

Detección geoespacial de jales mineros con imágenes de alta resolución y determinación de metales pesados en Tejaman, Durango, México

Geospatial detection of mine tailings using high resolution images and determination of heavy metals in the Tejaman, Durango, México.

Jonathan Gabriel Escobar-Flores* y Sarahi Sandoval**

Recibido: 9/06/2023. Aceptado: 10/08/2023. Publicado: 16/10/2023.

Resumen. En esta investigación se detectaron con imágenes Worldview2 tres jales mineros abandonados. Su localización se confirmó con imágenes multispectrales obtenidas por un vehículo aéreo no tripulado. A estos jales, y otros 13 sitios donde se reportó actividad minera, se les realizó una cuantificación de los siguientes metales pesados: cadmio (Cd) y plomo (Pb), así como del metaloide arsénico (As), mediante espectrofotometría de absorción atómica. Para analizar la distribución espacial de estos elementos se generó una base de datos con mediciones de los jales encontrados más 22 sitios reportados por los centros de experimentación del Servicio Geológico Mexicano. Con esta información se generaron mapas de interpolación espacial para cada elemento y se encontró que los valores de Pb ubicados en el poblado son mayores a 2000 ppm, un patrón similar se presentó con As con valores superiores a 1500 ppm, mientras que los valores de Cd fueron menores a 30 ppm. Se concluye que tanto los valores Pb y As están por encima de la NOM-147-SEMARNAT/SSA1-2004, por lo tanto, es urgente un plan de remediación de esos suelos, principalmente en los sitios que se localizaron dentro del poblado y en las inmediaciones de la presa. Se recomienda la fitoremediación con *Dodonaea viscosa* que recientemente se ha reportado su eficacia en la retención de metales pesados contenidos en los suelos de minas abandonadas.

Palabras clave: fitoremediación, fotogrametría, geoestadística, metales pesados, suelos contaminados.

Abstract. In this investigation, three abandoned mine tailings were detected with Worldview2 imagery. The location of these tailings was confirmed with multispectral images obtained by an unmanned aerial vehicle. Quantification of heavy metals cadmium (Cd) and lead (Pb), as well as the metalloid arsenic (As) was performed on these tailings and 13 other sites where mining activity was reported by Atomic Absorption Spectrophotometry. To analyze the spatial distribution of these elements, a database was generated with measurements of the tailings found plus 22 sites reported by the Mexican Geological Service experimentation centers. With this information, spatial interpolation maps were generated for each element, and it was found that the Pb values located in the town are greater than 2,000 ppm, a similar pattern was presented with As with values greater than 1,500 ppm. Cd values were less than 30 ppm. It is concluded that both Pb and As values are above the NOM-147-SEMARNAT/SSA1-2004, therefore, a soil remediation plan is urgently needed, especially in the sites located within the town and in the vicinity of the dam. We recommend phytoremediation with *Dodonaea viscosa*, which has recently been reported to

* Instituto Politécnico Nacional, CIIDIR Unidad Durango, 34220, Durango, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4265-9420>. Email: jescobarf@ipn.mx

** CONACYT-Instituto Politécnico Nacional, CIIDIR, Calle sigma 342, frac. 20 de noviembre II, 34220. Durango, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7221-5498>. E-mail: sarahisandovale@gmail.com. Autora de correspondencia.

be effective in retaining heavy metals contained in the soils of abandoned mines.

Keywords: phytoremediation, photogrammetry, geostatistics, heavy metals, contaminated soils.

INTRODUCCIÓN

Los jales mineros abandonados (JMA) son un riesgo para el medio ambiente y para las poblaciones humanas. Su principal riesgo se presenta cuando entran en contacto con el agua, ya que se producen procesos de oxidación que liberan los metales pesados a los arroyos y presas donde el agua almacenada se utiliza para consumo humano o cultivos (Davies *et al.*, 2018). En México existen alrededor de 4464 unidades mineras (INEGI, 2014), sin embargo, la información sobre los jales mineros es escasa y solo se cuentan con menos de un 10% de información de las minas (Rodríguez-Hernández *et al.*, 2016). La minería en México se ha desarrollado durante casi cinco siglos, y produjo residuos mineros durante todo ese tiempo (Moreno-Tovar, 1998), y no es hasta el año 2003 que se publica el primer instrumento jurídico para regular la disposición de jales mineros activos, la NOM-141-SEMARNAT, la cual no regula ningún aspecto relacionado con jales mineros abandonados.

En la actualidad las técnicas de percepción remota son útiles para la detección de jales mineros y la infraestructura minera, por ejemplo, Camalan *et al.*, (2022) usaron imágenes Sentinel-2 y algoritmos de aprendizaje profundo para detectar cambios a escalas 1: 10 000 de las áreas de explotación minera de oro en la Pampa, Perú. Otras investigaciones proponen índices espectrales para la detección de jales, por ejemplo, Rodríguez-Hernández *et al.*, (2016) usaron datos del radiómetro de emisión y reflexión térmica (ASTER) para el mapeo de las áreas de jales compuestas por diferentes minerales. Una de las innovaciones en la detección de jales más recientes es la reportada por Ahumada-Mexía *et al.*, (2021) quienes utilizaron clasificaciones supervisadas de imágenes del satélite Pléiades, y que con validaciones en campo y laboratorio identificaron elementos potencialmente tóxicos que ponen en riesgo a la población de la localidad El Triunfo en Baja California Sur.

