplen con el supuesto. La varianza es homogénea para DNVI y MSI 1995 (tabla 33).

Según la prueba del ANOVA (tabla 34) se establece las diferencias significativas. Según Games Howell (tabla 35) para el NDVI_1995 las diferencias significativas fueron en Los Baños del Inca – Chetilla (-0,0973924), Los Baños del Inca – Tumbaden (-0,0626535), Chetilla- Encañada (0,0659261), Chetilla- Cajamarca (0,1045622) y Tumbaden – Cajamarca (0,0698233). Para el MSI_1995 las diferencias significativas fueron entre Los Baños del Inca – Chetilla (-0,1168583), Chetilla- Encañada (0,1230776) y Chetilla- Cajamarca (0,1091036).

Como no existe Normalidad para la prueba SAVI_1995 empleamos la prueba de Kruskal Wallis (tabla 37), para muestras no paramétricas encontramos que las diferencias de las varianzas son significativas.

En las imágenes satelitales Landsat 5, 7 y 8 procesadas (figura 58) podemos corroborar que estas diferencias existen y son significativas.

NDVI-SAVI-MSI_2010

Para el año 2010 (tabla 38) se cumple para NDVI y SAVI la prueba de la normalidad; el índice MSI de Cajamarca (0.001), Chetilla (0.026) y Tumbaden (0.034) hacen que no sea normal.

Para los índices del NDVI y SAVI 2010 (tabla 39) observamos que no existe homogeneidad; pero para en MSI_2010 si existe. El ANOVA (tabla 40) nos indica que las varianzas son diferentes. Según Games_Howell la diferencia significativa fue en: Los Baños del Inca – Tumbaden (-0,1212123), Chetilla – Tumbaden (-0,0738310), Tumbaden – Encañada (0,0886985) y Tumbaden – Cajamarca (0,1514482). También para SAVI_2010 las diferencias fueron en Los Baños del Inca – Tumbaden (-0,0621630), Chetilla –

Tumbaden (-0,0469071), Tumbaden – Encañada (0,0886985) y Tumbaden – Cajamarca (0,0860486).

El índice de estrés hídrico (MSI) es sometido a una prueba no paramétrica, para la prueba de Kruskal Wallis (tabla 43), podemos mencionar que existen diferencias significativas.

NDVI-SAVI-MSI_2018

Para el periodo 2018 (tabla 44) se cumple la prueba de normalidad para en NDVI y MSI; pero para SAVI por Los Baños del Inca (0.006) no existe normalidad. Encontramos también que NDVI no tiene homogeneidad (tabla 45); pero para SAVI y MSI si son homogéneos. En la prueba de ANOVA (Tabla 46) indica que existen diferencias en la varianza para NDVI y según Games_Howell las diferencias son significativas, estas fueron en: NDVI Los Baños del Inca – Cajamarca (-0,0979675*), Chetilla - Cajamarca (0, 1341972*), Tumbaden – Cajamarca (0, 1387852*), Encañada – Cajamarca (0,0997805*).

Para el MSI según la prueba de Tukey observamos que no se presentan diferencias significativas entre los distritos.

Para la prueba SAVI la Prueba de Kruskal Wallis (tabla 49), para muestras no paramétricas, encontramos que las diferencias de las varianzas son significativas, afirmando la prueba del investigador.

En las imágenes Landsat 5, 7 y 8 (figura 62) observamos la variación de los índices de vegetación, destacando las diversas áreas de vegetación en los diversos distritos (NDVI), observamos también un descenso de las áreas verdes (SAVI), en ambos casos las varianzas son significativas. Finalmente, las tonalidades del azul hacen notar un buen estado hídrico, mientras otras escasean de agua (MSI).

Problema 3.

Por las pruebas demostradas anteriormente podemos mencionar que existen diferencias significativas de la variación de los índices tanto longitudinalmente y transversalmente, debemos ahora cuantificar en hectáreas la variación de la cobertura vegetal en los distritos

de Cajamarca, para lo cual demostraremos que el proceso de las imágenes satelitales con sus respectivos índices de vegetación nos permitirán cuantificar y diferenciar la variación de las hectáreas de cobertura vegetal afectadas a medida que transcurre el tiempo en los distritos de Cajamarca.

