



Facultad de Ciencias
Instituto de Estadística
Ingeniería en Estadística

Detección de cambios en cuerpos de agua mediante imágenes satelitales multitemporales.

Nicolás Mancilla Fuentes
03 de diciembre de 2021

Profesor Guía

Daira Velandia. Dra.

Instituto de Estadística, Universidad de Valparaíso

Profesor Co-Guía

Rodrigo Salas. Dr.

Escuela de Ingeniería C. Biomédica, Universidad de Valparaíso

Proyecto de titulación para optar al:

grado académico de: *Licenciado en Estadística*

título profesional de: *Ingeniero en Estadística*

minor en: *Minería de datos*

Resumen

Al igual que muchos países de sudamérica, Chile se ha visto afectado por el cambio climático, presentando varios años de sequía, lo que ha generado impacto negativo en caudales de ríos, embalses y aguas subterráneas, con una considerable disminución de su superficie. El ejemplo más reciente es la sequía total de la Laguna de Aculeo en el año 2018, debido a que no se tomaron medidas a tiempo para mitigar este daño irreparable, es por esto, que es de vital importancia realizar monitoreo constante de la superficie de agua en cuerpos de agua y así generar medidas de control. En este trabajo se presenta la técnica de Análisis de Componentes Principales (ACP) para la detección de cambio a nivel superficial en cuerpos de agua, mediante imágenes satelitales multitemporales utilizando el índice de diferencia de agua normalizado (*NDWI*) y el índice de diferencia de agua normalizado modificado (*MNDWI*) para detectar y cuantificar los cambios en la Laguna de Aculeo y el Lago Peñuelas.

Algunas Palabras

Primeramente quiero darle las gracias a la Universidad por haberme dado la oportunidad de convertirme en un profesional y a cada profesor que me formó en el transcurso de los cinco años brindandome sus conocimientos y apoyo en todo momento.

También agradecerle a mi profesora guía por haberme aceptado, ayudarme en todo momento y brindarme su constante apoyo, sus indicaciones y orientaciones indispensables en el desarrollo de este trabajo, sin ella esto no sería posible. Y por último agradecerle a los evaluadores de mi trabajo de titulación.

Índice general

Resumen	2
Algunas Palabras	3
1. Introducción	6
1.1. Objetivos	7
1.1.1. Objetivo general	7
1.1.2. Objetivos específicos	7
1.2. Pregunta e hipótesis de investigación	7
2. Escasez hídrica en Chile	8
2.1. Escasez hídrica en Chile	8
2.2. Cuerpos de agua	9
2.2.1. Laguna de Aculeo	10
2.2.2. Lago Peñuelas	11
3. Imágenes satelitales	12
3.1. Satélites Landsat	12
3.1.1. Landsat 7	12
3.1.2. Landsat 8	14
3.2. Sistemas de información geográfica	15
3.2.1. Modelo ráster	15
3.2.2. Modelo vectorial	16
3.2.3. Ventajas y desventajas	17
3.3. Índices espectrales	18
3.4. Pre-Procesamiento de imágenes	19
3.4.1. Calibración radiométrica	19
3.4.2. Corrección atmosférica	19
3.4.3. Creación de mosaicos	20
3.4.4. Corregistro	20
3.4.5. Remuestreo	20
4. Detección de cambios	21
4.1. Teledetección	21
4.1.1. Análisis de Componentes Principales (ACP)	22
4.1.2. Análisis de componentes principales aplicado a datos espaciales	24
4.1.3. Conteo de píxeles	25
4.2. Indicadores para índices y métodos	26

4.2.1. Error absoluto	26
4.2.2. <i>Accuracy</i>	26
4.2.3. Coeficiente Kappa de Cohen	26
5. Aplicación y resultados	28
5.1. Laguna de Aculeo	28
5.1.1. Pre-procesamiento	29
5.1.2. Índices espectrales	30
5.1.3. Imágenes satelitales del índice de diferencia de agua normalizado (<i>NDWI</i>)	33
5.1.4. Análisis de Componentes Principales	33
5.1.5. Conteo de píxeles	35
5.1.6. Comparación de métodos	36
5.2. Lago Peñuelas	37
5.2.1. Pre-procesamiento	37
5.2.2. Índices espectrales	38
5.3. Detección de cambios en Lago Peñuelas 2010 - 2019	39
5.3.1. Análisis de Componentes Principales	39
5.3.2. Conteo de píxeles	40
5.3.3. Variación de agua superficial	41
5.4. Detección de cambios en Lago Peñuelas 2010 - 2020	42
5.4.1. Análisis de Componentes Principales	42
5.4.2. Conteo de píxeles	43
5.4.3. Variación de agua superficial	44
6. Conclusiones	45
A. Códigos	46
Referencias	51

Capítulo 1

Introducción

Debido a la ubicación geográfica y condiciones climáticas, Chile es uno de los países más afectados por el cambio climático, con más de 20 años de sequía, los últimos 10 años han sido de mega sequía, siendo el 2019 el año más seco. La Oficina de Estudios y Políticas Agrarias (ODEPA) establece que desde el año 2000 la sequía se asocia mayormente a periodos lluviosos y secos, relacionado con una alta frecuencia del fenómeno de la niña, que trae consigo una gran cantidad de episodios de aguas oceánicas frías, por ende, una menor pluviometría que lleva a sequías persistentes ([Oficina de Estudios y Políticas Agrarias\(ODEPA\), 2017](#)). Debido a la sequía registrada en estos últimos años Chile se ha colocado en la posición N°18 a nivel global según indicadores del Instituto Mundial de Recursos (WRI), dentro del grupo de estrés hídrico crítico, a una posición de ingresar a la categoría de riesgo extremo ([Hofste, Reig, y Schleifer, 2019](#)). El primer cuerpo de agua afectado considerablemente debido a la sequía es la Laguna de Aculeo ([Alvarado, 2019](#)), la cual fue declarada completamente seca en mayo del 2018 ([Área de Recursos Naturales, Ciencia y Tecnología, 2018](#)), dejando un daño irreparable en la flora y fauna de la región. Es por esto la importancia de detectar cambios superficiales en cuerpos de agua a tiempo y así buscar medidas para evitar que sigan ocurriendo hechos como este.

Con el avance de la tecnología, actualmente es posible recopilar imágenes de observación de la tierra a una velocidad cada vez mayor mediante satélites, la adquisición de datos de la superficie terrestre desde sensores instalados en plataformas espaciales es lo que se le conoce como teledetección, estos datos de teledetección son ampliamente utilizados para la detección de cambios en las últimas décadas y han tenido un gran impacto en las agencias de planificación urbana y las iniciativas de gestión territorial ([Deng, Wang, Deng, y Qi, 2008](#)). ([Rokni, Ahmad, Selamat, y Hazini, 2014](#)) realizaron un estudio multitemporal para detectar cambios en el Lago Urmia, Irán (el vigésimo lago más grande del mundo), en este estudio se modelaron cambios espacio-temporales entre los años 2000 y 2013, utilizando imágenes multitemporales Landsat 5-TM, 7-ETM+ y 8-OLI y 6 índices espectrales (*NDWI, MNDWI, NDMI, NDVI, WRI* y *AWEI*), concluyéndose que tanto el índice *NDWI* y el *NDVI* entregaron resultados con mayor precisión, además el enfoque de Análisis de Componentes Principales Multitemporal *NDWI-PC* resultó eficaz para detectar los cambios en la superficie del agua en el lago Urmia. Por otro lado, ([Hernández y Chacón, 2013](#)) determinaron el comportamiento del espejo de agua de la laguna Fúquene en Colombia, a través del tiempo, utilizando imágenes de teledetección en distintas épocas durante 30 años. Para llevar a cabo este estudio se utilizó el conteo de píxeles que representan el elemento escogido, llegando a dos conclusiones interesantes:

- Observando los resultados obtenidos a lo largo de 30 años, la laguna Fúquene ha perdido casi un 50% de su espejo de agua original, esto debido principalmente a la extracción indiscrimi-

nada de agua para el regadío.

- La clasificación no supervisada de zonas secas permite prontitud, pero no exactitud a la hora de identificar coberturas de la tierra, mientras que la clasificación supervisada de zonas secas generó una mayor tardanza, pero a su vez una mayor exactitud a la hora de identificar y representar las coberturas de la tierra en una imagen satelital.

En este trabajo de investigación se aborda la problemática de la escasez hídrica, analizando el efecto causado en dos cuerpos de agua de la zona central de Chile, bastante afectada por la megasequía vivida en los últimos años. Los capítulos 3 y 4 presentan el marco teórico, donde se abordan las metodologías para el análisis subsiguiente presentado en el capítulo 5 para la Laguna de Aculeo y el Lago Peñuelas y las respectivas conclusiones en el capítulo 6.

1.1. Objetivos

1.1.1. Objetivo general

El presente trabajo tiene como objetivo principal detectar cambios en cuerpos de agua de Chile en el período de tiempo 2010-2020 mediante imágenes satelitales multitemporales, específicamente en la Laguna de Aculeo y el Lago Peñuelas, cuerpos de agua que han sufrido cambios significativos en los últimos años.

1.1.2. Objetivos específicos

- Seleccionar y descargar imágenes satelitales de capas de la tierra e índices espectrales de interés.
- Implementar técnicas de pre-procesamiento de imágenes para la preparación de las imágenes de entrenamiento del modelo.
- Detectar cambios espacio-temporales en cuerpos de agua utilizando índices espectrales.
- Generar mapas de cambio de la superficie en cuerpos de agua en el período 2010-2020.

1.2. Pregunta e hipótesis de investigación

El cambio climático ha generado efectos considerables en la superficie terrestre ([Cortes, 2020](#); [Cifuentes y Meza, 2008](#)), en especial en la superficie de los cuerpos de agua, es por esto que se plantea la siguiente pregunta de investigación:

¿Es posible detectar cambios de agua superficial en cuerpos de agua en Chile?

Y la hipótesis de investigación propuesta es:

Es posible detectar cambios en cuerpos de agua a partir de índices espectrales y la implementación de técnicas de estadísticas.

Capítulo 2

Escasez hídrica en Chile

2.1. Escasez hídrica en Chile

Existen dos eventos que generalmente ocurren simultáneamente, estos son la sequía y la escasez hídrica. La sequía es el déficit de precipitaciones y/o caudales de ríos, mientras que, se entiende por escasez hídrica al déficit de procesos hidrológicos, meteorológicos y falta de suministro de agua ([Asesoría técnica parlamentaria, 2018](#)). Según Schmidt y Benítez-Sanz ([Schmidt y Benítez-Sanz, 2012](#)) las causas de la escasez hídrica se relacionan principalmente a una irregularidad en los patrones de lluvia, disminución de los recursos hídricos disponibles naturales, ineficiente asignación de recursos hídricos, alta demanda de agua para consumo humano, agricultura e industrias, por último, la falta de medidas para enfrentar la escasez de agua. Debido a la ubicación geográfica de Chile y sus condiciones climáticas, es uno de los países más afectado por el cambio climático, presentando un déficit de precipitaciones, disminución de volúmenes de acuíferos, aumento de temperatura en las montañas y un rápido retroceso de los glaciares ([Crocco, 2021](#)).

Chile lleva más de 20 años de sequía, destacándose los últimos 10 años que han sido de mega sequía. La Oficina de Estudios y Políticas Agrarias (ODEPA) propuso que desde el año 2000 la sequía se asocia mayormente a periodos lluviosos y secos, relacionado con una alta frecuencia del fenómeno de la niña, que trae consigo una gran cantidad de episodios de aguas oceánicas frías, por ende, una menor pluviometría que lleva a sequías persistentes ([Oficina de Estudios y Políticas Agrarias\(ODEPA\), 2017](#)). A medida que pasan los años, la preocupación por la escasez hídrica en Chile es mayor, estudios indican que se podría experimentar una fuerte reducción de agua a futuro ya que las precipitaciones han ido disminuyendo; en Julio de este año la región Metropolitana obtuvo un déficit de lluvia de un 60 %, mientras que, para el resto del país, se han registrado menos precipitaciones de lo normal, fluctuando el déficit entre el 40 % y el 70 % ([Núñez, 2021](#)), afectando no solo a las personas, también a los animales, hasta el momento hay más de 100.000 animales muertos por la falta de agua y alimentos, entre caprinos, ovinos y bovinos ([Caldes, 2019](#)).

En Chile, el presidente de la República puede decretar escasez hídrica (por un período máximo de 6 meses) en zonas donde existe una extraordinaria sequía según criterios hidrometeorológicos, en base a datos de precipitaciones, caudales de ríos, volúmenes de embalse y condiciones de los acuíferos, según lo establecido en el Código de aguas de 1981. Desde el 2008 a 2021, se han emitido 167 decretos de escasez hídrica, siendo el 2020 el año récord con un máximo de 33 decretos, la mayoría corresponde a la Región Metropolitana con 21, Valparaíso con 9 y en menor medida Coquimbo, Maule y Atacama con 1 decreto. Cabe destacar que aún no existen las herramientas o

indicadores para monitorear -además de los índices de sequía- el uso y demanda del recurso, materia fundamental para abordar realmente la escasez hídrica (Morales, 2021).

2.2. Cuerpos de agua

Un cuerpo de agua es cualquier extensión que se encuentra en la superficie terrestre (ríos y lagos) o en el subsuelo (acuíferos, ríos subterráneos); tanto en estado líquido, como sólido (glaciares, casquetes polares); tanto naturales como artificiales (embalses) y pueden ser de agua salada o dulce (Agua.org.mx, s.f.).



Figura 2.1: Cuerpos de agua de interés.
Fuente: Elaboración propia.

En el presente trabajo se analizan dos cuerpos de agua, Laguna de Aculeo y Lago Peñuelas. La Laguna de Aculeo (ver Figura 2.1) ha sufrido grandes cambios siendo una de las primeras afectadas por la escasez hídrica que se está viviendo (Área de Recursos Naturales, Ciencia y Tecnología, 2018), se utiliza como referencia el estudio del Ministerio del Medio Ambiente elaborado por el Centro de Inteligencia Territorial de la Universidad Adolfo Ibáñez (UAI) en base imágenes satelitales entre los años 2010 y 2015 (Chile desarrollo sustentable, 2015) para realizar comparación con los resultados obtenidos en este estudio. Además se realiza un análisis exploratorio para el Lago Peñuelas (ver Figura 2.1) un cuerpo de agua que últimamente ha sufrido grandes cambios.

2.2.1. Laguna de Aculeo



Figura 2.2: Laguna de Aculeo (a) Año 2013 (b) Año 2019.

Fuente: Imágenes extraídas de ([Laguna de Aculeo., 2013](#)).

Su nombre etimológico “Aculeo” proviene de las voces araucanas “Acuñ-leuvu”, que significa lugar en donde se juntan las aguas ([Ecured, 2012](#)). Es una laguna de agua dulce ubicada en las coordenadas 33°5047S 70°5455O, en la comuna de Paine, Provincia de Maipo, 70 km al suroeste de la Ciudad de Santiago, Chile. La Laguna de Aculeo es la única laguna natural de origen aluvial, no glacial de la Región Metropolitana, cuyo nivel de agua varía de acuerdo con las precipitaciones y el uso de sus aguas, antes de la escasez hídrica contaba con una gran diversidad biológica y belleza natural.

Debido al clima mediterráneo, con respecto a su vegetación posee distintas variedades de Espinal, pinos, arboles de diferentes especies (Quillay, Roble, Belloto, Peumo, Maitén), hierbas y gramíneas. Presenta un gran número de especies, más de 6 mil, que se adaptan a diversas condiciones de clima y suelo, la fauna está constituida por aves como la perdiz, tórtola, codorniz, diuca, loica, entre otras, además de variedades de patos, diferentes garzas, taguas y roedores como lauchitas de los espinos y chinchillas ([Ecured, 2012](#)).

Durante los últimos 10 años, debido al cambio climático, como las altas temperaturas y la falta de lluvia que afectan a nuestro país, la laguna se ha ido secando como consecuencia de su precario manejo y uso desmedido de su agua principalmente para la agricultura, teniendo en el año 2015 una pérdida del 55 % de su superficie de agua. Para el 2017 la laguna contaba con una profundidad de 80 cm, posteriormente en febrero de 2018 la laguna presenta una pérdida de agua total siendo declarada totalmente seca en mayo del mismo año (ver Figura 2.2(b)). Este acontecimiento trajo una serie de consecuencias como: cortes y aumento de costos del abastecimiento de agua tanto humano como para agricultura, depresión del sector turístico, disminuyendo los ingresos de la economía local, deterioro del paisaje y pérdida del valor de las propiedades, pérdida del hábitat para múltiples especies, conflictos sociales en torno a las causas del problema y como enfrentarlo ([Rivas, 2019](#)).