El uso de las imágenes de satélite es eficiente en los estudios mineros, sin embargo, presentan problemas técnicos que no son fáciles de resolver, por ejemplo, condiciones atmosféricas como nubosidad y el problema de asignar píxeles a objetos individuales que en una clasificación supervisada se pueden confundir con otros elementos (Chuvienco, 2010). Una solución a lo anterior es utilizar imágenes de satélite de alta resolución, por ejemplo, del satélite Pléiades, las cuales tienen una resolución de 50 cm, sin embargo, son costosas (600 pesos mexicanos, unos 33 dólares, por pixel en imagen de archivo en <https://www.imagenesgeograficas.com/>). Mientras que el utilizar imágenes provenientes de vehículos aéreos no tripulados (VANT), las cuales se caracterizan por su alta resolución espacial (< 1m), tienen las ventajas de programar los vuelos en condiciones atmosféricas sin nubes, realizar varias repeticiones fotográficas de la misma área, y en investigaciones mineras han sido útiles para la detección de infraestructura y cambios en la cobertura del suelo durante las operaciones de los proyectos mineros (Iizuka *et al.*, 2018).

Esta investigación tuvo por objetivo el uso de diferentes técnicas de teledetección y SIG para encontrar de manera independiente información espacial que indique la presencia de jales mineros de la siguiente manera: 1) detección visual con imágenes de WorldView-2 de infraestructura utilizada en las operaciones mineras; 2) sobrevuelos con un VANT en los lugares que visualmente se detectó actividad minera con el objetivo de identificar las áreas con jales mineros, y 3) recolección de suelo en los jales mineros identificados con la finalidad de realizar mediciones en laboratorio de plomo, arsénico y cadmio para que en conjunto con mediciones realizadas por el servicio geológico mexicano se analizara la distribución espacial de estos elementos y así describir su potencial peligrosidad de acuerdo a la NOM-147-SEMARNAT/SSA1-2004.

MATERIALES Y MÉTODOS

El área de estudio es el poblado de Tejamen, municipio de Nuevo Ideal, Durango. El sitio se caracteriza porque en las décadas de 1970 y 1980

hubo una explotación minera principalmente de oro, plata y zinc (Figura 1). En el ejido se practica la agricultura de temporal de frijol y la de riego de maíz, así como la ganadería extensiva. La precipitación media anual en elevaciones menores a los 1800 m es de 200 mm al año, y en elevaciones mayores a los 2200 m es de 500 mm anuales (SMN, 2018). Los principales tipos de vegetación en la zona son los bosques de pino, bosques de pino-encino, pastizales naturales y matorral crasicauale.

Detección visual de jales mineros

Por medio de la carta geológica minera Durango G13-11 se obtuvieron las coordenadas de sitios en donde se practicaba la extracción de metales (oro y plata). En la carta los sitios se denominan; El Manto ($24^{\circ} 48' 0.00''N$, $-105^{\circ} 7' 48.00''O$) El Durazno ($24^{\circ} 47' 24.00''N$, $105^{\circ} 7' 48.00''O$) Larranaga ($24^{\circ} 47' 24.00''N$, $105^{\circ} 8' 24.00''O$) Cerro Prieto ($24^{\circ} 48' 0.00''N$, $105^{\circ} 8' 24.00''O$), esta última ubicada dentro del poblado Tejamén.

Las coordenadas de los sitios se utilizaron como referencia para que, mediante una imagen de satélite WorldView-2 de 50 cm de resolución espacial, detectar los sitios con infraestructura minera, por ejemplo, jales mineros, terraplenes, áreas de extracción, almacenes, sitios de detonación, etc.

La fecha de adquisición de la imagen fue el 11 de julio 2013, y el proveedor fue DigitalGlobe Inc. Las imágenes WorldView-2 adquiridas tienen un nivel 2, lo que significa que ya tienen corrección radiométrica y de distorsión del sensor. Previo al uso de la imagen se siguieron los pasos de procesamiento recomendados para imágenes WorldView-2 (Elsharkawy *et al.*, 2012) que consiste en convertir los valores de los píxeles en radiación espectral de la parte superior de la atmósfera con la finalidad de disminuir los efectos de dispersión atmosférica producto de gases o neblina.

