

Análisis de Imágenes Satelitales Ópticas: caso Río Reconquista, Pcia. de Buenos Aires, Argentina

Aiad Rahimi Vilchez¹, Andrea Rey^{1,2}, and Juliana Gambini^{1,2}

¹ Universidad Tecnológica Nacional, Regional Buenos Aires, Argentina

² Laboratorio de Investigación y Desarrollo Experimental en Computación,
Universidad Nacional de Hurlingham, UNAHUR, Pcia. de Buenos Aires, Argentina
arahimivilchez@frba.utn.edu.ar, {andrea.rey,
juliana.gambini}@unahur.edu.ar

Abstract. En este trabajo se analizan las variaciones espectrales y térmicas de la cuenca del Río Reconquista, Provincia de Buenos Aires, Argentina. Se utilizan para tal fin imágenes satelitales ópticas provenientes de la misión Landsat 8. El objetivo es conocer la cuenca del río, su masa de agua, la cubierta vegetal y el posible uso del suelo. También realizar inferencias para predecir inundaciones o sequías en la región. Se procesan imágenes multiespectrales, incluyendo la banda térmica para evaluar cambios en la reflectancia y la temperatura superficial del agua. Los resultados obtenidos muestran la utilidad de la teledetección para el monitoreo ambiental y la identificación de cuerpos de agua en entornos urbanos y periurbanos.

Keywords: Imágenes satelitales ópticas, Landsat 8, Detección de cuerpos de agua

1 Introducción

El análisis automático de imágenes satelitales es un problema fundamental en el área de sensado remoto, porque permite monitorear el medio ambiente, conocer diferentes superficies de la tierra, controlar cambios a lo largo del tiempo, predecir inundaciones e incendios forestales entre otras muchas aplicaciones. Los sensores ópticos viajan en distintas misiones satelitales capturando información sobre la radiación electromagnética reflejada por la superficie terrestre. Los sensores llamados pasivos, utilizan la luz solar para captar la energía, enviando y recibiendo energía electromagnética con diferentes longitudes de onda en el espectro óptico. De esta manera se obtiene una imagen multibanda. Tanto la cantidad de bandas como las resoluciones espacial y temporal de una imagen dependen de la misión y del sensor que se utiliza. En todos los casos, el brillo de los píxeles, corresponde a la energía electromagnética que una superficie refleja en comparación con la energía incidente, también llamada reflectancia de la superficie [1]. Una de las formas de estudiar una imagen satelital multibanda es eligiendo tres bandas y desplegándolas en pantalla con formato RGB, la cual se denomina imagen de color compuesta.

El Río Reconquista, se ubica al noreste de la Provincia de Buenos Aires, Argentina. Abarca 18 partidos del Área Metropolitana de Buenos Aires y de zonas rurales cercanas. El estudio de la cuenca de este río permite conocer los cambios de temperatura, de caudal y predecir inundaciones o sequías en la zona.

En este trabajo, utilizamos imágenes provenientes de la misión Landsat-8 Operational Land Imager and Thermal Infrared Sensor (OLI/TIRS) [3]. Las imágenes fueron corregidas para mejor visualización utilizando el programa QGIS [2]. Se emplearon datos multitemporales para evaluar cambios en la reflectancia superficial y la temperatura de la superficie del agua, esta última calculada mediante los valores de la banda térmica 10 (TIR).

2 Materiales y Métodos

Para este análisis, se descargaron tres productos Landsat Nivel 2 que incluyen el Río Reconquista, correspondientes a las fechas: 20/05/2024, 29/06/2024 y 07/07/2024. La Fig. 1 presenta una imagen en color verdadero de la zona.



Fig. 1. Imagen en color verdadero (Bandas R, G y B) de la zona circundante al Río Reconquista (marcado en rojo) en la Provincia de Buenos Aires, Argentina.

En estos productos, los datos en formato de punto flotante son transformados mediante una traslación y un escalamiento con el fin de ser entregados como números enteros (en su mayoría de 16 bits), pudiendo de esta manera, optimizar consumo de espacio y tiempo de descarga. Dada una banda B cuyos valores son números digitales $ND(B)$, esta transformación [3] está dada por

$$T(B) = \gamma_B ND(B) + \beta_B, \quad (1)$$

donde γ_B y β_B son los factores de escala y de traslación, respectivamente, correspondientes a la banda B . En este estudio, se seleccionaron las bandas 1 a 7, para las cuales se obtuvo la reflectancia de superficie utilizando $\gamma_B = 2.75 \times 10^{-5}$ y $\beta_B = -0.2$, y la banda 10 (TIR), para la cual $\gamma_{TIR} = 3.41802 \times 10^{-3}$ y $\beta_{TIR} = 149$. Dicha banda opera en un rango de longitud de onda de 10.60–11.19 μm , con una resolución espacial de 100 m, permitiendo la estimación de la temperatura superficial del agua. En el caso de la banda 10, se realizó la conversión

de valores digitales a temperatura de brillo en grados Kelvin, seguida de la corrección atmosférica $T(\text{TIR}) - 273.15$ para obtener la temperatura superficial del agua en grados Celsius. Luego, fue posible la visualización y el análisis multi-espectral del Río de la Reconquista. Adicionalmente, se generaron composiciones de falsas combinaciones de color para resaltar distintos elementos geográficos y ambientales de la región de estudio. Todas estas tareas se realizaron aplicando funciones propias implementadas en el lenguaje Python, versión 3.11.5