La cobertura vegetal expresada con el NDVI en los periodos 1995, 2010 y 2018 está representada por nueve regiones. La media entre los pares en los periodos (1995, 2010) y (1995, 2018) han descendido; la desviación también sufre un descenso, pero entre los periodos (2010 y 2018) se incrementan (tabla 50).

La prueba de t Student para las 9 regiones indica que existen diferencias significativas a medida que transcurre el tiempo (figura 63). La variación en hectáreas (tabla 52) de la cobertura vegetal para el periodo (1995 y 2018) en las regiones 1 (24,56); 3 (5,79); 4 (17,63); 8 (32,65) y 9 (70,47) han sufrido un incremento; mientras que las regiones 2 (-35,46); 5 (-10,83); 6 (-26,67) y 7 (-12,32) muestran un descenso. Finalmente, la línea de tendencia (figura 64) corrobora las variaciones ocurridas.

La cobertura vegetal expresada con el SAVI 1995, 2010 y 2018 determina que la media entre los periodos 1995 y 2010 es igual (par1), pero en par 2 y 3 se observa un descenso; la desviación se caracteriza por un descenso par 1 y 2, pero entre en par 3 se incrementan (tabla53). La prueba t Student, indica que existe diferencias significativas (tabla 54), esto se puede corroborar en la figura 65, es decir: hay variación en la cobertura vegetal expresados por el índice SAVI en los años mencionados.

La variación de las hectáreas (tabla 55) la cobertura vegetal de las regiones 1 (-2,61); 2 (-22,17); 3 (-5,28); 4 (-1,65); 5 (-3,02) y 6 (-4,49) han sufrido un descenso; mientras que las regiones 7 (7,26); 8 (29,97) y 9 (65,09) muestran un incremento. Finalmente, la línea de tendencia muestra las variaciones ocurridas en la cobertura vegetal en las nueve regiones.

La cobertura vegetal expresada con el índice MSI muestra que la media entre los periodos 1995 y 2010 es igual (par1), pero en par 2 y 3 se observa un descenso; la desviación sufre un descenso par 1 y 2, pero entre en par 3 se incrementan (tabla 55).

La prueba de t Student para las regiones resulta menor que 0.05, lo que indica que existe diferencias significativas a medida que transcurre el tiempo (tabla 57), esto se puede corroborar en la figura 67, es decir: hay variación en la cobertura vegetal observados en el índice MSI en los años mencionados.

Teniendo en cuenta el índice MSI, la variación de las hectáreas (tabla 58) la cobertura vegetal de las regiones (1995-2018) 1 (7,02) y 2 (2,47) hubo un ascenso. En las regiones 3 (-4,86); 4 (-14,51); 5 (-16,83) y 6 (-14,80) sufrido un descenso. Mientras que las regiones 7 (10,17), 8 (28,70) y 9 (69,76) muestran un incremento. Finalmente (figura 68), la línea de tendencia corrobora las variaciones ocurridas en la cobertura vegetal en las nueve regiones.

VI. CONCLUSIONES

Los índices de vegetación procesados en las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI presentan diferencias significativas, es decir entre los años 1995-2010 observamos que el NDVI, SAVI y MSI la diferencia es de tipo negativo; mientras que en el periodo 2010-2018 los índices presentan diferencias de tipo positivo. Lo cual influye en las diferentes coberturas de los distritos monitoreados. Las imágenes satelitales procesadas confirman las diferencias significativas, de manera especial en los distritos de Cajamarca, Encañada y Los Baños del Inca.

El análisis de varianza (ANOVA) y las diversas pruebas realizadas a los índices de vegetación, en un mismo periodo, reveló que las varianzas son diferentes y significativas según el estado de cobertura vegetal en los diferentes Distritos de Cajamarca, especialmente en Los Baños del Inca, Chetilla, Tumbaden, Encañada y Cajamarca. Las imágenes Landsat procesadas corroboran las siguientes características: para el NDVI se observan una mayor cantidad de vegetación de diferentes características; mientras que el SAVI observamos una menor cantidad de vegetación y el incremento de suelos descubiertos; para la imagen del MSI se pone de manifiesto un buen estado hídrico de los suelos y las otras coberturas que carecen de agua o riego.