La radiación espectral en la parte superior de la atmósfera se define como la radiación espectral entrando en la apertura del telescopio a la altitud

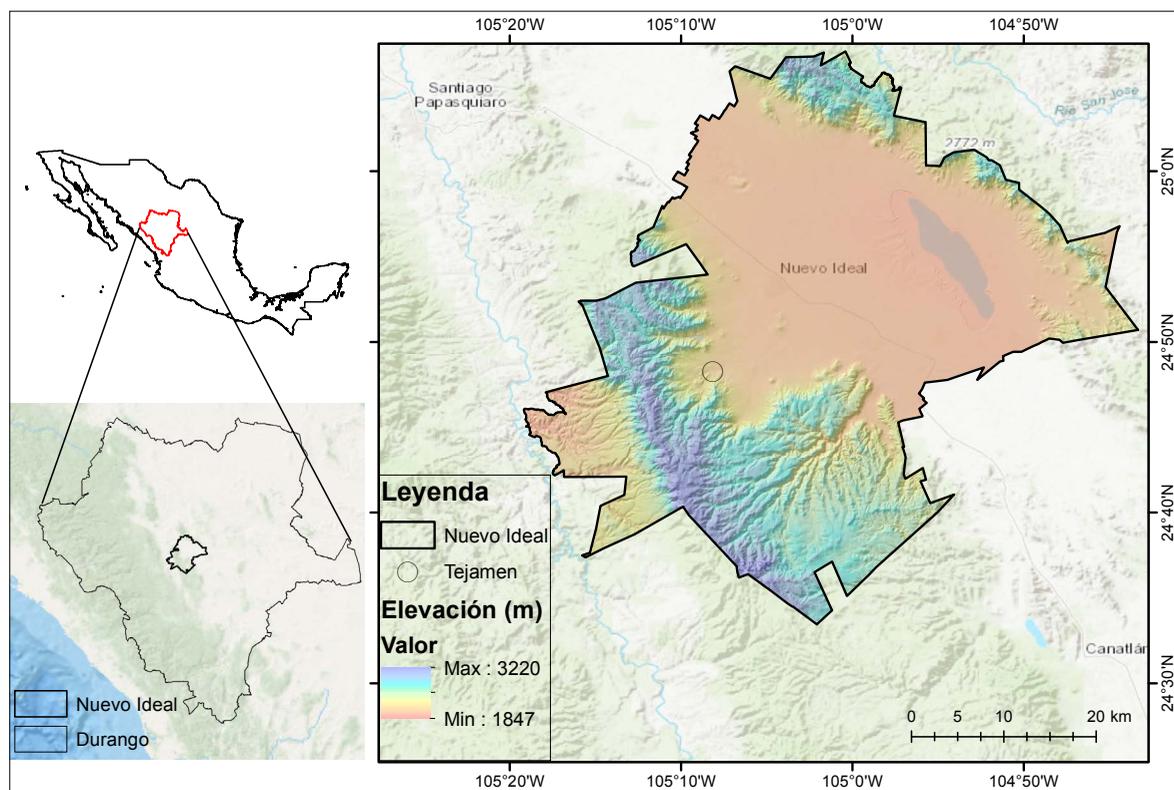


Figura 1. Mapa que representa el poblado de Tejamén en el municipio de Nuevo Ideal, Durango.

WorldView-2 de 770 km. La conversión de valores de niveles digitales a valores de radiancia se realizó con la siguiente ecuación:

$$L_{\lambda \text{ pixel, banda}} = \frac{K_{\text{banda}} \cdot q_{\text{pixel, banda}}}{\Delta\lambda_{\text{banda}}}$$

Donde:

$L_{\lambda \text{ pixel, banda}}$ = son los pixeles de la imagen de radiación espectral de la parte superior de la atmósfera [W.m-2 .sr-1.µm-1]

K_{banda} factor absoluto de calibración radiométrica [W.m-2 .sr-1 .count-1] para una banda

$q_{\text{pixel, banda}}$ = pixeles de la imagen corregidos radiométricamente y

$\Delta\lambda_{\text{banda}}$ es el ancho de banda efectivo [µm] para una banda determinada, los valores se pueden encontrar en los archivos de metadatos de imagen (*.IDM) adjuntos con el producto WorldView-2 con los nombres (absCalFactor) y (effectiveBandwidth), respectivamente.

Para eliminar los efectos atmosféricos y de iluminación convertimos los valores de radiancia a valores de reflectancia en el techo de la atmósfera (TOA) con la siguiente ecuación:

$$\rho (TOA)_{\lambda} = \frac{L_{\lambda} d^2 \pi}{E_{\lambda} \cos\theta_s}$$

Donde L_{λ} es la radiancia en el sensor para la banda espectral (λ) de interés, d es la distancia Tierra-Sol en unidades astronómicas; E_{λ} es la irradiancia exoatmosférica solar promediada por banda y θ_s es el ángulo cenital solar.

Una vez obtenidas las imágenes en reflectancia en el TOA, se utilizó la banda pancromática para identificar tanto los jales como la infraestructura minera por dos razones: 1) la resolución espacial de la banda pancromática es de 50 cm, lo cual facilita la detección visual de la infraestructura minera, 2) la resolución espectral incluye la región visible y del infrarrojo cercano (Tabla 1), lo que ayuda a identificar suelos desprovistos de vegetación que pueden indicar la presencia de jales (Soydan, 2013).