2.2.2. Lago Peñuelas



Figura 2.3: Lago Peñuelas.

Fuente: <https://www.elmartutino.cl/noticia/sociedad/maravillosas-fotos-del-lago-penuelas-que-volvio-tener-agua>.

El Lago Peñuelas es un embalse artificial ubicado en la región de Valparaíso, comuna y Provincia de Valparaíso. Fue construido a fines del siglo XIX con el objetivo de proveer agua potable al puerto de Valparaíso, que actualmente es una fuente suplementaria que aporta cerca del 10% del agua destinada para el consumo. En 1952 el Lago Peñuelas fue convertido en reserva Nacional, en 1985 la UNESCO declaró la zona Reserva de la Biósfera, destaca por la protección de las especies de fauna en donde se registran 120 especies de aves que habitan este lugar, como el cisne cuello negro, garzas, águilas pescadoras y patos huala, además de lagarto chileno, halcón peregrino, gato colocolo, coipos, zorros, chinchillas, entre otros. En cuanto a flora, se tiene en categoría de conservación el belloto del norte, palma chilena, orquídea, lingue del norte, además de especies como: quillay, peumo, litre, boldo, molle, trevo, algarrobo y espino (Conaf, 2020). Esta reserva nacional tiene una riqueza florística que alcanza a 337 especies, de las cuales un 72% son de origen nativo (Hauenstein y cols., 2009). Además de esto, la pesca es una actividad que se realiza desde hace décadas en Lago Peñuelas y la principal presa es el Pejerrey, y también se suelen pescar carpas, además de esto es una zona turística en donde se pueden realizar paseos en bicicleta y caminatas. Es por esto es de vital importancia el monitoreo de la superficie de agua del lago, para así tomar medidas a tiempo en caso de existir una gran pérdida de agua o una pérdida constante, y buscar soluciones a tiempo para evitar una sequía total como ocurrió con la Laguna de Aculeo.

Capítulo 3

Imágenes satelitales

Actualmente el avance de la tecnología nos permite recopilar imágenes de observación de la tierra a una gran velocidad, existen distintas plataformas en donde se recopilan datos de observación de la tierra, las más comunes incluyen satélites, estaciones espaciales, aviones y vehículos aéreos no tripulados. Algunos satélites que entregan imágenes de observación de la tierra son el Espectrorradiómetro de imágenes de media resolución (MODIS) y Landsat, ambos satélites de la NASA, y Sentinel-1 y Sentinel-2 pertenecientes a la Agencia Espacial Europea (ESA). Las imágenes del satélite MODIS poseen una resolución de 250 m, y cubren todo el planeta cada 2 días. Los satélites Landsat poseen una mejor resolución espacial (30 m) pero a diferencia del MODIS, cubren al planeta cada 16 días. Gracias a la amplia cobertura de estos satélites es posible realizar análisis a gran escala de la superficie terrestre (Jiang y Shekhar, 2017). Una gran cantidad de estas imágenes de satélites como Landsat, MODIS, Sentinel-1 y Sentinel-2 están disponibles en plataformas web gratuitas, como Google Earth Engine (Google Earth Engine, 2021).

Cada pixel de una imagen satelital corresponde a una pequeña área en la superficie de la tierra, existen diferentes bandas o capas espectrales en las imágenes de la Tierra las cuales miden el reflejo de la señal electromagnética en diferentes rangos de frecuencia, cómo el espectro invisible (por ejemplo, infrarrojo cercano) o el espectro visible (por ejemplo, rojo, verde y azul), la idea es poder distinguir distintos tipos de coberturas en la superficie en función de sus firmas espectrales.

3.1. Satélites Landsat

Desde 1972, la serie conjunta de satélites de observación de la Tierra Landsat del Servicio Geológico de la NASA y los EE.UU han recopilado continuamente imágenes de la superficie terrestre en alta resolución, proporcionando datos ininterrumpidos del planeta, para ayudar a los administradores de la tierra y los encargados de formular políticas a tomar decisiones informadas sobre los recursos naturales y el medio ambiente (United States Geological Survey, s.f.-c).

3.1.1. Landsat 7

El satélite Landsat 7 (ver Figura 3.1) fue lanzado desde la Base de la Fuerza Aérea Vandenberg en California el 15 de abril de 1999, este satélite lleva a bordo el sensor *Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM +)*, que corresponde a una versión mejorada de los instrumentos (*Thematic Mapper*)

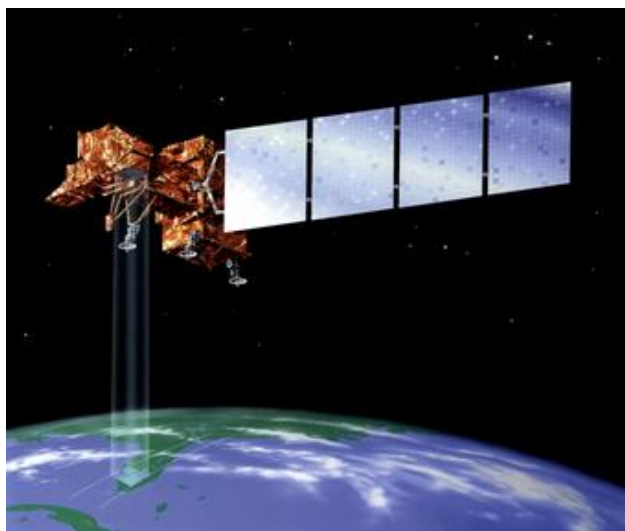


Figura 3.1: Representación de satélite Landsat 7.

Fuente : ([United States Geological Survey, s.f.-a](#)).

que poseían los satelites Landsat 4 y 5 ([United States Geological Survey, s.f.-a](#)), este satélite posee un ciclo de repetición de 16 días, es decir, logra capturar una imagen de la misma área cada 16 días, su resolución espacial es de 30 m y posee 8 bandas, las cuales se indican en el cuadro 3.1.

Número de banda	Descripción	Longitud de onda (μm)	Resolución (m)
Banda 1	Azul	0.45 - 0.52	30
Banda 2	Verde	0.52 - 0.60	30
Banda 3	Rojo	0.63 - 0.69	30
Banda 4	Infrarrojo cercano	0.77 - 0.90	30
Banda 5	Infrarrojo de onda corta	1.55 - 1.75	30
Banda 6	Térmica	10.40 - 12.50	60
Banda 7	Infrarrojo medio	2.09 - 2.35	30
Banda 8	Pancromática	0.52 - 0.90	15

Cuadro 3.1: Descripción de bandas de satélite Landsat 7.

Fuente: ([United States Geological Survey, s.f.-a](#)).

3.1.2. Landsat 8

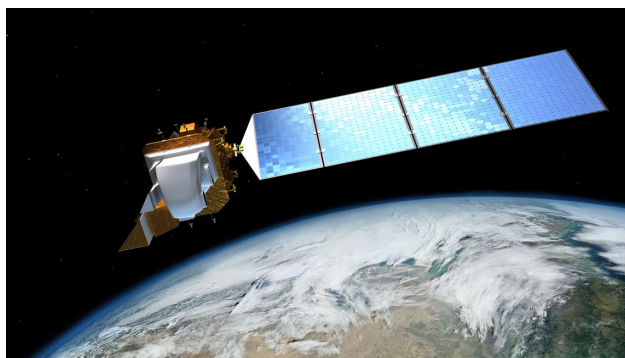


Figura 3.2: Representación de satélite Landsat 8.

Fuente : ([United States Geological Survey, s.f.-b](#)).

Landsat 8 (ver Figura 3.2) es un satélite lanzado desde la Base de la Fuerza Aérea Vandenberg en California el 11 de febrero de 2013 que transporta los instrumentos *Operational Land Imager (OLI)* y *Thermal Infrared Sensor (TIRS)*, este satélite captura alrededor de 740 escenas por día, el tamaño de cada escena es de 185 km por 180 km ([United States Geological Survey, s.f.-b](#)). Al igual que el satélite Landsat 7, posee un ciclo de repetición de 16 días y una resolución espacial de 30 m, posee 9 bandas espectrales obtenidas por el instrumento OLI y 2 bandas espectrales obtenidas por el instrumento TIRS indicadas en los cuadros 3.2 y 3.3.

Número de banda	Descripción	Longitud de onda (μm)	Resolución (m)
Banda 1	visible	0.43 - 0.45 μm	30 m
Banda 2	Azul	0.450 - 0.51 μm	30 m
Banda 3	Verde	0.53 - 0.59 μm	30 m
Banda 4	Roja	0.64 - 0.67 μm	30 m
Banda 5	Infrarrojo cercano	0.85 - 0.88 μm	30 m
Banda 6	Infrarrojo de onda corta 1	1.57 - 1.65 μm	30 m
Banda 7	Infrarrojo de onda corta 2	2.11 - 2.29 μm	30 m
Banda 8	Pancromática (PAN)	0.50 - 0.68 μm	15 m
Banda 9	Cirro	1.36 - 1.38 μm	30 m

Cuadro 3.2: Descripción de bandas instrumento OLI de satélite Landsat 8.

Fuente: ([United States Geological Survey, s.f.-b](#)).

Número de banda	Descripción	Longitud de onda (μm)	Resolución (m)
Banda 10	Infrarrojo térmico 1	10.6 - 11.19 μm	100 m
Banda 11	Infrarrojo térmico 2	11.5 - 12.51 μm	100 m

Cuadro 3.3: Descripción de bandas instrumento TIRS de satélite Landsat 8.

Fuente: ([United States Geological Survey, s.f.-b](#)).

3.2. Sistemas de información geográfica

Los sistemas de información geográfica (SIG) son un marco de trabajo para reunir, gestionar y analizar diversos tipos de datos, estos son utilizados para crear mapas que comunican, analizan, comparten información y resuelven problemas, por ejemplo, para la identificación de problemas, el monitoreo de cambios, realizar predicciones, entre otras (Aeroterra, s.f.). Los SIG analizan la ubicación espacial y organizan capas de información para así identificar patrones, obtener nueva información para comunicar y analizar la gestión de recursos, la evaluación del impacto ambiental, etc. Este sistema de información está diseñado para trabajar con datos referenciados mediante coordenadas espaciales, actualmente para el SIG hay dos modelos de representación (Oyala, 2014) o también denominados modelos de datos, estos son, modelo ráster y modelo vectorial.

3.2.1. Modelo ráster

En el modelo ráster la zona de estudio se divide de manera sistemática en una serie de unidades mínimas (celdas), y para cada una de estas se recoge la información que la describe (Ver Figura 3.3), si bien cada celda que posee la malla puede contener información de una o más variables, lo común es que suela contener información de una única variable.

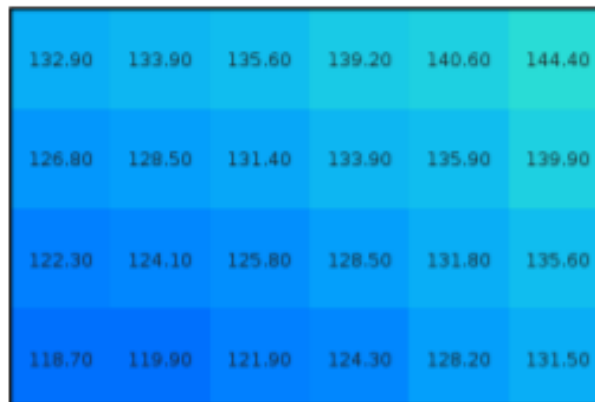


Figura 3.3: Celdas de una malla ráster con valores asociados.

Fuente: Sistema de información geográfica (Oyala, 2014).

La particularidad de este modelo es su sistematicidad, es decir, la división de espacios de forma sistemática en unidades mínimas en donde estas celdas son contiguas entre sí haciendo que exista una relación implícita entre ellas y formando una malla regular. Como unidad mínima se pueden tomar elementos de distintas formas siendo la forma cuadrada la más habitual. Dicho esto se puede inferir que hay dos elementos básicos que debe poseer una capa ráster para ser definida como tal:

- Una localización geográfica exacta de una celda y una distancia entre celdas, para luego basandose en dicha celda formar la malla y conocer las coordenadas de las celdas restantes.
- Un conjunto de valores correspondientes a cada celda.

Este modelo suele ser más utilizado para datos satelitales ya que estos representan de mejor manera variables que cambian gradualmente sobre la superficie terrestre como por ejemplo la elevación, la temperatura o la contaminación.

3.2.2. Modelo vectorial

A diferencia del modelo ráster el modelo vectorial no posee una sistematicidad, ni existen unidades fundamentales que dividen las zonas, el modelo vectorial recoge la variabilidad y las características de las zonas mediante geometrías, cada una de las geometrías posee una característica constante. La forma de estas identidades se codifica de manera explícita. Este modelo trabaja modelizando el espacio geográfico de una serie de primitivas geométricas (puntos, líneas o polígonos) que contienen los elementos más destacados (ver Figura 3.4).


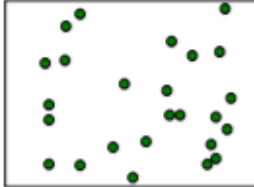




Primitiva	Entidad espacial	Representación	Atributos																					
Puntos			<table border="1"> <thead> <tr> <th>ID</th> <th>Altura</th> <th>Diámetro Nominal</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>17,5</td> <td>35</td> </tr> <tr> <td>2</td> <td>22</td> <td>45,6</td> </tr> <tr> <td>3</td> <td>15</td> <td>27,2</td> </tr> <tr> <td>4</td> <td>19,7</td> <td>36,1</td> </tr> <tr> <td>...</td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td>...</td> <td></td> <td></td> </tr> </tbody> </table>	ID	Altura	Diámetro Nominal	1	17,5	35	2	22	45,6	3	15	27,2	4	19,7	36,1		
ID	Altura	Diámetro Nominal																						
1	17,5	35																						
2	22	45,6																						
3	15	27,2																						
4	19,7	36,1																						
...																								
...																								
Líneas			<table border="1"> <thead> <tr> <th>Ancho más(m)</th> <th>Calado más(m)</th> <th>Longitud(km)</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>15</td> <td>4,3</td> <td>35</td> </tr> <tr> <td>6,3</td> <td>3,9</td> <td>5,2</td> </tr> </tbody> </table>	Ancho más(m)	Calado más(m)	Longitud(km)	15	4,3	35	6,3	3,9	5,2												
Ancho más(m)	Calado más(m)	Longitud(km)																						
15	4,3	35																						
6,3	3,9	5,2																						
Polígonos			<table border="1"> <thead> <tr> <th>Superficie(km²)</th> <th>Profundidad más(m)</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>31494</td> <td>1637</td> </tr> </tbody> </table>	Superficie(km ²)	Profundidad más(m)	31494	1637																	
Superficie(km ²)	Profundidad más(m)																							
31494	1637																							

Figura 3.4: Primitivas geométricas en el modelo de representación vectorial.

Fuente: Sistema de información geográfica (Oyala, 2014).

Los datos de este modelo están basados en la representación vectorial de la componente espacial de los datos geográficos y como se puede observar en la Figura 3.4 pueden ser de puntos, líneas o polígonos, estos suelen utilizarse para mostrar los límites de un elemento geográfico que ocupan un área sobre la superficie terrestre (Gómez, 2020).

3.2.3. Ventajas y desventajas

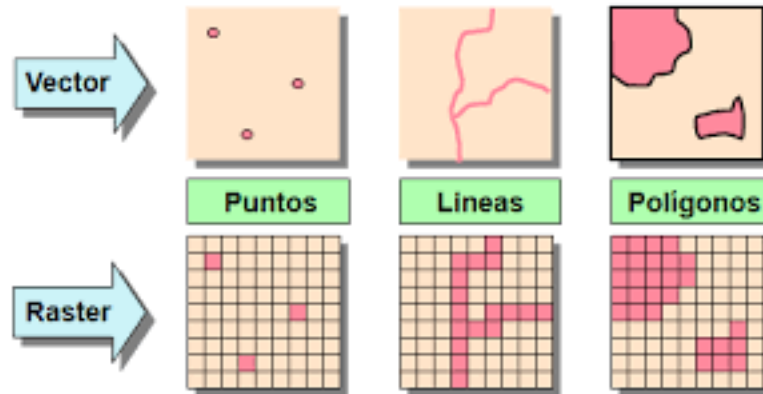


Figura 3.5: Diferencia entre vector y raster.