Los índices de vegetación derivados de los sensores al ser procesados y sometido a las pruebas pertinentes nos indican que existen diferencias significativas a medida que transcurre el tiempo. La variación, en hectáreas, de la cobertura vegetal de las regiones delimitadas ha sufrido un incremento, mientras que en el resto de regiones muestran un descenso, lo cual indica que existe un cambio dinámico en la cobertura vegetal en la zona de estudio.

VII. RECOMENDACIONES

- Debemos advertir que las mejoras en los resultados del NDVI-2010 y NDVI-2018 se debe a las precipitaciones ocurridas en el año 2017 y al cambio de los sensores de Landsat 5-7 TM + a Landsat 8 OLI.
- Las imágenes obtenidas de los sensores Landsat 5, 7 y 8 deben ser de las mismas fechas con nubosidad escaza, especialmente en la zona de estudio.
- Debemos tener en cuenta que las imágenes Landsat procesadas deben corroboran el siguiente comportamiento: el SAVI fue corregida teniendo en cuenta el NDVI, por lo que, se debe observar una menor cantidad de vegetación y el incremento de suelos descubiertos.
- Al realizar la prueba del ANOVA encontramos diferencias, entonces realizaremos la prueba de Games Howell; caso contrario, si las varianzas son iguales, entonces aplicaremos la prueba de Tukey para establecer en que distritos se produce está diferencia.

VIII. REFERENCIAS

- Aguilar, H., Mora, R. y Vargas, Ch. (2014). *Metodología Para La Corrección Atmosférica de Imágenes Aster, Rapideye, Spot 2 y Landsat 8 con el Módulo Flaash del Software Envit*. Revista Geográfica de América Central. N° 53. 39-59 pp. Doi: <https://doi.org/10.15359/rgac.2-53.2>.
- ArcGis Pro (2017). *Tutorial de Model Builder*. Recuperado de <https://pro.arcgis.com/es/pro-app/help/analysis/geoprocessing/modelbuilder/modelbuilder-tutorial.htm>
- Ariza, A. (2013). *Productos LDCM - Landsat 8*. INSTITUTO GEOGRÁFICO AGUSTÍN CODAZZI. Bogotá. Colombia. P. 36
- Chander, G. (2004). *Landsat-5 TM Reflective_Band Absolute Radiometric Calibration*. Recuperado de https://landsat.usgs.gov/sites/default/files/documents/L5_TM_Reflective_Band.pdf
- China, J. (2002). *Teledetección del bosque*. Recuperado de <http://www.uprm.edu/biology/profs/chinea/gis/lectesc/chineateledet.pdf>
- Chuvieco, E. (2002). *Teledetección Ambiental: La observación de la Tierra desde el Espacio*. Barcelona. Ariel, S.A. ISBN 84-344-8047-6.
- Chuvieco, E. (1995). *Fundamentos de la Teledetección Espacial* 2da edición. Alcala, Madrid. Ediciones Rialp, S.A. ISBN 84-321-2680-2.
- Chuvieco, E. (1996). *Fundamentos de la Teledetección Espacial* 3da edición. Alcala, Madrid. Ediciones Rialp, S.A. ISBN 84-321-3127-X.
- Chuvieco, E. (2008). *Teledetección Ambiental* 3ra edición. Barcelona España: Editorial Ariel S.A. ISBN 978-84-344-8073-3.
- Cocero D., Riaño D. y Chuvieco E. (1998). *Estimación de La Humedad de La Vegetación Usando Imágenes de Satélite e Índices Meteorológicos de Peligro*

de Incendios. Serie Geográfica. Vol. 7 1998: 59-72.

<https://ebuah.uah.es/dspace/bitstream/handle/10017/1063/Estimaci%C3%B3n%20de%20la%20Humedad%20de%20la%20Vegetaci%C3%B3n%20Usando%20Im%C3%A1genes%20de%20Sat%C3%A9lite....pdf?sequence=1>

Di, L., Rundquist D. C. y Han L. (1994): “*Modelling relationship between NDVI and precipitation during vegetative growth cycles*”. International Journal of Remote Sensing, N°15, pp. 2121-2136.