Identificación de los jales

Después de la localización visual de infraestructura minera con la imagen WorldView-2, a los objetos localizados se les obtuvieron sus coordenadas geográficas y con un GPS Gamín nos dirigimos a campo para realizar vuelos con el VANT en los meses de junio-julio del año 2019. Se utilizó un VANT modelo DJI Inspire V.2, equipado con una cámara multispectral (visible-infrarrojo) de 12.3 MP, modelo Sentera Double 4K (Tabla 2). Los vuelos fueron autónomos y se configuraron con el software FieldAgent en donde se definieron los siguientes parámetros: 1) sitio de despegue, fueron las coordenadas en donde se detectó la infraestructura minera; 2) líneas de vuelo con cubrimiento de 20 ha con solapamiento del 80% en la captura de las imágenes; 3) ángulo de apuntamiento de la cámara al nadir -90°, y 4) velocidad de 4 m/s y altura del vuelo de 50 metros.

La finalidad de utilizar una cámara multispectral es resaltar los sitios con mayor presencia

Tabla 1. Características de las bandas de las imágenes del satélite WorldView-2

Banda	Resolución espacial (metros)	Resolución espectral (µm)
Pancromática	0.5	0.450 – 0.800
Costal	2.0	0.400 – 0.450
Azul	2.0	0.450 – 0.510
Verde	2.0	0.510 – 0.580
Amarillo	2.0	0.585 – 0.625
Rojo	2.0	0.630 – 0.690
Borde rojo	2.0	0.705 – 0.745
Infrarrojo cercano -1	2.0	0.770 – 0.895
Infrarrojo cercano -2	2.0	0.760 – 0.900

Tabla 2. Características de la cámara Sentera Double 4k.

Campo visual (HFOV)	Bandas espectrales	Amplitud (nanómetros)
60°	Azul	446nm x 60nm
	Verde	548nm x 45nm
	Rojo	650nm x 70nm
	Borde rojo	720 nm x 40nm
	Infrarrojo cercano	840nm x 20nm

de residuos sólidos y sin vegetación, además, mediante el análisis espectral del infrarrojo cercano las superficies de suelo desnudo y áreas rocosas sin vegetación tienen valores cercanos a 255 en niveles de brillo de la imagen, lo cual facilita su detección (Dávila-Luna *et al.*, 2018).

Las imágenes obtenidas con el VANT fueron georreferenciadas con DATUM WGS84 Zona 13 utilizando Agisoft Photoscan. Para generar una sola imagen para 40 hectáreas de vuelo se generó

un ortomosaico de la siguiente forma: primero las imágenes se orientaron, estableciéndose 5000 mil puntos de enlace por fotografía, generando una nube de puntos de 1 millón. A partir de la nube de puntos se derivaron ortomosaicos con una resolución espacial de 2.5 cm/px. El ortomosaico fue exportado en formato JPG para la localización visual de los jales mineros en el programa ENVI 5.3 (Figura 2).

Predicciones de la presencia de metales pesados

Se colectaron 16 muestras de suelo a 50 cm de profundidad como también lo realizó el Servicio Geológico Mexicano (Anexo 1). Las colectas se llevaron a cabo durante los primeros días del mes de agosto, cuando termina el periodo de lluvias y, de esta forma, se puede disminuir el error en las mediciones ocasionado por tales eventos climáticos. Las muestras de suelo se dejaron secar bajo condiciones ambientales, una vez secas se trituraron con