Fuente: <https://www.uv.mx/cuo/files/2013/05/Manual-QGIS-CUOM.pdf>.

La principal diferencia entre ambos modelos recae en que el modelo ráster almacena píxeles, mientras que el modelo vectorial almacena coordenadas de los vértices de cada elemento geométrico (ver Figura 3.5). Ambos modelos poseen diferentes ventajas y desventajas que se deben tener en cuenta a la hora de definir cuál utilizar, entre estas:

- Un aspecto a tener en cuenta es el volumen de almacenamiento que por lo general es superior en el caso del modelo ráster, esto se debe a que toda la superficie a recoger se divide en las mismas unidades independientemente de la complejidad de cada variable en cada punto.
- Un punto a favor del modelo ráster es que este es menos complejo de implementar ya que su regularidad y sistematicidad de las mallas hacen que la implementación de algoritmos de análisis sea más sencilla.
- El modelo ráster representa mejor gráficamente la realidad, por lo que las salidas permiten una representación más realista (Matellanes, 2017).

3.3. Índices espectrales

Un índice espectral es un parámetro calculado a partir de los valores de reflectividad a distintas longitudes de onda y que pretende extraer la información de interés, como los recursos hídricos, la vegetación, la nieve, el fuego, entre otros ([Listado de índices espectrales para Sentinel y Landsat, 2018](#)). Satélites como Landsat o Modis permiten realizar diversas operaciones con sus bandas, estas luego pueden ser convertidas en un índice espectral (fórmula), cada índice posee fortalezas y debilidades. Para detección de cambios en cuerpos de agua los índices comúnmente utilizados son el índice de diferencia de agua normalizado (*NDWI*) y el índice de diferencia de agua normalizado modificado (*MNDWI*).

Índice de diferencia de agua normalizado (*NDWI*)

El *NDWI* fue propuesto en 1996 por Bo-Cai Gao ([Gao, 1996](#)), se utiliza para identificar masas de agua y zonas de elevada saturación de humedad mediante el análisis de imágenes satelitales. De esta forma, se puede emplear el índice como unidad de medida para determinar el estrés hídrico, saturación de humedad en suelo o realizar delimitaciones directas de cuerpos de agua como lagos o embalses. Los valores de éste índice oscilan entre -1 y 1, estos valores describirán superficies de agua o vegetación con contenido en agua o zonas terrestres con falta de humedad.

Su expresión está dada por:

$$NDWI = \frac{(NIR - SWIR)}{(NIR + SWIR)}, \quad (3.1)$$

donde *NIR* corresponde a la banda de infrarrojo cercano y *SWIR* corresponde a la banda infrarrojo de onda corta. Los valores altos de *NDWI* indican un alto contenido de agua y los valores bajos de *NDWI* indican un bajo contenido de agua y una cobertura escasa.

Otro método para calcular el *NDWI*, propuesto por McFeeters (1996), utiliza la banda de infrarrojo verde (*Green*) y la banda de infrarrojo cercano (*NIR*):

$$NDWI = \frac{(Green - NIR)}{(Green + NIR)}. \quad (3.2)$$

Índice de diferencia de agua normalizado modificado (*MNDWI*)

El *MNDWI* propuesto por Xu es una modificación del *NDWI* propuesto por McFeeters (1996) que tiene la finalidad de mejorar las características de aguas abiertas y suprimir el ruido de la tierra acumulada ([Xu, 2006](#)). Este índice se basa en la suposición de que si se utiliza una banda *SWIR* en lugar de una banda *NIR*, el terreno edificado debiese tener valores negativos y mejorar la detección de píxeles con agua. Su expresión está dada por:

$$MNDWI = \frac{(Green - SWIR)}{(Green + SWIR)}. \quad (3.3)$$

Con este índice:

1. El agua tendrá valores positivos mayores que en el *NDWI*, ya que la banda *SWIR* absorbe más luz que la banda *NIR*.
2. La tierra edificada tendrá valores negativos.
3. El suelo y la vegetación seguirán teniendo valores negativos ya que el suelo refleja más luz *SWIR* que *NIR*.

3.4. Pre-Procesamiento de imágenes

Para obtener imágenes adecuadas se realiza un pre-procesamiento de éstas, el cual consiste en una serie de algoritmos que mejoran la imagen original, resalta determinadas características y oculta otras. Algunas etapas en el pre-procesamiento de imágenes son: la calibración radiométrica, corrección atmosférica, creación de mosaicos, correregistro y remuestreo.

3.4.1. Calibración radiométrica

La calibración radiométrica se realiza con la finalidad de tratar valores de píxeles que pudiesen tener errores debido a diversos motivos, por ejemplo fallos en los propios sensores del satélite, alteración en el movimiento del sensor o una eventual interferencia de la atmósfera conduciendo a valores de intensidad homogéneos. Éstas funciones además permiten corregir defectos que provienen de algún píxel en todas o en alguna de sus bandas, hay ocasiones en las que se pueden encontrar errores fácilmente a través del bandeo o pérdida de filas o columnas de algún píxel. En ocasiones a esas zonas se les puede otorgar simplemente un valor medio entre la línea superior/inferior o anterior/posterior.



Figura 3.6: Defectos en valores de píxeles.

Fuente: <http://www.gisandbeers.com/correccion-radiometrica-imagenes-satelite/>.

3.4.2. Corrección atmosférica

Se realiza debido a que la energía electromagnética pasa dos veces por la atmósfera antes de llegar al sensor del satélite, y a que en esta interacción con la atmósfera pueden existir distorsiones que se introducen en las imágenes afectando así la calidad de la imagen. La aplicación de esta corrección busca eliminar o disminuir estas distorsiones, un método utilizado para disminuir la corrección atmosférica para clasificación o detección de cambios es la sustracción de objetos oscuros.



Figura 3.7: Corrección atmosférica.

Fuente: <http://www.gisandbeers.com/geobia-correccion-atmosferica-landsat-8/>.

3.4.3. Creación de mosaicos

Consiste en una combinación de dos o más imágenes que se juntan para crear un único dataset para así tener una imagen completa del área de estudio.

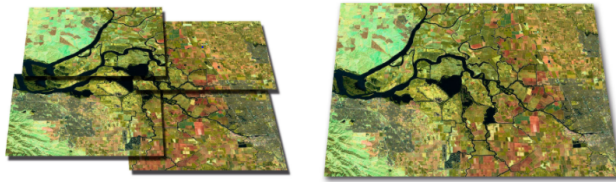


Figura 3.8: Mosaicos.

Fuente: <http://www.gisandbeers.com/como-unir-imagenes-satelite-en-un-mosaico/>.

3.4.4. Corregistro

El corregistro consiste en realizar una serie de transformaciones geométricas a las imágenes, para hacerlas coincidir en posición y tamaño (Orellana y Rodríguez, 2020).

3.4.5. Remuestreo

El remuestreo permite modificar el tamaño de la celda o el pixel de la imagen para generar un segundo ráster cuyos píxeles sufren una variación en los valores (*Métodos de remuestreo de imágenes ráster en GIS.*, 2019). Algunos tipos de remuestreos son:

- Remuestreo por interpolación por vecino más cercano.
- Remuestreo por interpolación bilineal.
- Remuestreo por interpolación bicúbica o convolución cúbica.
- Remuestreo por interpolación por valor máximo.
- Remuestreo por interpolación por valor mínimo.

Capítulo 4

Detección de cambios

La detección de cambios corresponde al proceso de identificar diferencias en el estado de un fenómeno observándolo en diferentes momentos (Singh, 1989), para detectar cambios existen diversos métodos, como por ejemplo las fotografías aéreas, trabajos de campos o teledetección. En este trabajo se utilizan dos técnicas de teledetección que han sido ampliamente utilizadas en las últimas décadas para la detección de cambios y que han tenido un gran impacto en las agencias de planificación urbana y las iniciativas de gestión territorial (Deng y cols., 2008).

4.1. Teledetección

La teledetección u observación remota es una técnica que permite obtener información a distancia de los objetos situados sobre la superficie terrestre. Para que esto sea posible es necesario que entre los objetos y el sensor exista algún tipo de interacción (flujo energético) (Chuvieco, 1996). Actualmente existen tres tipos de flujos debido a su origen:

1. Radiación de la luz solar reflejada por otros objetos (luz visible e infrarrojo reflejado).
2. Radiación terrestre emitida por los objetos (infrarrojo térmico).
3. Radiación emitida por el sensor y reflejada por los objetos (radar).

La teledetección se ha convertido en una herramienta muy útil para el estudio de nuestro entorno, ya que presenta múltiples ventajas como por ejemplo, la realización de cobertura cada determinado tiempo, lo que permite estudios de evolución temporal, permite una visión global de grandes espacios (por ejemplo una imagen de un satélite Landsat captura 34.000 km^2) y además permiten obtener información sobre regiones no visibles del espectro electromagnético, registrando así datos inaccesibles para el ojo humano (Castaño, Reyes, y Vela, 1996). (Chuvieco, 1996) señala que una de las principales ventajas de la observación espacial es la existencia en la homogeneidad en la toma de datos, ya que un sensor logra captar una gran superficie en una fracción muy pequeña de tiempo, lo que asegura la necesaria coherencia para abordar un estudio sobre grandes espacios. También menciona que el formato digital de las imágenes agiliza su tratamiento, con la ayuda de los equipos adecuados, y así reducir costos. Según Ruiz (Ruiz, 2017) una de las aplicaciones más comunes en la teledetección es la detección de cambios a partir de imágenes de fechas diferentes y su cartografiado para representar la evolución del paisaje en cuanto a los usos o coberturas del suelo. Mencionando también que el proceso metodológico común a todos los métodos puede dividirse genéricamente en cinco fases:

1. Adquisición y preprocesado de los datos.
2. Correcciones geométricas y radiométricas.
3. Análisis de detección de cambios.
4. Evaluación de fiabilidad.
5. Generación del producto final.

4.1.1. Análisis de Componentes Principales (ACP)

Para la detección de cambios una propuesta muy interesante es el Análisis de Componentes Principales (ACP), desarrollado inicialmente por Karl Pearson (Pearson, 1901) y luego retomado por Hotelling (Hotelling, 1933) quién fue el primero en formular el Análisis de Componentes Principales tal como se ha difundido hasta nuestros días. El ACP es una técnica que se utiliza principalmente para describir un conjunto de datos, utilizando nuevas variables que se forman a partir de combinaciones lineales del conjunto de datos original, a estas combinaciones lineales en el campo del álgebra lineal se le conoce como generación de vectores y valores propios cuyas propiedades hacen que se construya la transformación lineal que se pueda observar en la siguiente ecuación:

$$Y_1 = \alpha_{11}X_1 + \alpha_{12}X_2 + \dots + \alpha_{1p}X_p, \quad (4.1)$$

donde $\alpha_{11}, \alpha_{12}, \dots, \alpha_{1p}$ son escogidos de tal forma que maximizan la razón de varianza de Y_1 , es decir, que buscan explicar la mayor variabilidad del conjunto de datos original y X corresponde a las variables que componen el conjunto de datos.

Y de manera generalizada para la componente k -ésima se expresa cómo:

$$Y_k = \alpha_{k1}X_1 + \alpha_{k2}X_2 + \dots + \alpha_{kp}X_p. \quad (4.2)$$

Las componentes principales poseen algunas características:

- Las componentes principales no están correlacionados y si, además, puede suponerse multinormalidad en los datos originales, son independientes.
- Cada componente principal sintetiza la máxima variabilidad residual contenida en los datos.

Existen dos formas básicas de aplicar el ACP: utilizando la matriz de covarianza o utilizando la matriz de correlación.

Matriz de covarianza

La matriz de covarianza se utiliza cuando los datos son dimensionalmente homogéneos y presentan valores medios similares. Para obtener la matriz de covarianzas se debe contar con una matriz de datos de dimensión $n \times p$ como se presenta en el siguiente arreglo:

$$\mathbf{X} = [x_{(i,j)}] = \begin{bmatrix} x_{(1,1)} & x_{(1,2)} & \dots & x_{(1,p)} \\ x_{(2,1)} & x_{(2,2)} & \dots & x_{(2,p)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{(n,1)} & x_{(n,2)} & \dots & x_{(n,p)} \end{bmatrix}. \quad (4.3)$$

A partir de esta matriz es posible calcular algunas medidas, al igual que en el caso univariado, que permitan extraer información de los datos. Para este caso, se puede extraer la media que resulta

ser un vector y la varianza que corresponde a una matriz. Para el cálculo de la media muestral se debe realizar:

Dada una matriz \mathbf{X} , como la que se presenta en la Ecuación (4.3), se define la media muestral de la j -ésima variable por:

$$\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{(i,j)}, \quad (4.4)$$

obteniendo finalmente un vector llamado vector de medias, el cual está formado por los \bar{x}_j , con $j = 1, \dots, p$.

$$\bar{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \bar{x}_1 \\ \vdots \\ \bar{x}_p \end{bmatrix}. \quad (4.5)$$

Dada la matriz \mathbf{X} (Ecuación (4.3)), se define la varianza muestral de la j -ésima variable por:

$$s_{j,j} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{(i,j)} - \bar{x}_j)^2, \quad (4.6)$$

y la covarianza entre la j -ésima y k -ésima variable por:

$$s_{j,k} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{(i,j)} - \bar{x}_j)(x_{(i,k)} - \bar{x}_k), \quad (4.7)$$

con $j, k = 1, \dots, p$.

Finalmente la matriz formada por los $s_{j,k}$ y los $s_{j,j}$ será la matriz de varianza-covarianza muestral o matriz de covarianza muestral:

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{1,1} & \cdots & s_{1,k} & \cdots & s_{1,p} \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ s_{j,1} & \cdots & s_{j,k} & \cdots & s_{j,p} \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ s_{p,1} & \cdots & s_{p,k} & \cdots & s_{p,p} \end{bmatrix}. \quad (4.8)$$

Matriz de correlación

La matriz de correlación suele ser utilizada cuando los datos no son dimensionalmente homogéneos o el orden de magnitud de las variables aleatorias medidas no es el mismo. La matriz de correlación se calcula a partir de los elementos de la matriz \mathbf{R} , de igual dimensión que la matriz \mathbf{S} , cuyos elementos corresponden a los coeficientes de correlación entre la j -ésima y la k -ésima variable:

$$r_{(j,k)} = \frac{s_{(j,k)}}{\sqrt{s_{(j,j)}s_{(k,k)}}} = \frac{s_{(j,k)}}{s_{(j)}s_{(k)}}. \quad (4.9)$$

Estos elementos pueden ser arreglados en una matriz de correlación muestral cuya diagonal principal estará formada por unos, debido a que las nuevas variables estandarizadas poseen varianza unitaria. Esto significa que en el conjunto de datos a partir del cual se generan los componentes principales se otorga la misma importancia a todas las variables observadas, además esta nueva matriz debe ser simétrica cómo la matriz de covarianzas, es decir, $r_{(j,k)} = r_{(k,j)}$; su expresión esta dada por:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & & \cdots & r_{(1,p)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ & \cdots & 1 & \cdots & \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ r_{(p,1)} & \cdots & r_{(p,k)} & \cdots & 1 \end{bmatrix}. \quad (4.10)$$

4.1.2. Análisis de componentes principales aplicado a datos espaciales

Hoy en día el Análisis de Componentes Principales tiene diversas aplicaciones, una de estas es en la teledetección para la detección de cambios en superficies. (Chuvieco, 1996) señala que esta técnica se puede utilizar de un modo particular en aplicaciones multitemporales, ya que, luego de generar un archivo multitemporal y aplicar el ACP, la primera componente recoge la información común a las fechas y a partir de la segunda componente se entrega la información de cambio. Por otra parte (Phua, Tsuyuki, Lee, y Mohammad, 2012) detectan simultáneamente áreas quemadas aplicando el ACP para el *NDWI*, obteniendo un desempeño satisfactorio en la detección de las áreas quemadas, pues la técnica entregó resultados más precisos que métodos de clasificación no supervisada de imágenes *NDWI* y diferenciación de imágenes satelitales *NDWI*. (Ruiz, 2017) menciona el ACP para teledetección, señalando que para su utilización se requiere la integración de dos o más imágenes multiespectrales de una zona, adquiridas en distintas fechas, en una misma matriz o archivo de datos, suponiendo que las zonas modificadas sean cuantitativamente menos importantes, es decir, que ocupen una menor cantidad de superficie que las zonas que no han evolucionado o sufrido cambios. Además menciona que en este tipo de aplicaciones, la primera componente suele retener la información relativa a las áreas comunes en todas las áreas, es decir, los sectores invariantes, mientras que la segunda componente se espera que registre los cambios o evoluciones en el tiempo.