3 Resultados

Se obtuvieron diversas combinaciones espectrales para evaluar la distribución espacial de: (i) vegetación y áreas urbanizadas (Bandas B, SWIR 1, NearI) y (ii) cuerpos de agua (Bandas SWIR 1, NearI, B), mostradas en las Fig. 2 (izquierda) y (medio), respectivamente. En esta figura también se muestra una binarización de la imagen donde los cuerpos de agua están marcados en negro. Las zonas urbanizadas se distinguen en tonalidades anaranjadas, mientras que la vegetación aparece en tonos verdosos. Se identificaron conglomerados urbanos como la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (centro-izquierda de la imagen), San Miguel y Villa Ballester, así como espacios no urbanizados, destacando el Campo de Mayo. Los cuerpos de agua se representan en un azul intenso. Se observa con claridad el Embalse Ing. Roggero, origen del Río Reconquista, y el Río Luján, su principal desembocadura. Esta combinación espectral permite también diferenciar con nitidez las áreas urbanizadas adyacentes.

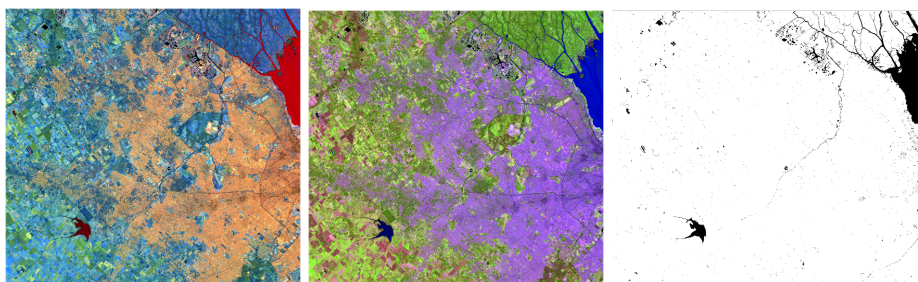


Fig. 2. Río Reconquista (20/05/2024): análisis de la vegetación y detección de zonas urbanas (izquierda), análisis de la vegetación y detección de cuerpos de agua (medio) e imagen binaria para detección de cuerpos de agua (derecha).

Se determinaron las temperaturas superficiales promedio del río y del embalse mediante la extracción de valores en 10 píxeles de muestreo a lo largo de tres fechas distintas. En la Fig. 3 se puede visualizar la banda 10 en escala de grises, correspondiente al día 20/05/2024, permitiendo observar variaciones térmicas en el área de estudio. Los valores de temperatura obtenidos se resumen en Tabla 1. Tomando como parámetros las imágenes obtenidas los días 20/05/2024

y el 07/07/2024, se determinaron las variaciones porcentuales relacionadas a la disminución progresiva de la temperatura del agua (en grados Celsius), siendo la variación porcentual de temperatura para el Río de la Reconquista del 27.98% y la variación porcentual de temperatura para el Embalse Ing. Roggero del 36.53%.

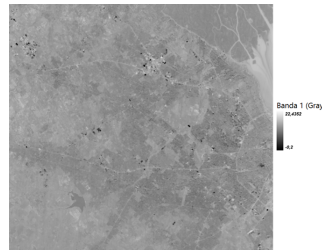


Fig. 3. Análisis de temperatura del Río Reconquista (20/05/2024).

Table 1. Temperaturas promedio en grados Celsius.

Temperaturas promedio	20/05/2024	29/06/2024	07/07/2024
Río Reconquista	12.567382	7.546311	9.050239
Embalse Ing. Roggero	10.140588	7.946219	6.435454

4 Conclusiones

El análisis multitemporal de las imágenes Landsat 8 permitió identificar cambios en la temperatura superficial del agua del Río Reconquista, así como discriminar áreas urbanas y cuerpos de agua a partir de combinaciones espectrales. Se observó una disminución progresiva de la temperatura del agua en función de la estacionalidad, en correlación con el descenso térmico propio del período de muestreo, de mayor cercanía al invierno en el hemisferio sur. También se concluye que la temperatura de agua reposada en un embalse tiende a la temperatura ambiente, con mayor estabilidad y facilidad, que la de un río. Esto se debe a factores como la profundidad, la velocidad del agua y el intercambio térmico con la atmósfera. Como futuros trabajos, se prevé el desarrollo de un módulo en Python para poder implementar la metodología propuesta en el presente trabajo.

References

1. Lemenkova, P., Debeir, O.: R libraries for remote sensing data classification by k-means clustering and NDVI computation in Congo River Basin, DRC. *Applied Sciences* **12**(24) (2022)
2. QGIS Foundation: (2024), <https://qgis.org/resources/hub/>
3. US Geological Survey: <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-project-documents>