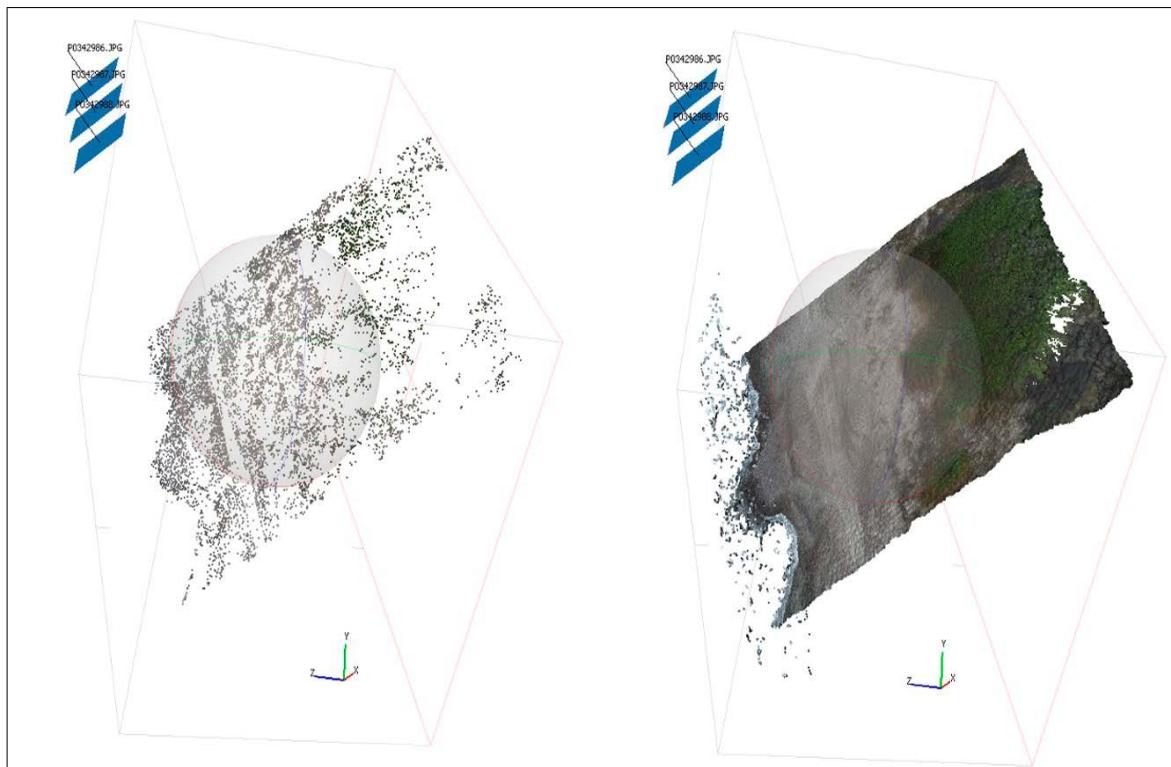


Figura 2. Procesos previos a la generación del ortomosaico. Imagen de la izquierda son los puntos de enlace, imagen de la derecha es la nube de puntos sobre un ortomosaico. Fuente: elaboración propia.

un mazo y se tamizaron con malla #10 (apertura de 2 mm). Posteriormente se les realizó digestión ácida con base al método analítico EPA 3050A. Se pesó 1.0000 g \pm 0.0001 g de muestra por triplicado, se colocaron en vaso de precipitados y se añadió 20 ml de ácido nítrico (HNO₃) a una concentración [1:1], y se cubrieron con vidrio de reloj. Se calentaron a 95 °C durante 20 min, se agregó 5 ml de HNO₃ concentrado y se calentaron nuevamente a 100 °C para evaporar hasta obtener 5 ml de muestra. Se agregaron 2 ml de agua tridestilada y 3 ml de H₂O₂ (peróxido de hidrogeno) al 30%, se cubrió el vaso con vidrio de reloj y se calentó nuevamente. Finalmente se filtraron las muestras y se prepararon soluciones en matraces volumétricos de aforo de 100 ml con agua tridestilada.

A estas muestras se les determinó la concentración de metales pesados en partes por millón de cadmio, plomo y el metaloide arsénico por medio de espectrofotometría de absorción atómica (EAA) con los equipos AAnalyst 700 y PinAAcle 900H. Los análisis previamente fueron calibrados con materiales de referencia certificados (MRC), marca Perkin Elmer, en cinco puntos de calibración. La evaluación a cada una de las muestras de los jales se realizó por triplicado (Tabla 4). Estos análisis se realizaron en la central de instrumentación del CIIDIR Unidad Durango, que cuenta con acreditaciones de la Entidad Mexicana de la Acreditación (EMA) y reconocimiento por la Comisión Federal para la Protección contra Riesgos Sanitarios (COFEPRIS).

Para predecir la distribución espacial del arsénico, cadmio y plomo, se generó una base de datos que contiene 16 sitios georreferenciados y 19 sitios reportados por los centros de experimentación del Servicio Geológico Mexicano y que pueden ser consultados en la página de GeoInfoMex ([https://](https://www.sgm.gob.mx/GeoInfoMex3D/)

www.sgm.gob.mx/GeoInfoMex3D/). La base final contiene 35 sitios con sus coordenadas geográficas y la concentración de los elementos metálicos previamente mencionados en partes por millón (ppm). La base de datos se convirtió a formato shapefile (shp) y se estudió la distribución espacial de los sitios de muestreo en el terreno con el módulo de análisis geoestadístico del software ArcGis. Primero se determinó si los datos tienen una distribución normal, en caso negativo, los valores de la variable se transformaron a logaritmo base 10 para ajustarlos y reducir el sesgo y curtosis con el objetivo de realizar una interpolación con el menor error posible (Xie *et al.*, 2011). El siguiente paso fue la interpolación espacial por el método de Kriging ordinario, el cual se utiliza constantemente en estudios de predicción de reservas de minerales. El método de interpolación kriging utiliza variogramas para predecir valores desconocidos de variables distribuidas en un espacio determinado a partir de datos observados en lugares conocidos (Xie *et al.*, 2011). Se fundamentan en la minimización del error cuadrático medio de predicción. Kriging ordinario asume que las predicciones son una combinación lineal de los datos. Para validar el modelo geoespacial se utilizó el módulo *validation/prediction* en ArcGis, el cual compara los valores medidos en campo versus la predicción realiza con Kriging; entre más parecidos sean los datos el error tenderá a 0 y el modelo geoespacial se considerará aceptable. También se reporta el efecto pepita o *nugget*, el cual es un indicador del semivariograma que advierte si el modelo de interpolación se concentra a distancias inferiores a las observadas (Giraldo, 1996). Un valor de Nugget confiable debe estar lo más cercano posible al origen, es decir, 0.

Tabla 4. Valores de calibración para realizar el EEA.