Díaz, J. J. (2015). *Estudio de Índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde UAS/RPAS y aplicaciones de estos a la agricultura de precisión*.

Universidad Complutense de Madrid. P. 41-45. Recuperado de http://eprints.ucm.es/31423/1/TFM_Juan_Diaz_Cervignon.pdf

FORMAGRO. (2015). *Índices Complementarios al Índice de Vegetación Normalizada*. Recuperado de <http://www.formagro.com/recursos/descargas/Seguimiento-de-cultivo-FORMAGRO-SRL.pdf>

Gill, T.K., Phinn, S.R., Armston, J.D. y Pailthorpe, B.A. (2009). *Estimating tree-cover change in Australia: challenges of using the MODIS vegetation index product*. International Journal of Remote Sensing 30 (6), 1547–1565.

Gobierno Regional de Cajamarca (2010). Expediente Técnico: *Propuesta de Declaratoria Área de Conservación Regional “Lagunas Alto Perú”*.

Gonzaga, C. (2014). *Aplicación de Índices de Vegetación Derivados de Imágenes Satelitales para análisis de Coberturas Vegetales en la Provincia de Loja, Ecuador*. Universidad Nacional de Loja. Recuperado de http://www.citiab.com/uploads/5/0/9/8/50985453/30-41._aplicaci%C3%B3n_de_%C3%ADndices_de_vegetaci%C3%B3n_derivados_de_imagenes_satelitales_para_an%C3%A1lisis_de_coberturas....pdf

- Huete, A. R. (1988). *A soil vegetation adjusted index (SAVI). Remote Sensing of Environment*, 25:295-309.
- Irons, J. R. (2018). *Landsat 5*. NASA. Recuperado de <https://landsat.gsfc.nasa.gov/landsat-5/>
- Landsat (2002). *Landsat 7 Science Data Users Handbook*. NASA, p.48. Recuperado de https://landsat.gsfc.nasa.gov/wp-content/uploads/2016/08/Landsat7_Handbook.pdf
<https://landsat.usgs.gov/landsat-7-data-users-handbook-section-1>
- López, E. (1991). *Corrección atmosférica en el espectro solar*. Por J. Meliá (Ed). *La teledetección en el seguimiento de los fenómenos naturales. Recursos renovables: Agricultura*. Valencia: Universidad de València.
- Mas, M. (2017). *Uso de la teledetección y los sig en la vigilancia de la calidad del agua: aplicación al mar menor*. Universidad Politécnica de Cartagena. Colombia. 73, 79 p. Recuperado de <http://repositorio.upct.es/bitstream/handle/10317/6353/tfg-mas-uso.pdf?sequence=2>
- Merg C., Petri D., Bodoira F., Nini M., Fernández M., Schmidt F., Montalva R., Guzmán L., Rodríguez K., Blanco F. y Selzer F. (2011). *Mapas Digitales Regionales de Lluvias, Índice Estandarizado de Precipitación e Índice Verde*. Revista Pilquen • Sección Agronomía • Año XIII • N° 11, 2011
- Montesinos, S., y Fernández, L. (2009). *Cadena de Procesado de Imágenes Landsat para La Generación de Mosaicos A Escala Regional*. España. P. 601-604
- Palacios, J. Bisher, y Cabrera, F. (2009). *Aplicación de la Radiometría Multiespectral para Detectar Estrés Hídrico en el Cultivo de Maíz (Zea mayz L.) en el Sur de Sonora*, México. Universidad de Sonora. UNISON – INIFAP.