Para aplicar el análisis de componentes principales a datos espaciales, primero se deben obtener las imágenes satelitales utilizando el modelo ráster y pasarlos a una matriz de datos. Los pasos que se realizan para el procesamiento de datos en el análisis de componentes principales a datos espaciales (Zhang y cols., 2019) son:

1. Crear la matriz $\mathbf{U}(\mathbf{t})$ que contiene todos los valores en cada coordenada de cada año, cuya expresión está dada por:

$$\mathbf{U}(\mathbf{t}) = \begin{pmatrix} u_1(t_1) & u_2(t_1) & \cdots & u_M(t_1) \\ u_1(t_2) & u_2(t_2) & \cdots & u_M(t_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_1(t_N) & u_2(t_N) & \cdots & u_M(t_N) \end{pmatrix}, \quad (4.11)$$

donde M = Número total de coordenadas, N = Número total de años.

2. Centrar la matriz:

$$\bar{u}_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N u_i(t_j). \quad (4.12)$$

La matriz centrada se puede escribir como:

$$\mathbf{B}(\mathbf{t}) = \begin{pmatrix} u_1(t_1) - \bar{u}_1 & u_2(t_1) - \bar{u}_2 & \cdots & u_M(t_1) - \bar{u}_M \\ u_1(t_2) - \bar{u}_1 & u_2(t_2) - \bar{u}_2 & \cdots & u_M(t_2) - \bar{u}_M \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_1(t_N) - \bar{u}_1 & u_2(t_N) - \bar{u}_2 & \cdots & u_M(t_N) - \bar{u}_M \end{pmatrix} \quad (4.13)$$

3. Construir matriz de covarianzas de $M \times M$, definida cómo:

$$C = \frac{1}{M} B^T B. \quad (4.14)$$

4. Obtener los valores y vectores propios:

$$(C - \lambda_i \mathbf{I})\psi_i = 0, \quad (4.15)$$

donde,

\mathbf{I} : Matriz identidad,

$$\psi_i = [\psi_{i,1} \ \psi_{i,2} \ \dots \ \psi_{i,M}]^T,$$

$$\psi_{i,j} \ (j = 1, \dots, M).$$

Una vez aplicado el Análisis de Componentes Principales a la matriz que contiene todos los valores de píxeles de cada coordenada en cada año, se obtendrán las nuevas componentes, el primer componente explicará el área de las imágenes satelitales que no sufrieron cambios en el tiempo y la segunda componente entregará el área de cambio existente en el período de tiempo.

4.1.3. Conteo de píxeles

El conteo de píxeles consiste en realizar una clasificación de los píxeles de las imágenes satelitales, en este caso los píxeles mayores a cero, corresponden a píxeles con agua, y menores a cero corresponde a píxeles secos, luego se debe realizar un conteo los píxeles que contienen agua y los que son secos, para luego realizar comparaciones entre años y determinar posibles cambios en los cuerpos de agua en estudio.

4.2. Indicadores para índices y métodos

Con el objetivo de evaluar los índices y métodos propuestos se utilizan tres indicadores:

4.2.1. Error absoluto

El error absoluto es un indicador que muestra la imprecisión, corresponde a la diferencia en valor absoluto del valor real o el que se considera cómo real y el valor obtenido.

$$e = |r - p|, \quad (4.16)$$

donde e = error absoluto, r = valor real y p = valor obtenido.

4.2.2. Accuracy

Esta es una de las métricas más utilizadas para analizar el desempeño en clasificaciones binarias, ya que muestra que tan adecuado es el modelo al detectar la clase positiva y negativa (Jankay, 2018). Se calcula de la siguiente manera:

$$P = \frac{VN + VP}{VN + VP + FP + FN}, \quad (4.17)$$

donde VN = Verdadero Negativo, VP = Verdadero Positivo, FN = Falso Negativo y FP = Falso Positivo.

4.2.3. Coeficiente Kappa de Cohen

Este coeficiente es una medida de concordancia que se basa en comparar la concordancia observada en un conjunto de datos, respecto a la que podría ocurrir por mero azar, su expresión está dada por:

$$K = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e}, \quad (4.18)$$

donde P_o = Proporción de acuerdo observado, P_e = Proporción de acuerdo esperado.

Kappa	Estimación del grado de acuerdo
0.0	Pobre
0.01 - 0.20	Leve
0.21 - 0.40	Aceptable
0.41 - 0.60	Moderada
0.61 - 0.80	Considerable
0.81 - 1.0	Casi perfecta

Cuadro 4.1: Valoración del Coeficiente Kappa de Cohen.

Fuente: (Landis y Koch, 1977).

Un valor bajo o cercano a cero en el coeficiente de Kappa significa que los resultados obtenidos reflejan que la concordancia observada es precisamente la que se esperaría obtener por azar, sin embargo, al obtener un coeficiente más alto mayor es el grado de concordancia que el que se esperaría por puro azar. (ver Cuadro [4.1](#)).

Capítulo 5

Aplicación y resultados

5.1. Laguna de Aculeo

Con el objetivo de comparar los resultados obtenidos al implementar el ACP utilizando el modelo ráster para la detección de cambios con el estudio realizado por el Centro de Inteligencia Territorial de la UAI ([Chile desarrollo sustentable, 2015](#)) se obtienen imágenes satelitales del índice *NDWI* y *MNDWI* en la Laguna de Aculeo, para el período 2010 - 2015. Además las imágenes para el período 2010 - 2018 con el objetivo de detectar los cambios hasta la sequía total. Para aplicar el ACP se juntaron los datos de cada pixel de los años 2010 y 2015 en un mismo conjunto de datos con su respectiva longitud y latitud cómo se observa en el Cuadro 5.1.

Longitud	Latitud	NDWI 2010	NDWI 2015
-70.94485	-33.82386	-0.4474247	-0.4608940
-70.94458	-33.82386	-0.4013348	-0.4251426
-70.94431	-33.82386	-0.3912916	-0.4043806
-70.94405	-33.82386	-0.4500861	-0.4218892
-70.94378	-33.82386	-0.4500861	-0.4218892

Cuadro 5.1: Tabla de datos utilizada con el *NDWI* (Primeros 5 pixeles).

Fuente: Elaboración propia.

5.1.1. Pre-procesamiento

Corrección atmosférica

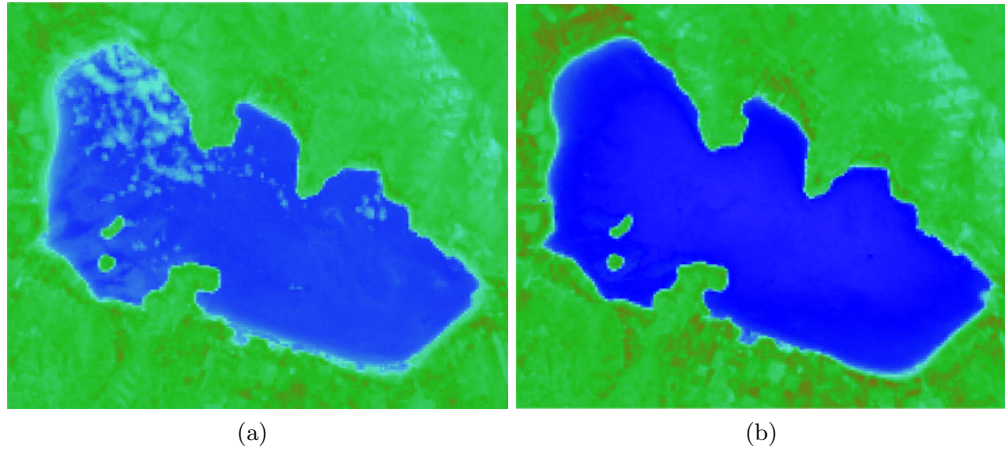


Figura 5.1: Corrección por nubosidad al NDWI (Laguna de Aculeo). (a) Sin filtro de nubosidad y (b) Con filtro de nubosidad.

Fuente: Elaboración propia.

Se realiza una corrección por nubosidad (ver Figura 5.1), un tipo de corrección atmosférica, a las imágenes satelitales del *NDWI* en la Laguna de Aculeo para los años 2010 - 2015, esta corrección se realiza para obtener una visión completa del área de estudio y para que el número de píxeles clasificados con los índices no se vea afectado, debido a que esto último podría afectar la precisión y a resultados de los próximos análisis.

Mosaicos

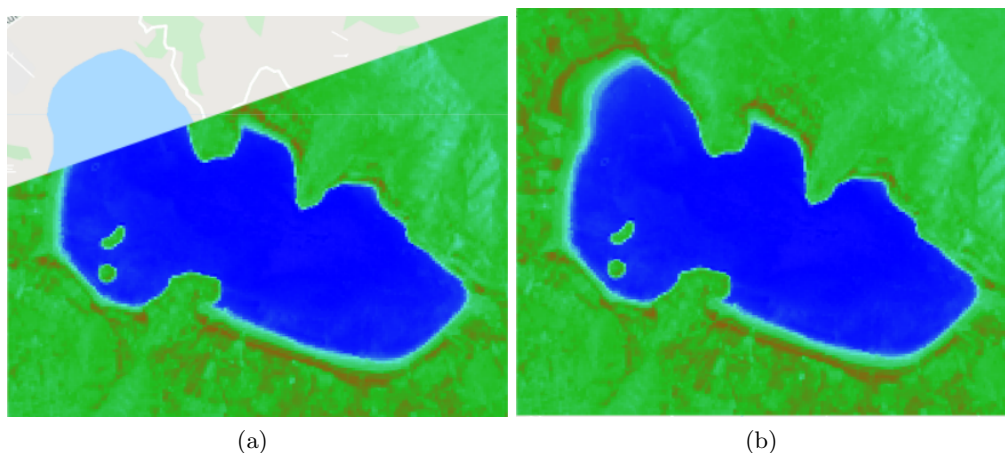


Figura 5.2: Aplicación de mosaicos al NDWI (Laguna de Aculeo). (a) Sin aplicación de mosaicos y (b) Con aplicación de mosaicos.

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 5.2 se observa la aplicación de mosaicos para las imágenes satelitales del *NDWI* en la Laguna de Aculeo, en el período 2010 - 2015, este tipo de pre-procesamiento se realiza tomando dos o más imágenes continuas para completar el área que la primera imagen no logró captar y así formar una sola con el área de estudio completa.

5.1.2. Índices espectrales

Luego de realizar el pre-procesamiento a las imágenes satelitales de los índices espectrales, se hace comparación de éstos, utilizando como datos de referencia los obtenidos en estudio (*Chile desarrollo sustentable, 2015*), además se evalúa cada índice con tres indicadores: error absoluto, precisión y coeficiente de Kappa de Cohen.

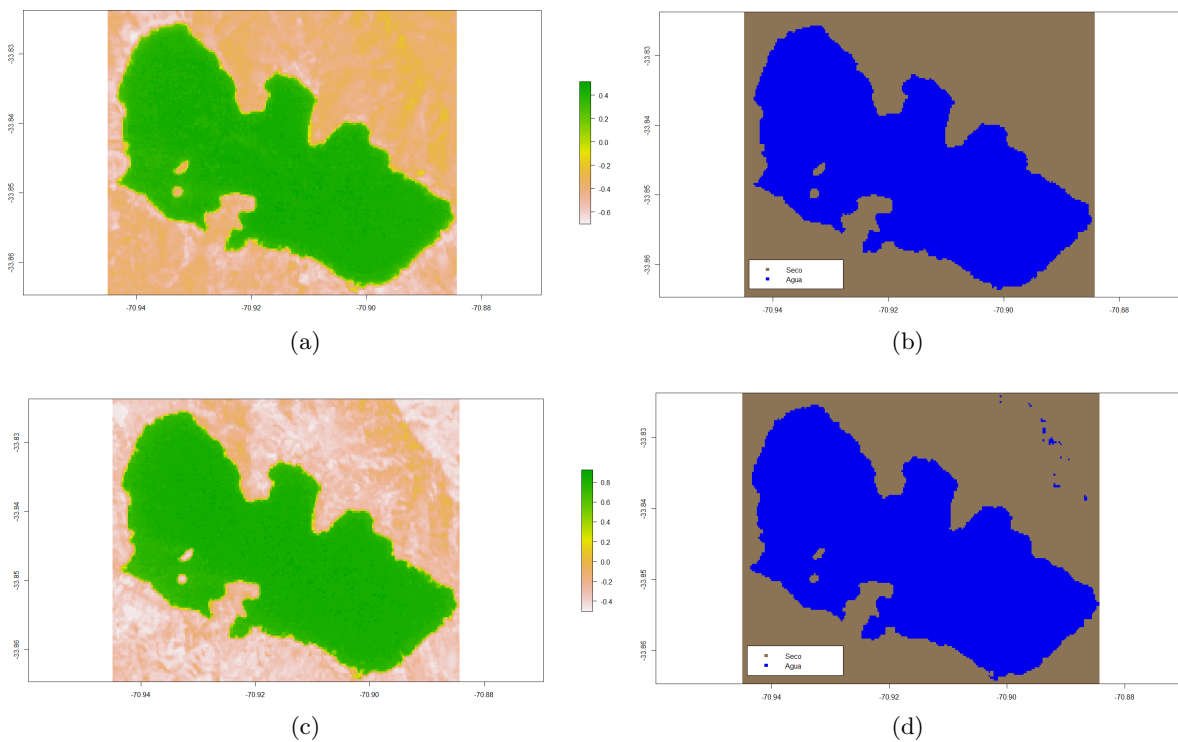


Figura 5.3: Imágenes satelitales de los índices espectrales (*NDWI* y *MNDWI*) en la Laguna de Aculeo (año 2010). (a) *NDWI* en Laguna de Aculeo en 2010, (b) Clasificación de pixeles de *NDWI* en Laguna de Aculeo en 2010, (c) *MNDWI* en Laguna de Aculeo en 2010 y (d) Clasificación de pixeles de *MNDWI* en Laguna de Aculeo en 2010.

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 5.3 se presentan las imágenes satelitales obtenidas para cada índice espectral en la laguna de Aculeo (año 2010). Las figuras 5.3a y 5.3c presentan las imágenes satelitales obtenidas para los índices espectrales *NDWI* y *MNDWI* para el año 2010. En las figuras 5.3b y 5.3d se observa la clasificación de los índices, los valores inferiores a cero son clasificados como pixeles sin presencia de agua y los valores mayores a cero son clasificados como pixeles que contienen agua. El índice espectral *MNDWI* presenta ruido o pixeles mal clasificados en la parte superior derecha (ver Figura 5.3d), lo que podría afectar la correcta detección de cambios en el cuerpo de agua.