Analito		Sistema de introducción de muestra	MRC calibrante trazable a	MRC Control trazable a	Límite de detección (mg kg ⁻¹)
Nombre	Símbolo				
Arsénico	As	Horno de grafito	NIST SRM 3103a	NIST SRM 83	0.10
Cadmio	Cd	Flama	NIST SRM 3108	NIST SRM 728	0.50
Plomo	Pb	Flama	NIST SRM 3128	NIST SRM 728	1.00

RESULTADOS

Se identificaron tres jales abandonados de los que previamente se desconocía su ubicación, y que cubren una superficie de aproximadamente 4 ha. En la imagen WorldView-2, estas áreas tuvieron un nivel de brillo alto con valor de nivel digital =2048, indicando suelo desnudo, en donde, incluso, se detectó una vivienda abandonada (Figura 3). Con el ortomosaico obtenido con las imágenes del VANT se pudo confirmar la existencia de estos jales, y además se detectó la presencia de una grieta que en campo se confirmó que tenía una profundidad mayor a 200 metros, y que fue producto de una detonación cuando se realiza actividad minera en el área de estudio.

En los tres jales mineros abandonados se encontraron las concentraciones más altas de arsénico,

entre 347.4 ppm hasta 1538.5 ppm, y plomo con concentraciones que destacaron valores mínimos de 283.1 ppm hasta 13 700 ppm (Anexo 1). Estos sitios se localizan a una distancia menor de 50 metros del poblado de Tejamen. Los reportes del SGM solo mencionan un sitio con valores de arsénico por arriba de las 100 ppm (longitud: -105.14, latitud: 24.79) el cual se localiza a 100 metros de una presa. Respecto al Cd, los valores fueron menores a 20 ppm y los reportados por el SGM aún menores a 8 ppm (Anexo 1).

En general se encontró que las muestras que tienen una distancia mayor de 2 km del poblado y a los jales mineros abandonados los niveles de metales pesados son bajos (Figura 4), mientras que los de As son muy altos tanto en los jales, poblados y sitios de muestreo menores a 100 metros de una presa que suministra agua a las comunidades.

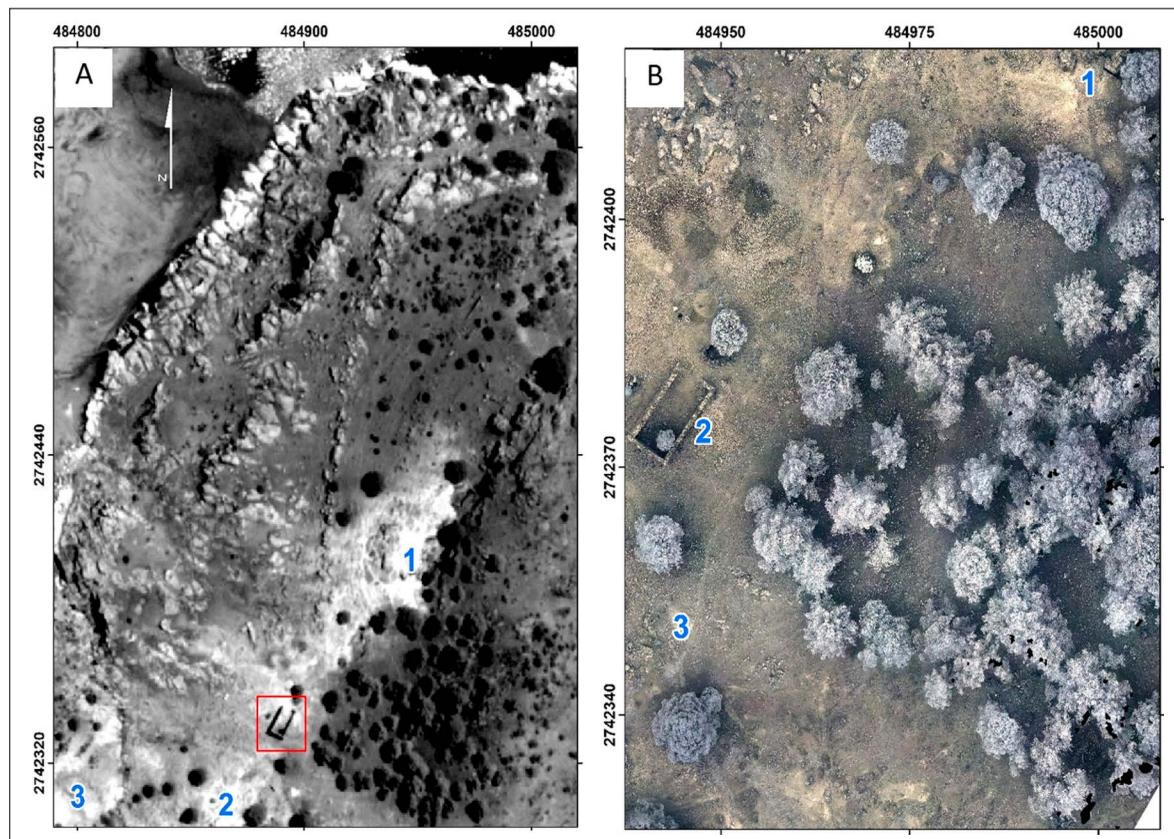


Figura 3. Imagen pancromática del satélite Worlview-2. Fuente: elaboración propia. Nota: los números en azul representan los jales detectados y el cuadro rojo una vivienda abandonada (A). Ortomosaico con la banda infrarrojo realizada con el VANT, en el número 1 en azul se indica una grieta de más de 200 m de profundidad ocasionada por una detonación.