- Pérez, C. Muñoz, A. (2006). *Teledetección Nociones y Aplicación*. España, Universidad de Salamanca. 378 p.
- Rejas, J. (2008). *Tratamiento digital previo de las imágenes*. Recuperado de http://api.eoi.es/api_v1_dev.php/fedora/asset/eoi:45518/componente45516.pdf
- Rodríguez, N., Bell-Iloch, I., Galano S., Estrada R. y Martín G. (2009). *Software para corregir los datos inválidos en las imágenes Landsat 7*. *Cub@: Medio ambiente y Desarrollo*; Revista electrónica de la Agencia de Medio Ambiente. Año 9, No. 17, 2009 ISSN: 1683-8904
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W. and Harlan, J.C. (1974). *Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation*. NASA/GSFC, Type III, Final Report, Greenbelt, MD, USA, 371 pp.
- Sánchez, E. Torres, M. Palacios, A. Aguilar, M. Pino, S. y Granado, L. (2000). *Comparación del NDVI con el PVI y el SAVI como Indicadores para la Asignación de Modelos de Combustible para la Estimación del Riesgo de Incendios en Andalucía*. *Tecnologías Geográficas para el Desarrollo Sostenible* Departamento de Geografía. Universidad de Alcalá, 2000: 164-174. Recuperado de http://www.agegeografia.es/tig/docs/IX_2/Sanchez_Esperanza.PDF
- Sigmur. (2006). *SIG y Teledetección en la Universidad de Murcia*. Universidad de Murcia, Recuperado de <http://www.um.es/geograf/sigmur/>
- Silva L. (2014). *Aplicaciones de La Teledetección en El Análisis de Daños En Masas de Coníferas en La Provincia de Burgos – España*. Instituto Universitario de Investigación Gestión Forestal Sostenible - Pérez, C. Muñoz, N. (2006). *Teledetección Nociones y aplicaciones*. Universidad de Salamanca. España. 10, 378 p.
- Speranza, F. C. y H. R. Zerda, (2002). *Potencialidad de los índices de vegetación para la discriminación de coberturas forestales*. Universidad Nacional de Santiago

del Estero, Facultad de Ciencias Forestales, Santiago del Estero, 2002.

Recuperado de

https://www.academia.edu/13450382/potencialidad_de_los_%c3%8dndices_de_vegetaci%c3%93n_para_la_discriminaci%c3%93n_de_coberturas_forestales

Towers, P. (2002). *Conceptos Iniciales sobre Teledetección y su Aplicación al Agro*.

Buenos Aires, 81, 138 p.

USGS (2016). *Landsat 8 (L8) data use handbook*. U.S. Government.

IX. ANEXOS.

ANEXO 1. Matriz de consistencia

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VERIABLES	INDICADORES	VALIDACIÓN
<p>General</p> <p>¿De qué manera los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI derivados de imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI permiten discriminar su comportamiento a través del tiempo, diferenciar y cuantificar la variación de las distintas coberturas vegetales en los distritos de Cajamarca?</p>	<p>General</p> <p>Estimar mediante el procesamiento de las imágenes satelitales y los índices de vegetación su comportamiento a través del tiempo, diferenciar y cuantificar su variación de las diferentes coberturas vegetales en los distritos de Cajamarca.</p>	<p>General</p> <p>Los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI derivados de imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI nos permiten discriminar su comportamiento a través del tiempo, caracterizar y cuantificar su variación de la cobertura vegetal en los distritos de Cajamarca.</p>	<p>Independiente</p> <p>Cobertura vegetal por distritos</p> <p>Dependiente</p> <p>Índices de vegetación</p>	<p>El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (MDVI)</p> <p>Índice de estrés hídrico (MSI)</p> <p>Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI)</p>	<p>Diferenciar los tipos de cobertura vegetal por la variación de los índices NDVI, SAVI y MSI.</p> <p>Diferenciar en las imágenes satelitales Landsat 5, Landsat 7 ETM+ y Landsat 8 OLI, los diferentes tipos de cobertura vegetal</p>
<p>Específicos</p> <p>1. ¿Los índices de vegetación, provenientes de las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI procesadas, nos permiten discriminar su comportamiento a través del tiempo en las diferentes zonas de estudio?</p> <p>2. ¿Los diversos índices de vegetación nos permitirán diferenciar; en las imágenes satelitales procesadas Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI; su variación en los diferentes</p>	<p>Específicos</p> <p>1. Evaluar los índices de vegetación; procesados en las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI; a través del tiempo y determinar su comportamiento en la cobertura vegetal de las diferentes zonas de estudio.</p> <p>2. Evaluar los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI derivados del procesamiento de</p>	<p>Específicos</p> <p>1. Los índices de vegetación procesados en las imágenes satelitales Landsat 5 TM, 7 ETM+ y 8 OLI se expresan de manera diferente a través del tiempo en los diferentes distritos de Cajamarca.</p> <p>2. La varianza de los índices de vegetación NDVI, SAVI y MSI se comportan de manera diferente según el estado</p>	<p>Independiente</p> <p>Tiempo</p> <p>Dependiente</p> <p>Índices de vegetación</p>	<p>Variación del:</p> $NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$ $MSI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR}$	<p>Se realizará una interpretación longitudinal (diferentes sensores) a través del tiempo en la que analizaremos la media y la variación de los resultados; realizaremos la prueba de multivariantes, luego la prueba de esfericidad de Mauchly; prueba de contraste intra-sujetos y finalmente la prueba de Bonferroni determinará su significancia.</p> <p>La comparación de los índices de manera transversal estará sometida a la prueba de ANOVA de un factor para medidas repetidas en la que requiere evaluar la efectividad de un</p>