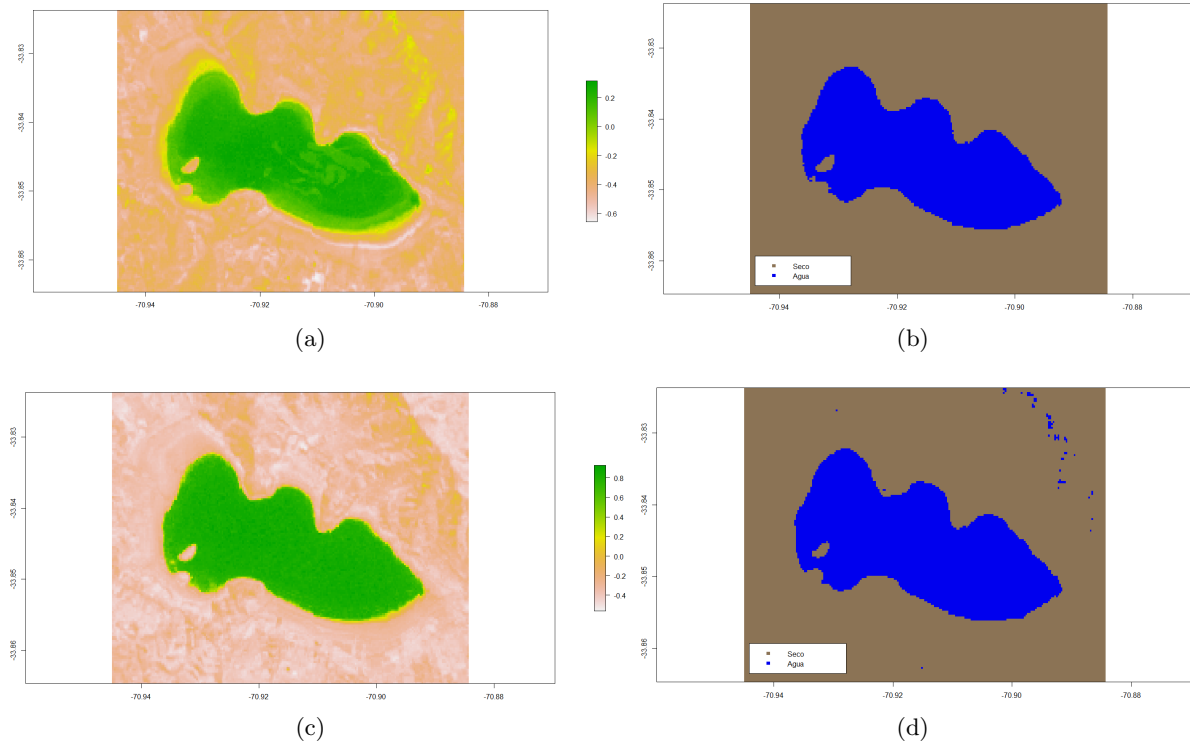


Figura 5.4: Imágenes satelitales de los índices espectrales (*NDWI* y *MNDWI*) en la Laguna de Aculeo (año 2015). (a) *NDWI* en Laguna de Aculeo en 2015, (b) Clasificación de píxeles de *NDWI* en Laguna de Aculeo en 2015, (c) *MNDWI* en Laguna de Aculeo en 2015 y (d) Clasificación de píxeles de *MNDWI* en Laguna de Aculeo en 2015.

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 5.4 se presentan las imágenes satelitales obtenidas para cada índice espectral en la Laguna de Aculeo (año 2015). Las figuras 5.4a y 5.4c presentan las imágenes satelitales obtenidas para los índices espectrales *NDWI* y *MNDWI* para el año 2015. En las figuras 5.4b y 5.4d se observa la clasificación de los índices, al igual que para el año 2010, el índice espectral *MNDWI* presenta ruido o píxeles mal clasificados en la parte superior derecha (ver Figura 5.4d).

Índice	Año					
	2010			2015		
	Error absoluto (km^2)	Accuracy (%)	Coefficiente kappa	Error absoluto (km^2)	Accuracy (%)	Coefficiente kappa
NDWI	0.95	96.26	0.92	0.82	96.78	0.90
MNDWI	1.37	94.60	0.89	1.25	95.06	0.85

Cuadro 5.2: Indicadores para los índices espectrales (*NDWI* y *MNDWI*).

Fuente: Elaboración propia.

En el Cuadro 5.2 se observa un menor error absoluto para el *NDWI* en ambos años, a su vez éste posee un mayor valor de *Accuracy* e índice Kappa de Cohen, por lo tanto, se concluye que para ambos años es más preciso el índice espectral *NDWI*, presentando una superficie cubierta de agua de $11,55 km^2$, mientras que el índice espectral *MNDWI* presenta una superficie cubierta con agua de $11,97 km^2$, entregando una mayor precisión el *NDWI*. Estos resultados son calculados tomando como valores de referencia los obtenidos en el estudio ([Chile desarrollo sustentable, 2015](#)), en el cual se indica que para el año 2010, había una superficie de $10,6 km^2$. Debido a estos resultados se realiza el análisis subsiguiente con el (*NDWI*).

5.1.3. Imágenes satelitales del índice de diferencia de agua normalizado (*NDWI*)

En la Figura 5.5 se presentan las imágenes satelitales del *NDWI* en la Laguna de Aculeo, observándose que con el transcurso de los años hubo una gran disminución de superficie de agua, específicamente en los años 2014 - 2015 y 2017 - 2018 se observa un cambio muy significativo. Se implementan dos metodologías para detectar y estimar la cantidad de agua superficial que posee la Laguna de Aculeo, ya que visualmente no se puede cuantificar. El primer método implementado para la detección de cambios es el Análisis de Componentes Principales aplicado a datos espacio-temporales y el segundo es el método convencional que corresponde al conteo de píxeles.

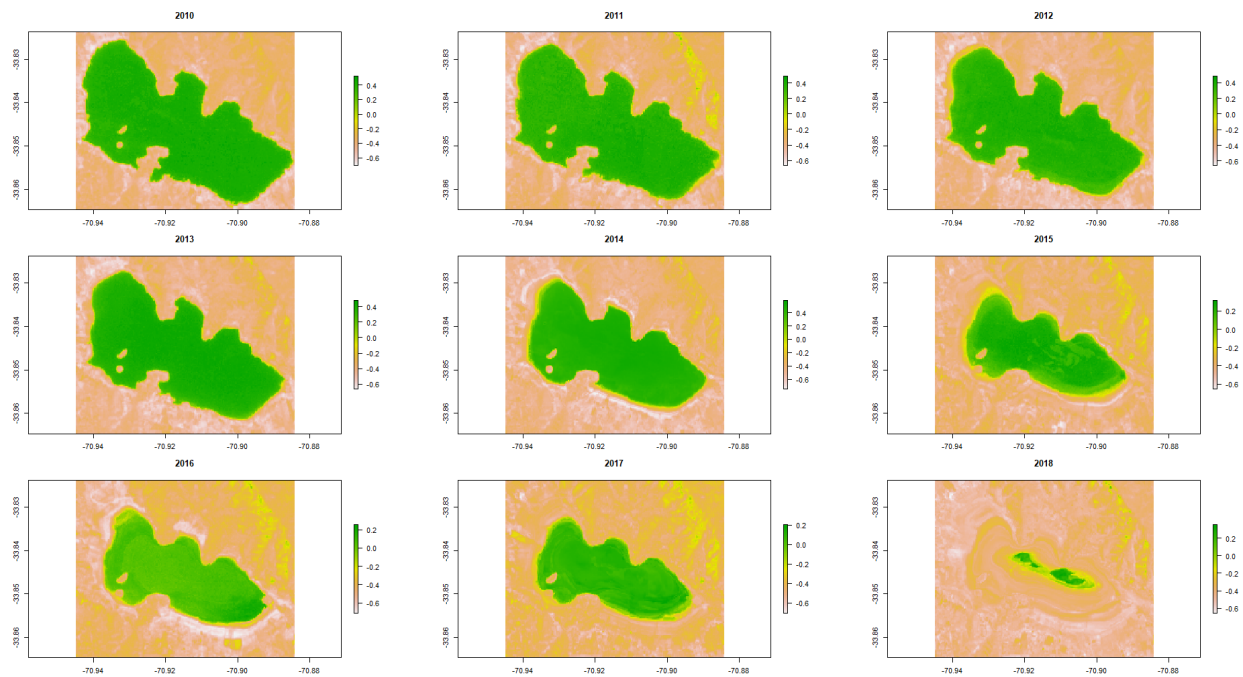


Figura 5.5: Imágenes satelitales del NDWI (Laguna de Aculeo 2010-2018).

Fuente: Elaboración propia.

5.1.4. Análisis de Componentes Principales

En la Figura 5.6 se presenta el biplot de las componentes principales en el período 2010 - 2018, con el objetivo de observar el comportamiento en los años siguientes al 2015 hasta el año en que se seca por completo (2018). La componente 2 explica el cambio superficial en la Laguna de Aculeo, observándose que existe una gran diferencia entre los años 2010 - 2015, además no se detecta un gran cambio entre algunos años, por ejemplo entre los años 2012 y 2013. Observando los años posteriores al 2015, se puede concluir que entre 2015 - 2016 no se observa una gran diferencia, sin embargo, entre los años 2016 - 2017 y 2017 - 2018 si se presenta una diferencia significativa en la superficie de agua.

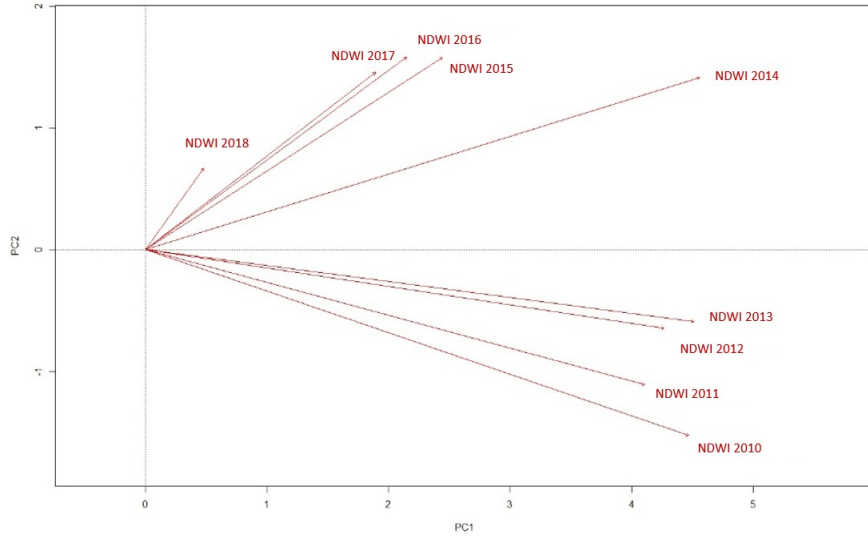


Figura 5.6: Biplot ACP (Laguna de Aculeo 2010-2018).
Fuente: Elaboración propia.

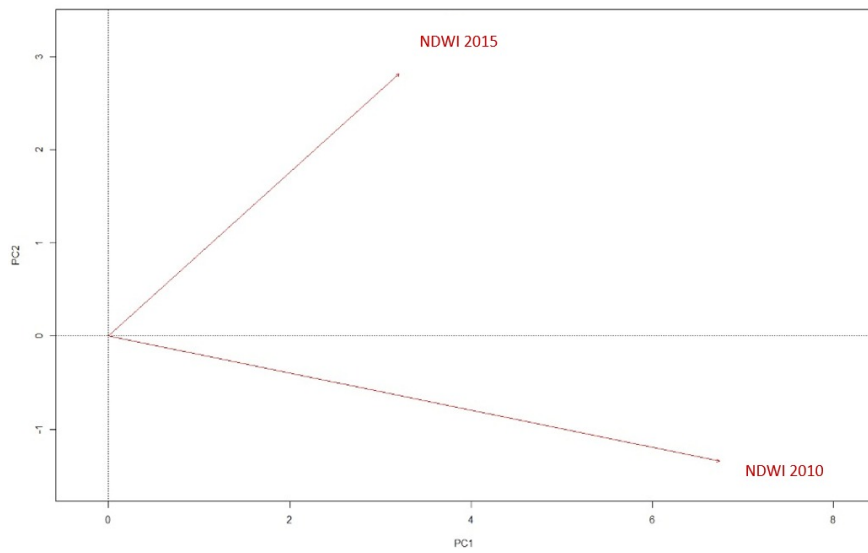


Figura 5.7: Biplot ACP (Laguna de Aculeo 2010-2015).
Fuente: Elaboración propia.

El biplot de las dos componentes principales (ver Figura 5.7), se realiza solo con los años 2010 y 2015, confirmando que en la componente dos se registra la diferencia a nivel superficial entre ambos años en cuestión. En la Figura 5.8 se observa en color amarillo y verde la pérdida de superficie de agua que detectó la componente 2 entre los años 2010 y 2015, estimando un total de $5,74 \text{ km}^2$ de pérdida.

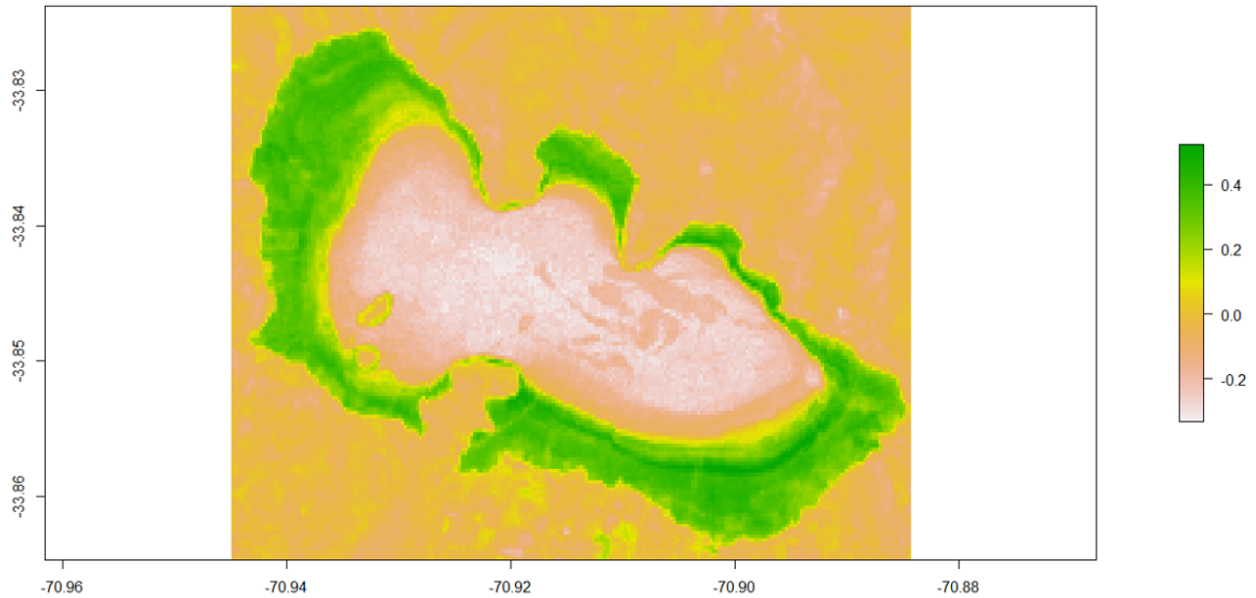


Figura 5.8: NDWI en la Componente 2 (Laguna de Aculeo).
Fuente: Elaboración propia.

5.1.5. Conteo de pixeles

Para determinar la cantidad de pérdida de superficie de agua, se cuentan los pixeles clasificados como agua para el año 2010 y los clasificados como agua para el año 2015, y se realiza el mapa de cambio en el período (2010 - 2015). En la Figura 5.9 se observa que la mayor pérdida ocurrió entre los años 2013 - 2014 y 2014 - 2015, obteniendo finalmente una pérdida de superficie de agua de $5,93 \text{ km}^2$, quedando en el año 2015 $5,62 \text{ km}^2$, registrando una pérdida en un período de 5 años de más de la mitad de la superficie que presentaba en el año 2010 (ver Cuadro 5.3). También se observa que en el año 2012 (ver Cuadro 5.3) no hubo una gran variación en su superficie (una pérdida pequeña en comparación con los otros años) y que año tras año solo hubo pérdidas en la superficie de agua de la Laguna de Aculeo.

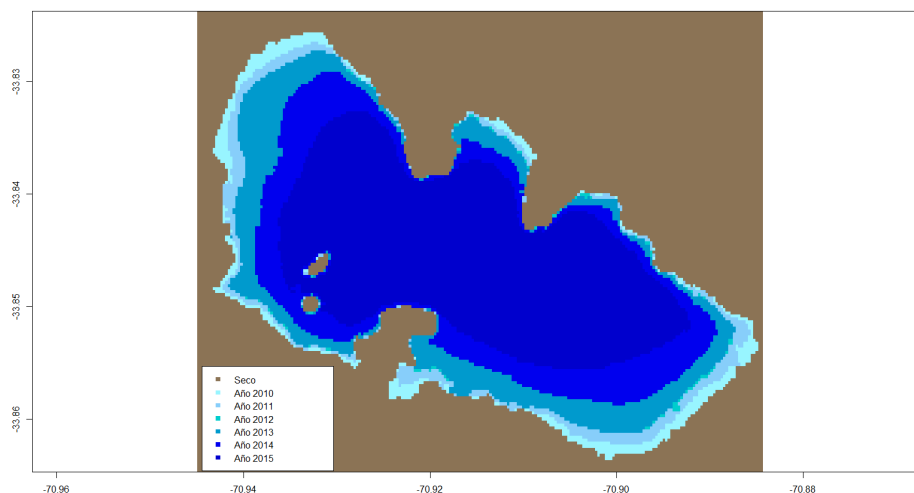


Figura 5.9: Mapa de cambio (Laguna de Aculeo 2010-2015).
Fuente: Elaboración propia.