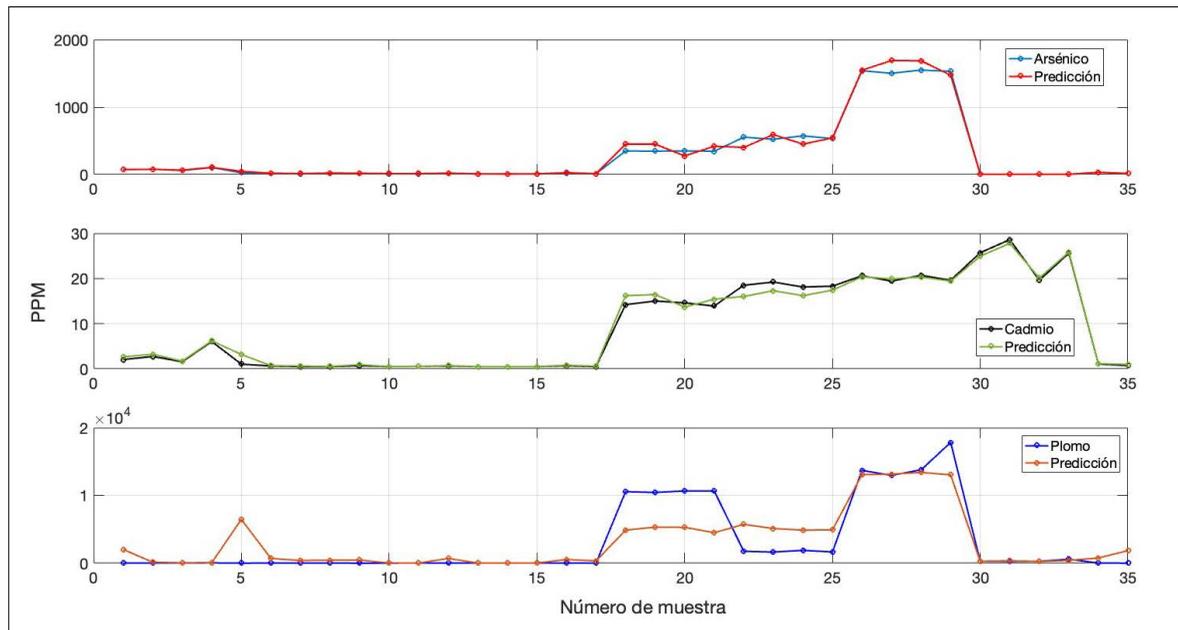


Figura 4. Comparación de los valores observados y los de predicción obtenidos por interpolación espacial Kriging ordinario en el área de estudio.

Con los resultados de interpolación espacial se encontró que los valores observados de Ar, Pb y Cd versus los que resultaron de la interpolación espacial son similares, lo cual se debe a valores de Nugget bajos (Ar = 0.10, Pb = 0.97, Cd = 4.5). Para el caso del Pb, la predicción de las muestras 18 a la 25 gráficamente destacan diferencias con las obtenidas en campo, sin embargo, el valor de Nugget fue de 0.97, lo que sugiere que las variaciones observadas y predichas tienen un error cercano a 0, lo que indicó que el modelo de interpolación espacial es eficiente. Los valores de Pb fueron altos para los sitios analizados dentro del poblado, de acuerdo con la interpolación se esperan valores entre 6700 y 18 000 ppm. Es de llamar la atención que en la periferia de la presa los valores también esperados son altos, entre 2500 y 6700 ppm. En las áreas de bosque de pino y con elevaciones mayores a los 2000 m, los valores esperados de Pb son muy bajos, menores a 20 ppm (Figura 5).

La interpolación espacial que se obtuvo para el metaloide As muestra un patrón similar al encontrado para Pb, los valores más altos se localizan para los sitios en el poblado (740-1500 ppm) y los

sitios donde se localizaron los jales abandonados (360-740 ppm). A diferencia de lo encontrado para Pb los sitios del 32 al 35 que se localizan en una meseta se encontraron los valores más bajos de Pb (2.3 - 6.9 ppm) (Figura 6). El elemento con las menores concentraciones fue Cd, aunque el patrón de valores altos se mantiene tanto para el poblado como para los sitios donde están los jales (Figura 7). Los valores más altos se encontraron entre los sitios 32 al 35 (27-29 ppm) lo que contrastó con valores bajos de As.

DISCUSIÓN

La detección e identificación de JMA con las imágenes WorldView-2 y provenientes del VANT fue eficiente, la resolución espacial de estas imágenes permite reconocer otros elementos de la actividad minera, por ejemplo, zonas de detonación, viviendas para los mineros, terraplenes, lo cual hoy resulta determinante para el seguimiento de las actividades mineras preliminares y posoperacionales (Loots *et al.*, 2022; Luo *et al.*, 2022; Zhang *et al.*, 2023).