<p>tipos de cobertura del suelo de la zona?</p> <p>3. ¿Los índices de vegetación procesados, derivados de los diferentes sensores, permitirán cuantificar y diferenciar la variación de las hectáreas de cobertura vegetal afectadas a medida que transcurre el tiempo en los distritos de Cajamarca?</p>	<p>las imágenes Landsat 5, 7 ETM+ y 8 OLI para apreciar su relación y variación que caracterizan el estado de cobertura vegetal en los distritos.</p> <p>3. Cuantificar y evaluar la variación de las hectáreas de cobertura vegetal afectada en los distritos de Cajamarca.</p>	<p>de la cobertura vegetal en los distritos de la zona.</p> <p>3. Los índices de vegetación, derivados de los sensores, permitirán cuantificar y diferenciar las hectáreas de cobertura vegetal que han sido afectadas a medida que pasa el tiempo en los distritos de Cajamarca.</p>	<p>Independiente</p> <p>Tipos de cobertura vegetal</p> <p>Dependiente</p> <p>Índices de vegetación</p> <p>Independiente</p> <p>Tiempo</p> <p>Dependiente</p> <p>Cobertura vegetal</p>	$SAVI = \frac{IR - R}{IR + R + L} (1 + L)$	<p>tratamiento y medir una misma prueba en el mismo sensor.</p> <p>Se realizará las siguientes pruebas: Normalidad se comprueba con Kolmogorov_Smirnoff, la homocestacidad. Cumplido con la prueba del ANOVA realizaremos la prueba de Tukey o Games Howell.</p> <p>Si no existe normalidad emplearemos la prueba no paramétricas de varianza, finalmente Kruskal-Wallis determinará su significancia.</p> <p>Para cuantificar y evaluar la variación de las hectáreas de cobertura vegetal debemos realizar la prueba de T Student y determinaremos la variación en hectáreas de la cobertura vegetal.</p>
---	--	---	---	--	---

Anexo 2. Datos de los puntos de muestreos georeferenciados y los índices de vegetación