Año	Agua	Variación de superficie de lago	Variación acumulada
2010	11.55 km^2	-0.67 km^2	-0.67 km^2
2011	10.88 km^2	-0.87 km^2	-1.54 km^2
2012	10.01 km^2	-0.02 km^2	-1.56 km^2
2013	9.98 km^2	-2.08 km^2	-3.64 km^2
2014	7.9 km^2	-2.29 km^2	-5.93 km^2
2015	5.61 km^2		

Cuadro 5.3: Cambios en la superficie de agua (Laguna de Aculeo).
Fuente: Elaboración propia.

5.1.6. Comparación de métodos

Método	Área de cambio	Error absoluto (km^2)	Precisión (%)	Coefficiente Kappa
Referencia	5.8	0	100	1
NDWI	5.93	0.13	99.45	0.984
NDWI-CP	5.74	0.06	99.60	0.994

Cuadro 5.4: Comparación de métodos (Laguna de Aculeo 2010 y 2015).
Fuente: Elaboración propia.

Ambos métodos obtuvieron buenos resultados logrando detectar los cambios en la Laguna de Aculeo exitosamente (ver Cuadro 5.4). Siendo levemente superior en los tres indicadores el método de Análisis de Componentes Principales.

5.2. Lago Peñuelas

5.2.1. Pre-procesamiento

Corrección atmosférica

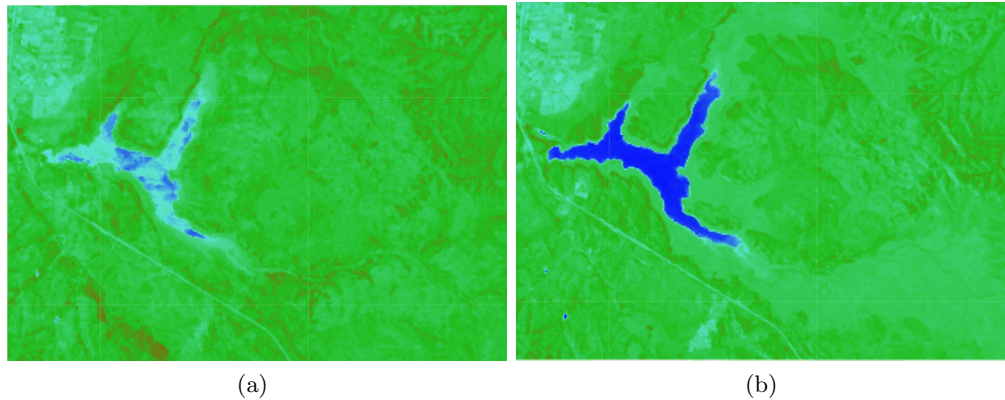


Figura 5.10: Corrección por nubosidad al NDWI (Lago Peñuelas). (a) Sin filtro de nubosidad y (b) Con filtro de nubosidad.

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 5.10 se observa una corrección por nubosidad aplicada a una imagen satelital del *NDWI* en el Lago Peñuela (año 2016), la Figura 5.10a presenta la imagen antes de aplicar la corrección y la Figura 5.10b presenta la corrección por nubosidad, esta corrección se realiza para obtener una visión completa del área de estudio y que el número de píxeles clasificados con el índice no se vea afectado, debido a que esto último podría afectar la precisión y los resultados de los análisis subsiguientes.

Mosaicos

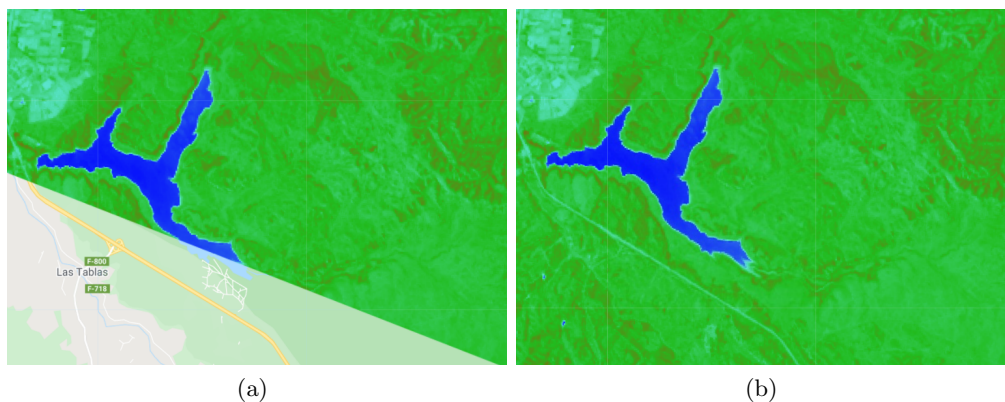


Figura 5.11: Aplicación de mosaicos al NDWI (Lago Peñuelas). (a) Sin aplicación de mosaicos y (b) Con aplicación de mosaicos.

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 5.11 se observa la aplicación de mosaicos para una imagen satelital en el Lago Peñuelas del *NDWI* (año 2015), la Figura 5.11a presenta la imagen sin aplicación de mosaicos y la Figura 5.11b presenta la imagen satelital una vez aplicada la técnica de mosaicos, este tipo de pre-procesamiento se realiza para completar el área que la primera imagen tomada por el satélite en la fecha indicada no logró captar y así formar una sola imagen con el área de estudio completamente visible.

5.2.2. Índices espectrales

Para este lago se utiliza el índice de diferencia de agua normalizado (*NDWI*) debido a los resultados obtenidos para la Laguna de Aculeo (Ver sección 5.1). El *NDWI* indica que el lago va perdiendo agua a medida que pasan los años (ver Figura 5.12), igual como ocurrió con la Laguna de Aculeo, teniendo las pérdidas más notorias en los últimos dos años. También se puede observar para el año 2020 que la imagen posee sectores en que se visualiza con distintos colores en ciertos sectores fuera del cuerpo de agua en comparación con años anteriores, esto quiere decir que hubo una variación en algunos valores en aquellos sectores fuera del cuerpo de agua, lo que puede afectar su detección de cambio, es por esto que se implementa la metodología de detección de cambios en dos períodos de estudio 2010 - 2019 y 2010 - 2020.

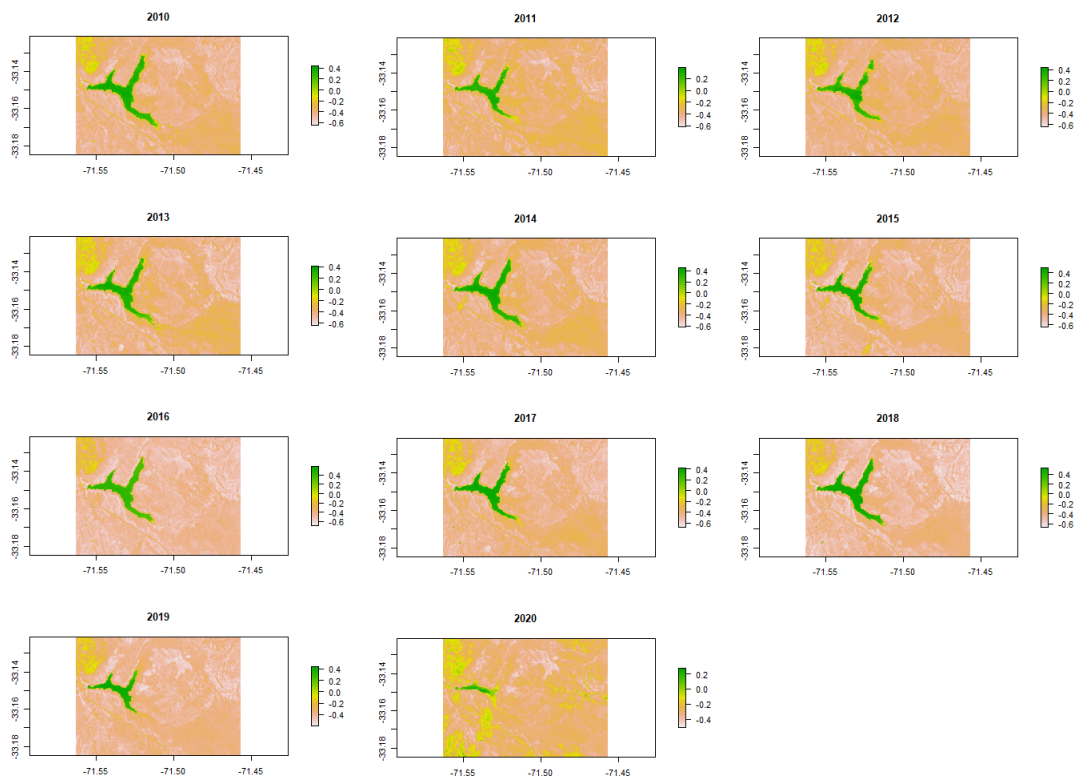


Figura 5.12: Imágenes satelitales del *NDWI* (Lago Peñuelas 2010-2020).

Fuente: Elaboración propia.

5.3. Detección de cambios en Lago Peñuelas 2010 - 2019

5.3.1. Análisis de Componentes Principales

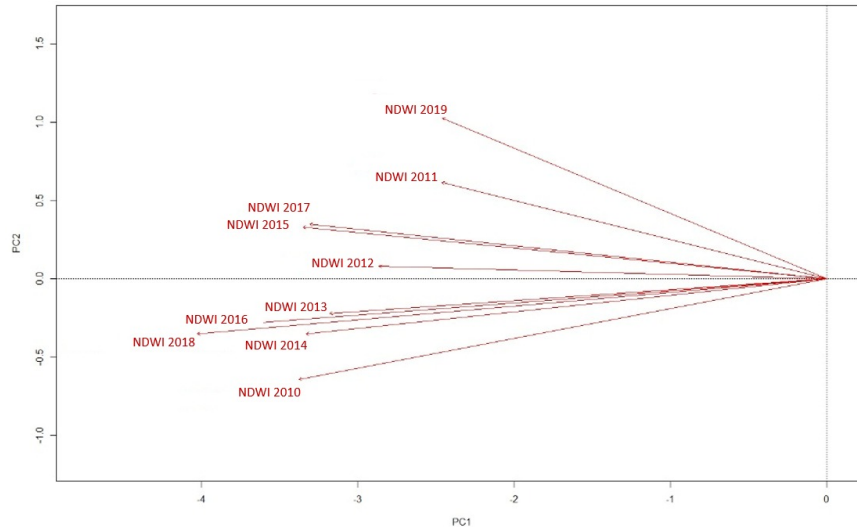


Figura 5.13: Biplot ACP (Lago Peñuelas 2010-2019).

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 5.13 se presentan las componentes principales 1 y 2 (2010 - 2019), se observan pocas variaciones, entre los años 2015-2017 y 2013-2014, también grandes variaciones entre los años 2010-2011 y 2012-2014, a diferencia del biplot de componentes principales presentado en los resultados de la Laguna de Aculeo (ver Figura ??), en este se puede observar que hay mayor variación entre años, debido a que no solo se presentaron pérdidas en la superficie de agua como ocurría para la primera laguna, sino que hubo años en que el cuerpo de agua aumentó su superficie, algo que no ocurrió para la Laguna de Aculeo. Para observar de mejor manera los años 2010 y 2019 dentro del biplot de las componentes 1 y 2, se presenta en la Figura 5.14 un biplot solo con dichos años, se observa que hay una gran diferencia entre ambos años, por lo que probablemente haya una pérdida significativa en la superficie del lago.

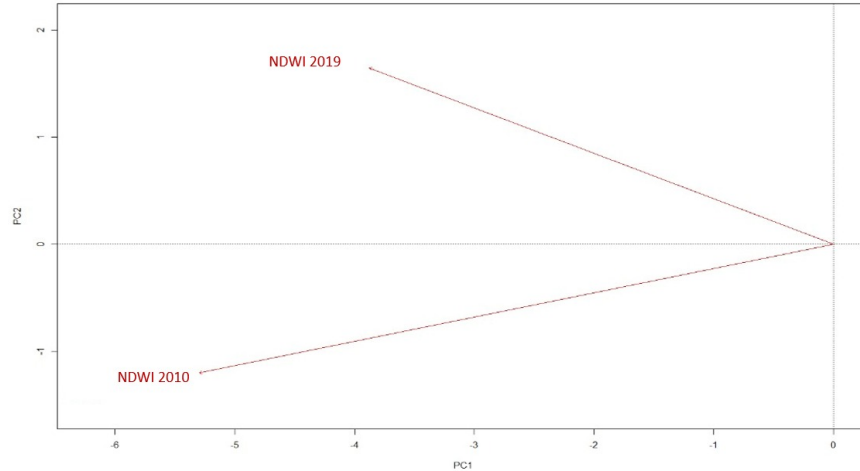


Figura 5.14: Biplot ACP (Lago Peñuelas 2010 y 2019).
Fuente: Elaboración propia.

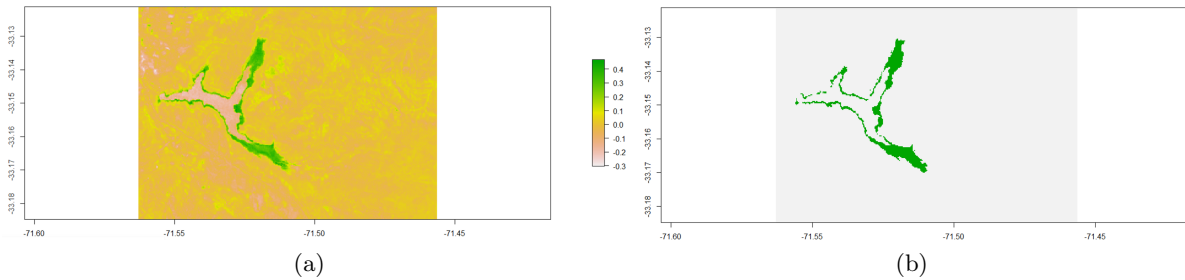


Figura 5.15: NDWI en la Componente 2 (Lago Peñuelas). (a) Componente 2 y (b) Componente 2 solo con superficie de pérdida.

Fuente: Elaboración propia.

La Figura 5.15 muestra el *NDWI* en el Lago Peñuelas en la componente principal 2, en 5.15a se observa el mapa entregado por la componente dos para el Lago Peñuelas entre los años 2010 y 2019, detectando los cambios en la superficie de cuerpo de agua, presentado en color verde. En la Figura 5.15b se puede visualizar de mejor manera toda la superficie de pérdida que presentó el Lago Peñuelas en el transcurso de los nueve años.

5.3.2. Conteo de píxeles

Para determinar la cantidad de pérdida de superficie de agua para el Lago Peñuelas, se contaron los píxeles clasificados como agua cada dos años desde el 2010 hasta el 2018, incluyendo el año 2019, para luego realizar un mapa de cambio que se presenta a continuación.

En la Figura 5.16 no se observan grandes pérdidas para los años 2012-2014 y 2014-2016, pero se presentaron mayores pérdidas entre los años 2010-2012 y durante el 2018, año que presentó la mayor pérdida el Lago Peñuelas.

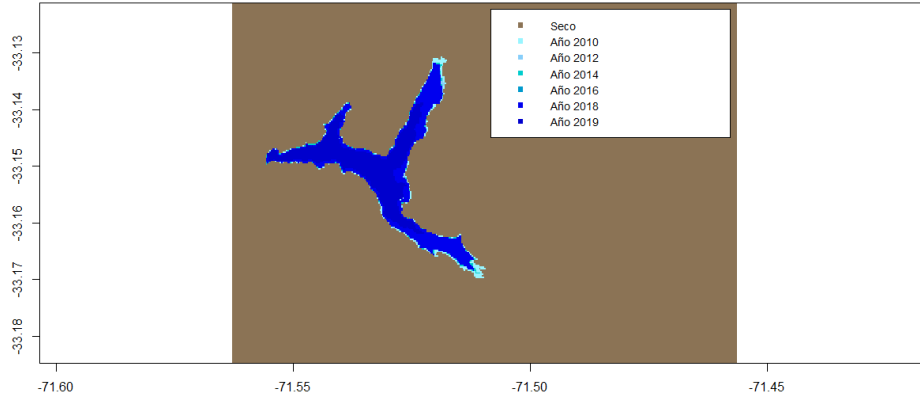


Figura 5.16: Mapa de cambio (Lago Peñuelas 2010-2019).
Fuente: Elaboración propia.

5.3.3. Variación de agua superficial

Año	Agua	Variación de superficie de lago	Variación acumulada
2010	3.22 km^2	-0.81 km^2	-0.81 km^2
2012	2.41 km^2	0.54 km^2	-0.27 km^2
2014	2.95 km^2	-0.21 km^2	-0.48 km^2
2016	2.74 km^2	0.14 km^2	-0.34 km^2
2018	2.88 km^2	-1.31 km^2	-1.65 km^2
2019	1.57 km^2		

Cuadro 5.5: Cambios de superficie (Lago Peñuelas 2010-2019).
Fuente: Elaboración propia.

En el Cuadro 5.5 se presenta la variación obtenida mediante el conteo de píxeles, acumulando un total de 1,65 km^2 de pérdida en el transcurso de los 9 años, esto presenta más de un 50% de pérdida respecto al año 2010.

Método	Área de cambio
NDWI	1.65 km^2
NDWI-CPs	1.71 km^2

Cuadro 5.6: Estimación de cambios de superficie por ambos métodos.
Fuente: Elaboración propia.

La estimación de pérdida superficial del Lago Peñuelas entre los años 2010 y 2019 se observa en el Cuadro 5.6. Se evidencia una diferencia en la estimación de la superficie de agua perdida de 60 m^2 entre ambos métodos, estimando una pérdida total de 1,65 km^2 mediante el conteo de píxeles y 1,71 km^2 mediante el Análisis de Componentes Principales.

5.4. Detección de cambios en Lago Peñuelas 2010 - 2020

5.4.1. Análisis de Componentes Principales

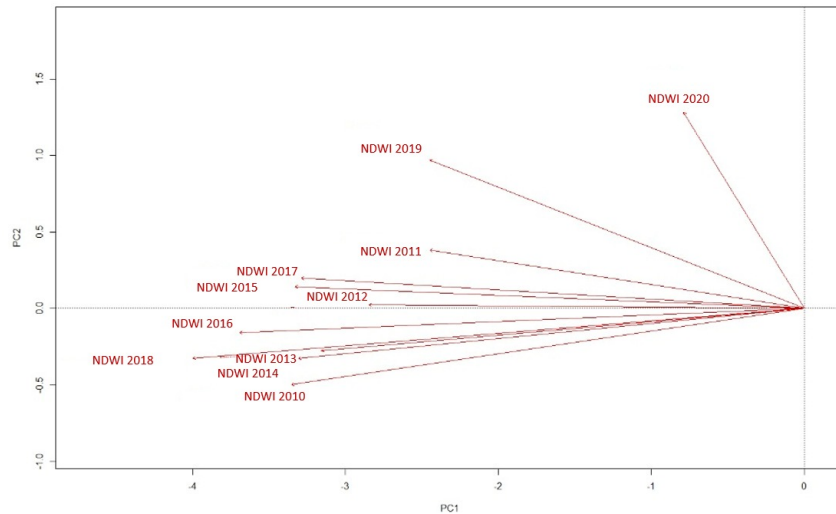


Figura 5.17: Biplot ACP (Lago Peñuelas 2010-2020).

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 5.17 se presenta el biplot con las componentes principales 1 y 2 para los años desde 2010 a 2020. La componente principal 2 muestra que hay pocas variaciones entre los años 2013-2014 y 2015-2017, también se observan diferencias significativas entre los años 2010-2011 y 2019-2020. Para observar de mejor manera los años 2010 y 2020 dentro del biplot de las componentes 1 y 2, se presenta en la Figura 5.18 un biplot solo con dichos años, se observa que hay una gran diferencia respecto a la componente 2 entre ambos años, por lo que posiblemente exista una diferencia considerable de superficie de agua entre ambos años.

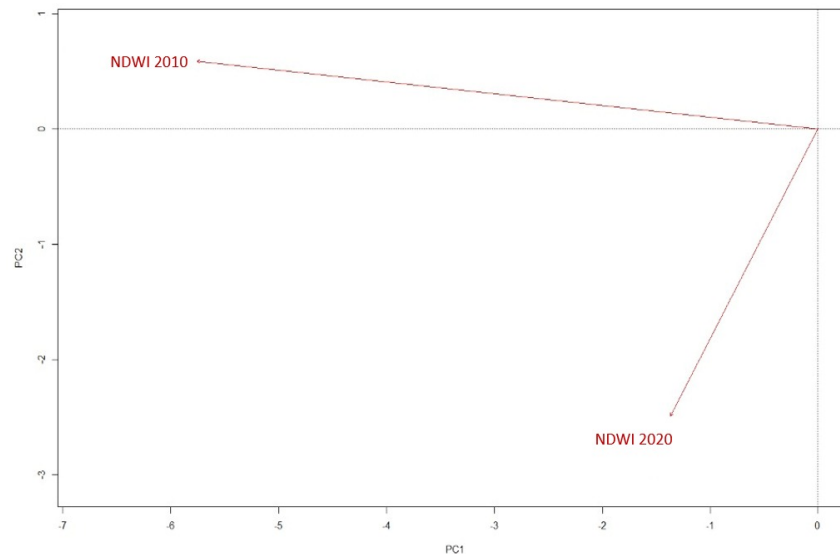


Figura 5.18: Biplot ACP (Lago Peñuelas 2010-2020).

Fuente: Elaboración propia.

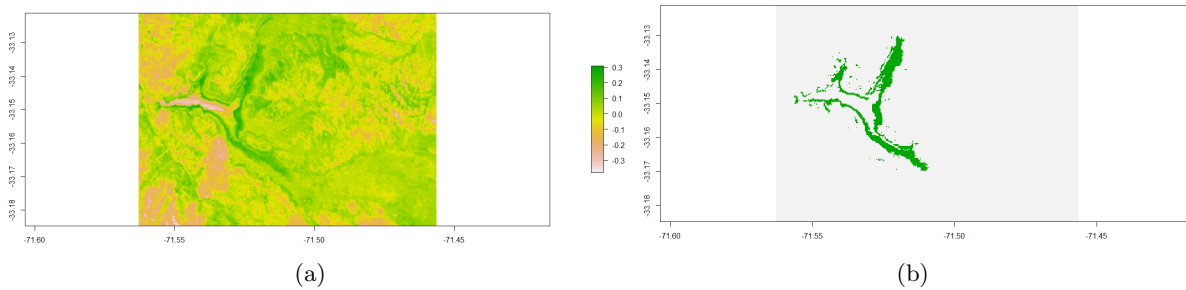


Figura 5.19: NDWI en la Componente 2 Lago Peñuelas. (a) Componente 2 y (b) Componente 2 solo con superficie de pérdida.

Fuente: Elaboración propia.

La Figura 5.19 muestra el *NDWI* en el Lago Peñuelas en la componente principal 2, en 5.19a se observa el mapa entregado por la componente dos para el Lago Peñuelas entre los años 2010 y 2020, detectando los cambios en la superficie del cuerpo de agua, presentado en color verde. En la Figura 5.19b se puede visualizar de mejor manera toda la superficie de pérdida que presentó el Lago Peñuelas en el transcurso de los diez años. La imagen satelital del año 2020 presenta ruido, esto dificultó el rendimiento del método para la detección de cambios entre los años 2010 y 2020, sin embargo al dejar solo el sector del lago el método sigue detectando los cambios con un poco de ruido a su alrededor, estimando una pérdida total de $2,17 \text{ km}^2$.

5.4.2. Conteo de pixeles

Para determinar la cantidad de pérdida de superficie de agua para el Lago Peñuelas se contaron los pixeles clasificados como agua cada dos años desde el 2010 hasta el 2020, para luego realizar un mapa de cambio que se presenta a continuación. En la Figura 5.20 no se observan grandes pérdidas para los años 2012-2014 y 2014-2016, pero si se presentan pérdidas significativas entre los años 2010-2012 y entre 2018-2020, además se puede visualizar que al añadir el año 2020 la pérdida de superficie de agua sigue aumentando.

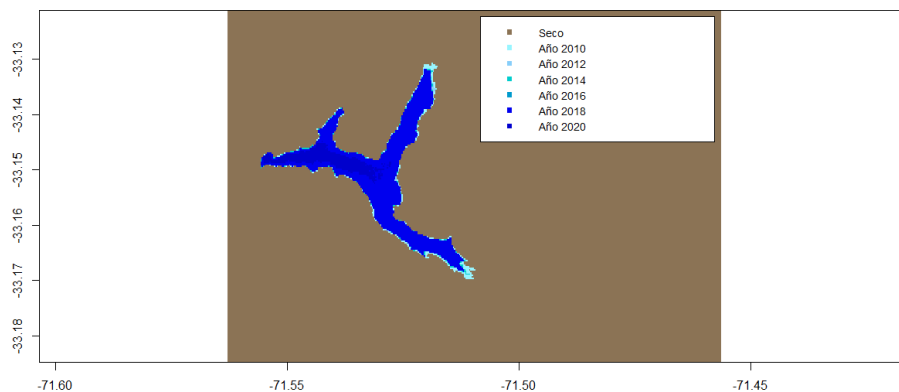


Figura 5.20: Mapa de cambio (Lago Peñuelas 2010-2020).

Fuente: Elaboración propia.

5.4.3. Variación de agua superficial

Año	Agua	Variación de superficie de lago	Variación acumulada
2010	3.22 km^2	-0.81 km^2	-0.81 km^2
2012	2.41 km^2	0.54 km^2	-0.27 km^2
2014	2.95 km^2	-0.21 km^2	-0.48 km^2
2016	2.74 km^2	0.14 km^2	-0.34 km^2
2018	2.88 km^2	-2.33 km^2	-2.67 km^2
2020	0.56 km^2		

Cuadro 5.7: Cambios de superficie Lago Peñuelas 2010-2020.

Fuente: Elaboración propia.

En el Cuadro 5.7 se presenta la variación obtenida mediante el conteo de píxeles, acumulando una pérdida total de 2,67 km^2 en el transcurso de los 10 años en estudio, esta pérdida representa más del 80% respecto al año 2010. Comparándolo con los resultados obtenidos sin agregar el año 2020, se puede concluir que durante el 2019 hasta el 2020 se perdió cerca de 1 km^2 de agua superficial en el Lago Peñuelas, algo preocupante, ya que el agua es fundamental para la diversidad de flora y fauna que habita en esta reserva nacional.

Método	Área de cambio
NDWI	2.67 km^2
NDWI-CPs	2.17 km^2

Cuadro 5.8: Estimación de cambios de superficie de ambos métodos.

Fuente: Elaboración propia.

En el Cuadro 5.8 se presenta la estimación de pérdida superficial del Lago Peñuelas entre los años 2010 y 2020, se evidencia una diferencia de 0,5 km^2 , resultado que se puede haber producido por el ruido que contenía la imagen satelital del año 2020, lo que puede haber afectado a la precisión de la aplicación del análisis de componentes principales.

Capítulo 6

Conclusiones

En el presente trabajo se implementaron dos técnicas (ACP y conteo de píxeles) para la detección y cuantificación de cambios en cuerpos de agua, obteniéndose las siguientes conclusiones:

Los resultados presentaron una tendencia a la disminución en la superficie de agua en ambos cuerpos de agua, para la Laguna de Aculeo se presentaron pérdidas en todos los años de estudio hasta secarse por completo (año 2018), y para el Lago Peñuelas se presentaron pérdidas y en algunos años aumentos en su superficie de agua, sin embargo, las pérdidas fueron muy superiores en comparación con los aumentos registrados, presentándose finalmente una pérdida de más de un 60 % de la superficie de agua con respecto al año 2010, situación muy preocupante, ya que de seguir así es muy posible que el Lago Peñuelas se seque totalmente en un futuro próximo, generando efectos devastadores en la flora y fauna que habita en sus alrededores.

Ambos métodos lograron detectar los cambios en la superficie de agua con éxito en los dos cuerpos de agua, siendo levemente más preciso el Análisis de Componentes Principales para la detección de cambios en la Laguna de Aculeo. En el Lago Peñuelas, el ACP detectó más pérdida que el conteo de píxeles en ambos análisis, lo que permite concluir que esta metodología es útil para detectar cambios crecientes o decrecientes.

Finalmente se puede concluir que las metodologías implementadas para la detección de cambios son susceptibles de las imágenes satelitales obtenidas, de los índices espectrales seleccionados y del previo pre-procesamiento de éstas.

Apéndice A

Códigos

```
var Landsat_8 = ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C01/T1_TOA");//2013-04;2021-07
//var Landsat_8 = ee.ImageCollection("LANDSAT/LE07/C01/T1_TOA");//1999-01;2021-06
.filterDate("2013-01-01","2013-12-31") // Filtro por fecha

.filterMetadata("CLOUD_COVER","Less_than",20) // Filtro por nubosidad
.filterBounds(geometry); // Filtro por geometria

print(Landsat_8);

// Seleccionar imagen
var img_L8 = Landsat_8.median()

// Cortar imagen
var img_L8_C = img_L8.clip(geometry);

print(img_L8_C);

// Visualizar imagen
// Bandas para landsat 8: GREEN = B3; NIR = B5; SWIR = B6
// Bandas para landsat 7: GREEN = B2; NIR = B4; SWIR = B5
var NDWI = img_L8_C.expression("(GREEN-NIR)/(GREEN+NIR)",{
  "GREEN": img_L8_C.select("B3"),
  "NIR": img_L8_C.select("B5")
}).rename('NDWI');
var visNDWI = {
  min:-1,
  max: 1,
  palette:["ff0000","21bc1e","5ce5d3","0000ff","ffffff"]
};

// Añadir indice
Map.addLayer(NDWI,visNDWI, "ÍNDICE NDWI");

Map.centerObject(geometry,13);

Export.image.toDrive({
  image: NDWI,
  folder:'NDWI ACULEO',
  scale:30,
  region:geometry,
  description:'NDWI_2018_L8'
});
```

Figura A.1: Código utilizado para obtención de imágenes satelitales en Google Earth Engine.

Fuente: Elaboración propia.

```

library(raster)
library(rasterVis)

library(geosphere)
d1<-distGeo(c(-70.88435,-33.86469),c(-70.94499,-33.86469))/1000;d1
d2<-distGeo(c(-70.88435,-33.86469),c(-70.88435,-33.82373))/1000;d2

#help("distVincentyEllipsoid")
TP<-d1*d2/34200;TP
#####
##COMPARACIÓN ENTRE MNDWI - NDWI##
#####

##### NDWI ACULEO 2010 #####
par(mfrow=c(1,1))
Data<-raster("NDWI_2010.tif")
plot(Data,main = "Imagen satelital NDWI \n Laguna de Aculeo año 2010")
Data<-raster::as.data.frame(Data, xy = TRUE)

Data$NDWI_2010<- ifelse(Data$NDWI_2010>0,1,0)

spg <- Data
coordinates(spg) <- ~ x + y

gridded(spg) <- TRUE

rasterDF <- raster(spg, layer=1)
plot(rasterDF,main="Clasificación imagen satelital NDWI \n Laguna de Aculeo año 2010", col=c("burlywood4","blue2"))
legend(x=-70.9345, y= -33.87, legend = c("Seco", "Agua"), col=c("burlywood4","blue2"),
      pch = 15, cex = 1)

PA<-sum(Data$NDWI_2010 == 1);PA

PA*TP

##### MNDWI ACULEO 2010 #####
Data<-raster("MNDWI_2010.tif");plot(Data, main = "Imagen satelital MNDWI \n Laguna de Aculeo año 2010")
Data<-raster::as.data.frame(Data, xy = TRUE)
Data$MNDWI_2010<- ifelse(Data$MNDWI_2010>0,1,0)

spg <- Data
rasterDF <- raster(spg, layer=1)
plot(rasterDF,main="Clasificación imagen satelital MNDWI \n Laguna de Aculeo año 2010", col=c("burlywood4","blue2"))
legend(x=-70.9345, y= -33.87, legend = c("Seco", "Agua"), col=c("burlywood4","blue2"),
      pch = 15, cex = 1)

```

Figura A.2: Código utilizado para aplicación de metodología en software R.