FID	Shape	CID	POINT_X	POINT_Y	RVI_2017	RVI_2010	RVI_1995	NDVI_2017	NDVI_2010	NDVI_1995	DVI_2017	DVI_2010	DVI_1995	Distrito
0	Point	1	756158.264	9210121.09	0.225072	0.509181	0.268869	0.632557	0.325222	0.576207	0.229944	0.114504	0.196928	CHETILLA
1	Point	2	760019.529	9208321.33	0.146877	0.375465	0.217418	0.743867	0.454054	0.642822	0.305248	0.145699	0.201099	CHETILLA
2	Point	3	762513.814	9207486.25	0.196207	0.342035	0.344592	0.671951	0.490274	0.48744	0.173173	0.153498	0.125149	CHETILLA
3	Point	4	760048.946	9207347.99	0.157307	0.364448	0.172391	0.728151	0.465795	0.705915	0.235606	0.125551	0.188765	CHETILLA
4	Point	5	759648.33	9213008.33	0.225559	0.289988	0.233337	0.631908	0.550402	0.621617	0.170075	0.15718	0.140066	CHETILLA
50	Point	51	757622.439	9221750.12	0.219983	0.421765	0.357713	0.639367	0.406703	0.473065	0.200544	0.116525	0.159747	TUMBADEN
51	Point	52	762115.596	9231873.95	0.447682	0.434301	0.439583	0.381519	0.394407	0.389291	0.083021	0.093777	0.083886	TUMBADEN
52	Point	53	755321.572	9232204.82	0.165223	0.215903	0.224033	0.716409	0.644868	0.633943	0.203321	0.19538	0.170583	TUMBADEN
53	Point	54	762563.584	9234971.3	0.368877	0.44645	0.395358	0.461051	0.382696	0.433324	0.104945	0.076374	0.090506	TUMBADEN
54	Point	55	763817.418	9237859.31	0.448205	0.501727	0.461696	0.38102	0.3318	0.368274	0.085772	0.076663	0.080576	TUMBADEN
100	Point	##	782263.844	9229504.78	0.360252	0.434439	0.395657	0.470316	0.394274	0.433017	0.116561	0.100493	0.095449	ENCAÑADA
101	Point	##	789495.311	9215818.31	0.475847	0.563664	0.520677	0.355154	0.279047	0.315204	0.116481	0.08793	0.109326	ENCAÑADA
102	Point	##	785752.154	9229504.84	0.353377	0.307963	0.380997	0.477785	0.529095	0.448229	0.156216	0.202675	0.128414	ENCAÑADA
103	Point	##	791190.506	9223852.86	0.353	0.486602	0.404459	0.478196	0.34535	0.424035	0.172478	0.111615	0.140748	ENCAÑADA
104	Point	##	777342.962	9228828.07	0.670047	0.689876	0.488636	0.197571	0.183519	0.343512	0.074717	0.067422	0.072324	ENCAÑADA
150	Point	##	778481.789	9223056.07	0.236875	0.28632	0.296084	0.616978	0.554823	0.543109	0.21232	0.166496	0.172171	LOS BAÑOS DEL INCA
151	Point	##	783342.214	9212215.15	0.408829	0.561837	0.405008	0.419619	0.280543	0.42348	0.131595	0.086557	0.120978	LOS BAÑOS DEL INCA
152	Point	##	785081.485	9208047.27	0.579944	0.705999	0.668294	0.265867	0.172333	0.198829	0.120807	0.088439	0.109875	LOS BAÑOS DEL INCA
153	Point	##	779163.315	9206310.15	0.074706	0.286819	0.201183	0.860975	0.55422	0.665026	0.48256	0.237193	0.248121	LOS BAÑOS DEL INCA
154	Point	##	781662.512	9214503.43	0.533404	0.597351	0.562697	0.304288	0.252073	0.279838	0.105559	0.092335	0.105155	LOS BAÑOS DEL INCA
200	Point	##	766347.866	9215647.5	0.396482	0.54457	0.404139	0.432171	0.294859	0.42436	0.166737	0.11891	0.155576	CAJAMARCA
201	Point	##	776536.879	9206379.53	0.850015	0.746309	0.444817	0.081072	0.145273	0.384258	0.02681	0.057169	0.115174	CAJAMARCA
202	Point	##	769481.938	9219053.61	0.2009	0.311811	0.479214	0.665418	0.52461	0.35207	0.170796	0.135949	0.071508	CAJAMARCA
203	Point	##	774947.368	9227295.2	0.932861	0.990781	0.798246	0.034736	0.004631	0.112195	0.009613	0.001565	0.067662	CAJAMARCA
204	Point	##	775572.82	9203070.15	0.436727	0.671658	0.480108	0.392053	0.196417	0.351253	0.170209	0.097465	0.125015	CAJAMARCA
205	Point	##	777641.108	9200980.41	0.323049	0.260262	0.293447	0.51166	0.586972	0.546256	0.178113	0.248963	0.190308	CAJAMARCA

Anexo 3. Mapas de cobertura vegetal