Fuente: Elaboración propia.

```

PA<-sum(Data$MNDWI_2010 == 1);PA
PA*TP

##### NDWI ACULEO 2015 #####
Data<-raster("NDWI_2015.tif");plot(Data, main = "Imagen satelital NDWI \n Laguna de Aculeo año 2015")
Data<-raster::as.data.frame(Data, xy = TRUE)
Data$NDWI_2015<- ifelse(Data$NDWI_2015>0,1,0)
spg <- Data
rasterDF <- raster(spg, layer=1)
plot(rasterDF,main="Clasificación imagen satelital NDWI \n Laguna de Aculeo año 2015", col=c("burlywood4","blue2"))
legend(x=-70.9345, y= -33.87, legend = c("Seco", "Agua"), col=c("burlywood4","blue2"),
      pch = 15, cex = 1)

PA<-sum(Data$NDWI_2015 == 1)
PA*TP

##### MNDWI ACULEO 2015 #####
Data<-raster("MNDWI_2015_L8.tif");plot(Data, main = "Imagen satelital MNDWI \n Laguna de Aculeo año 2015")
Data<-raster::as.data.frame(Data, xy = TRUE)
Data$MNDWI_2015_L8<- ifelse(Data$MNDWI_2015_L8>0,1,0)

spg <- Data
rasterDF <- raster(spg, layer=1)

plot(rasterDF,main="Clasificación imagen satelital MNDWI \n Laguna de Aculeo año 2015", col=c("burlywood4","blue2"))
legend(x=-70.9345, y= -33.87, legend = c("Seco", "Agua"), col=c("burlywood4","blue2"),
      pch = 15, cex = 1)

PA<-sum(Data$MNDWI_2015_L8 == 1);PA
PA*TP

#####
par(mfrow=c(3,3))
for (i in 1:length(Files)){
  NDWI <- raster(Files[i]);plot(NDWI, main = substr(Files[i],6,9))
  Files[i] <- substr(Files[i],1,9)
  NDWI2<- raster::as.data.frame(NDWI, xy = TRUE)
  if(i==1){
    NDWI3<-NDWI2
  }
  else{
    NDWI3<-cbind(NDWI3,NDWI2[,3])
  }
}
}

```

Figura A.3: Código utilizado para aplicación de metodología en software R.

Fuente: Elaboración propia.

```

colnames(NDWI3)<-c("x","y",Files)

head(NDWI3);NDWI<-NDWI3
#####
##### ACP #####
#####
par(mfrow=c(1,1))

library(vegan)
vrda<-rda(NDWI[, -c(1,2,9,10,11)])
biplot(vrda,
       display = c("sites",
                  "species"),
       type = c("text","points"),
       main="Biplot para componentes principales")

#####
##### ACP PARA AÑOS 2010 - 2015 #####
#####
NDWI<-NDWI3[,c(1,2,3,8)];head(NDWI)

vrda<-rda(NDWI[, -c(1,2)])
biplot(vrda,
       display = c("sites",
                  "species"),
       type = c("text","points"),
       main="Biplot para componentes principales")
pc1 <- pca$scores[,1]
pc2 <- pca$scores[,2]
summary(pca)

(sum(pc2>0.1))/sum(NDWI$NDWI_2010>0)
sum(pc2>0.1)*TP #5.74 km^2

NDWI <- cbind(NDWI[,1:2],pc1,pc2)

#####
spg <- NDWI
rasterDF <- raster(spg, layer=1)
plot(rasterDF,main="Componente 1")

rasterDF <- raster(spg, layer=2)
plot(rasterDF,main="Componente 2")

```

Figura A.4: Código utilizado para aplicación de metodología en software R.
Fuente: Elaboración propia.

```

NDWI <- NDWI3[,c(1:8)];head(NDWI)

for (i in 1:(length(NDWI)-2)){
  NDWI[,2+i] <- ifelse(NDWI[,2+i]>0,1,0)
}

NDWI$NDWI_2010_2015<-ifelse(NDWI$NDWI_2010!=NDWI$NDWI_2011 & NDWI$NDWI_2011 == 0,2,NDWI$NDWI_2010)
NDWI$NDWI_2010_2015<-ifelse(NDWI$NDWI_2011!=NDWI$NDWI_2012 & NDWI$NDWI_2012 == 0,3,NDWI$NDWI_2010_2015)
NDWI$NDWI_2010_2015<-ifelse(NDWI$NDWI_2012!=NDWI$NDWI_2013 & NDWI$NDWI_2013 == 0,4,NDWI$NDWI_2010_2015)
NDWI$NDWI_2010_2015<-ifelse(NDWI$NDWI_2013!=NDWI$NDWI_2014 & NDWI$NDWI_2014 == 0,5,NDWI$NDWI_2010_2015)
NDWI$NDWI_2010_2015<-ifelse(NDWI$NDWI_2014!=NDWI$NDWI_2015 & NDWI$NDWI_2015 == 0,6,NDWI$NDWI_2010_2015)
NDWI$NDWI_2010_2015<-ifelse(NDWI$NDWI_2010_2015==1,7,NDWI$NDWI_2010_2015)
NDWI$NDWI_2010_2015<-ifelse(NDWI$NDWI_2010_2015!=0,NDWI$NDWI_2010_2015-1,NDWI$NDWI_2010_2015)

Disminucion<-NULL
Años<-c(2010,2011,2012,2013,2014)
for (i in 1:(length(NDWI)-4)){
  Disminucion<-cbind(Disminucion,(sum(NDWI[,i+2]>0)-sum(NDWI[,i+3]>0)))
}
Disminucion<-data.frame(Disminucion)
colnames(Disminucion)<-Años
Disminucion*TP

Perdida_2010_2015<-sum(Disminucion*TP)
Perdida_2010_2015/sum(NDWI$NDWI_2010_2015>=1)|
sum(NDWI3$NDWI_2010>0)-sum(NDWI3$NDWI_2015>0)

spg <- NDWI[,c(1,2,9)]
rasterDF <- raster(spg)

plot(rasterDF,main="Mapa de cambio \n Laguna de Aculeo 2010 - 2015",
     col=c("burlywood4","cadetblue1","lightskyblue","cyan3","deepskyblue3","blue2","blue3"))
legend(x=-70.936, y= -33.866, legend = c("Seco", "Año 2010", "Año 2011", "Año 2012", "Año 2013", "Año 2014", "Año 2015"),
      col=c("burlywood4","cadetblue1","lightskyblue","cyan3","deepskyblue3","blue2","blue3"),pch = 15, cex =0.9)

#### MAPA DE CAMBIO POR AÑO ####

for (i in 1:6){
  NDWI$AÑO<-ifelse(NDWI$NDWI_2010_2015>=i,1,0)
  spg <- NDWI[,c(1,2,10)]
  rasterDF <- raster(spg)
  plot(rasterDF,main=substr(Files[i],6,9),cex.main=2,
       col=c("burlywood4","blue3"))
  legend(x=-70.9362, y= -33.8744, legend = c("Seco","Agua"),
        col=c("burlywood4","blue3"),pch = 15, cex = 1.1)
}

```

Figura A.5: Código utilizado para aplicación de metodología en software R.

Fuente: Elaboración propia.

Referencias

- Aeroterra. (s.f.). *¿qué es SIG?* Descargado de <https://www.aeroterra.com/es-ar/que-es-gis/introduccion>
- Agua.org.mx. (s.f.). *Cuerpos de agua*. Descargado de <https://agua.org.mx/cuerpos-de-agua/>
- Alvarado, R. (2019). *Laguna de Aculeo es una de las primeras víctimas del cambio climático y megasequía según estudio de la U. de Chile*. Descargado de <https://www.uchile.cl/noticias/154875/laguna-de-aculeo-es-una-de-las-primeras-victimas-del-cambio-climatico>
- Asesoría técnica parlamentaria. (2018). *Sequía y escasez hídrica: conceptos relacionados, situación actual y experiencia comparada en varios países para abordar el problema*. Descargado de <https://www.camara.cl/verDoc.aspx?prmID=128268&prmTIPO=DOCUMENTOCOMISION>
- Caldes, G. (2019). *Estamos cerca del racionamiento del agua potable*. Descargado de <https://www.iagua.es/blogs/gabriel-caldes/estamos-cerca-racionamiento-agua-potable>
- Castaño, S., Reyes, J., y Vela, A. (1996). La teledetección. *Ensayos: Revista de la Facultad de Educación de Albacete*, 183-194. Descargado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2282743>
- Chile desarrollo sustentable. (2015). *Laguna de Aculeo perdió el 55 % de su superficie de agua en cinco años*. Descargado de <http://www.chiledesarrollosustentable.cl/noticias/noticia-pais/laguna-de-aculeo-perdio-el-55-de-su-superficie-de-agua-en-cinco-anos/>
- Chuvieco, E. (1996). *Fundamentos de teledetección espacial*. Madrid, España: Ediciones RIALP, S.A.
- Cifuentes, L., y Meza, F. (2008). *Cambio climático: consecuencias y desafíos para Chile*. Descargado de https://cambioglobal.uc.cl/images/publicacionesextension/1_2008_Cambio_Climatico_Consecuencias_Desafios.pdf
- Conaf. (2020). *Reserva nacional lago peñuelas*. Descargado de <https://www.conaf.cl/parques/reserva-nacional-lago-penuelas/>
- Cortes, V. (2020). *Cambio climático en Chile*. Descargado de https://www.researchgate.net/publication/344755633_Cambio_Climatico_en_Chile
- Crocco, J. J. (2021). *Megasequía: Diagnóstico, impactos y propuestas*. Descargado de <https://www.cepchile.cl/cep/site/docs/20210119/20210119125450/pder559-jjcrocco.pdf>
- Deng, J. S., Wang, K., Deng, Y. H., y Qi, G. J. (2008). PCA-based land-use change detection and analysis using multitemporal and multisensor satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, 4823-4838. Descargado de [10.1080/01431160801950162](https://doi.org/10.1080/01431160801950162)
- Ecured. (2012). *Laguna de Aculeo (Chile)*. Descargado de [https://www.ecured.cu/Laguna_de_Aculeo_\(Chile\)](https://www.ecured.cu/Laguna_de_Aculeo_(Chile))
- Gao, B.-C. (1996). NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. , 58. Descargado de [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3)
- Google Earth Engine. (2021). Descargado de <https://earthengine.google.com/>

- Gómez, I. (2020). *Vector vs raster: ¿cuál es la diferencia entre estos tipos o formatos de datos espaciales GIS?* Descargado de <https://ecoscript.org/vectorvsraster/>
- Hauenstein, E., Muñoz-Pedrerros, A., Yáñez, J., Sánchez, P., Möller, P., Guíñez, B., y Gil, C. (2009). Flora y vegetación de la Reserva Nacional Lago Peñuelas, Reserva de la Biósfera, Región de Valparaíso, Chile. *Bosque (Valdivia)*, 30, 159-179. Descargado de <http://dx.doi.org/10.4067/S0717-92002009000300006>
- Hernández, C., y Chacón, H. (2013). Estudio multitemporal del cuerpo de agua de la Laguna Fúquene mediante imágenes satelitales Landsat. Descargado de <https://repository.unimilitar.edu.co/handle/10654/9269>
- Hofste, R. W., Reig, P., y Schleifer, L. (2019). 17 countries, home to one-quarter of the world's population, face extremely high water stress. Descargado de <https://www.wri.org/insights/17-countries-home-one-quarter-worlds-population-face-extremely-high-water-stress>
- Hotelling, H. (1933). Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of Educational Psychology*, 417-441. Descargado de <https://doi.org/10.1037/h0071325>
- Jankay, Y. (2018). *The 3 pillars of binary classification: Accuracy, precision & recall*. Descargado de <https://medium.com/@yashwant140393/the-3-pillars-of-binary-classification-accuracy-precision-recall-d2da3d09f664>
- Jiang, Z., y Shekhar, S. (2017). *Spatial big data science: Classification techniques for Earth observation imagery*. Springer.
- Laguna de Aculeo. (2013). Descargado de https://www.flickr.com/photos/metropolis_pcm/8586914719
- Landis, J., y Koch, G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 159-174. Descargado de <https://doi.org/10.2307/2529310>
- Listado de índices espectrales para Sentinel y Landsat. (2018). Descargado de <http://www.gisandbeers.com/listado-indices-espectrales-sentinel-landsat/>
- Matellanes, R. (2017). *Modelo vectorial y ráster: ventajas y desventajas*. Descargado de <https://geoinnova.org/blog-territorio/modelo-vectorial-y-modelo-raster/>
- Morales, P. (2021). *Escasez hídrica en Chile y las proyecciones del recurso*. Descargado de <https://obtienearchivo.bcn.cl/obtienearchivo?id=repositorio/10221/32023/3/Escasez%20hi%CC%81drica%20en%20Chile%20y%20las%20proyecciones%20del%20recurso.pdf>
- Métodos de remuestreo de imágenes ráster en GIS. (2019). Descargado de <http://www.gisandbeers.com/metodos-remuestreo-de-imagenes-raster-gis/>
- Núñez, T. (2021). *La sequía que no da tregua a la zona centro de Chile (Ladera Sur)*. Descargado de <https://www.cr2.cl/la-sequia-que-no-da-tregua-a-la-zona-centro-de-chile-ladera-sur/>
- Oficina de Estudios y Políticas Agrarias(ODEPA). (2017). *Agricultura chilena: Reflexiones y desafíos al 2030*. Descargado de https://www.odepa.gob.cl/wp-content/uploads/2018/01/ReflexDesaf_2030-1.pdf
- Orellana, A., y Rodríguez, R. (2020). Análisis y selección de técnicas para la fusión de imágenes pet/ct basado en software. *Revista Cubana de Informática Médica*, 44-57. Descargado de <http://scielo.sld.cu/pdf/rcim/v12n1/1684-1859-rcim-12-01-44.pdf>
- Oyala, V. (2014). *Sistema de información geográfica*. Descargado de icog.es/TyT/files/Libro_SIG.pdf
- Pearson, K. (1901). On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, 559-572. Descargado de <https://doi.org/10.1080/14786440109462720>

- Phua, M.-H., Tsuyuki, S., Lee, J. S., y Mohammad, A. (2012). Simultaneous detection of burned areas of multiple fires in the tropics using multisensor remote-sensing data. *International Journal of Remote Sensing*, 4312-4333. Descargado de [10.1080/01431161.2011.643460](https://doi.org/10.1080/01431161.2011.643460)
- Rivas, C. (2019). *Análisis multicriterio para la recuperación de la Laguna de Aculeo*. Descargado de <http://mgpa.forestaluchile.cl/Tesis/Rivas%20Cesar.pdf>
- Rokni, K., Ahmad, A., Selamat, A., y Hazini, S. (2014). Water feature extraction and change detection using multitemporal Landsat imagery. *Remote Sensing*, 4173-4189. Descargado de <https://doi.org/10.3390/rs6054173>
- Ruiz, L. A. (2017). Métodos de detección de cambios en teledetección. Descargado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2282743>
- Schmidt, G., y Benítez-Sanz, C. (2012). Topic report on: Assessment of water scarcity and drought aspects in a selection of European Union river basin management plans. *Study by Intecsa-Inarsa for the European Commission*. Descargado de <https://ec.europa.eu/environment/water/quantity/pdf/Assessment%20WSD.pdf>
- Singh, A. (1989). Digital change detection techniques using remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 989-1003.
- United States Geological Survey. (s.f.-a). *Landsat 7*. Descargado de https://www.usgs.gov/core-science-systems/nli/landsat/landsat-7?qt-science_support_page_related_con=0#qt-science_support_page_related_con
- United States Geological Survey. (s.f.-b). *Landsat 8*. Descargado de https://www.usgs.gov/core-science-systems/nli/landsat/landsat-8?qt-science_support_page_related_con=0#qt-science_support_page_related_con
- United States Geological Survey. (s.f.-c). *Landsat missions*. Descargado de <https://www.usgs.gov/core-science-systems/nli/landsat>
- Xu, H. (2006). Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *Remote sensing*, 27, 3025-3033. Descargado de https://www.researchgate.net/publication/232724072_Modification_of_Normalized_Difference_Water_Index_NDWI_to_Enhance_Open_Water_Features_in_Remotely_Sensed_Imagery
- Zhang, G., Tang, L., Zhou, L., Liu, Z., Liu, Y., y Jiang, Z. (2019). Principal component analysis method with space and time windows for damage detection. *Sensors*. Descargado de <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6603565/>
- Área de Recursos Naturales, Ciencia y Tecnología. (2018). Temas de coyuntura nacional e internacional. *Biblioteca del Congreso Nacional de Chile/BCN*. Descargado de <https://www.camara.cl/verDoc.aspx?prmTIPO=DOCUMENTOCOMUNICACIONCUENTA&prmID=71326>