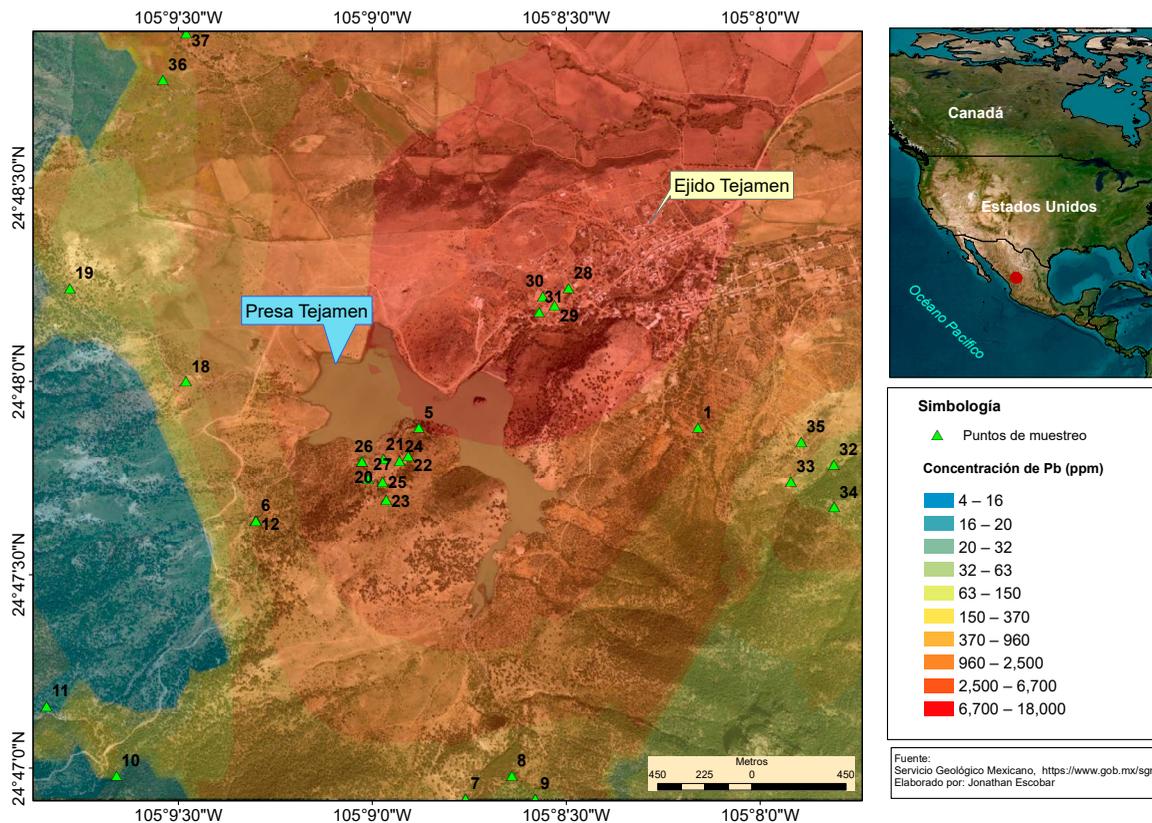


Figura 5. Mapa que muestra la interpolación espacial de valores de Pb en el área de estudio. Los números indican el número de muestra que se analizó.

Con base en la NOM-147-SEMARNAT/SSA1-2004, donde se menciona que en la remediación de suelos contaminados con vocación agrícola los valores máximos de elementos potencialmente tóxicos (EPT) no deben superar los 500 µg/L (0.5 ppm), los tres jales mineros identificados tienen valores por encima de la norma para plomo, arsénico y cadmio. Por lo tanto, las medidas de remediación deberían ser urgentes, incluso los valores encontrados en este estudio superan las concentraciones reportadas por Puga *et al.* (2006) en sitios mineros con alta actividad minera en Chihuahua.

La presencia del Pb en el suelo está en función de su textura (Pérez *et al.*, 1995; Estévez *et al.*, 1998). En este estudio se encontró que los sitios donde están los jales mineros el suelo es arenoso, por lo cual las infiltraciones de estos elementos tóxicos pueden llegar a los mantos acuíferos. Los

efectos de altas concentraciones de Pb en la localidad de este estudio aún no se han documentado, se desconoce si las comunidades tienen síntomas de intoxicación, sin embargo, estudios realizados en otras localidades (Ruiz-Huerta y Armienta-Hernandez *et al.*, 2012; Andrade-Linarez *et al.*, 2020) demuestran que cultivos de maíz, lechuga, alfalfa pueden acumular metales pesados y llegar al organismo humano por ingestión. El Pb es reconocido como un contaminante ambiental de preocupación para los niños, no obstante, el Pb derivado de jales mineros tiende a formar sulfuro de plomo, el cual se absorbe menos en el tracto gastrointestinal en comparación del Pb proveniente de vehículos o pinturas (Steele *et al.*, 1990). Sin embargo, hay reportes de niveles de Pb altos (400 mg/gr) en niños que viven en zonas aledañas a un sitio de tratamiento primario de arsénico-cobre en San Luis Potosí (Carrizales *et al.*, 2006).

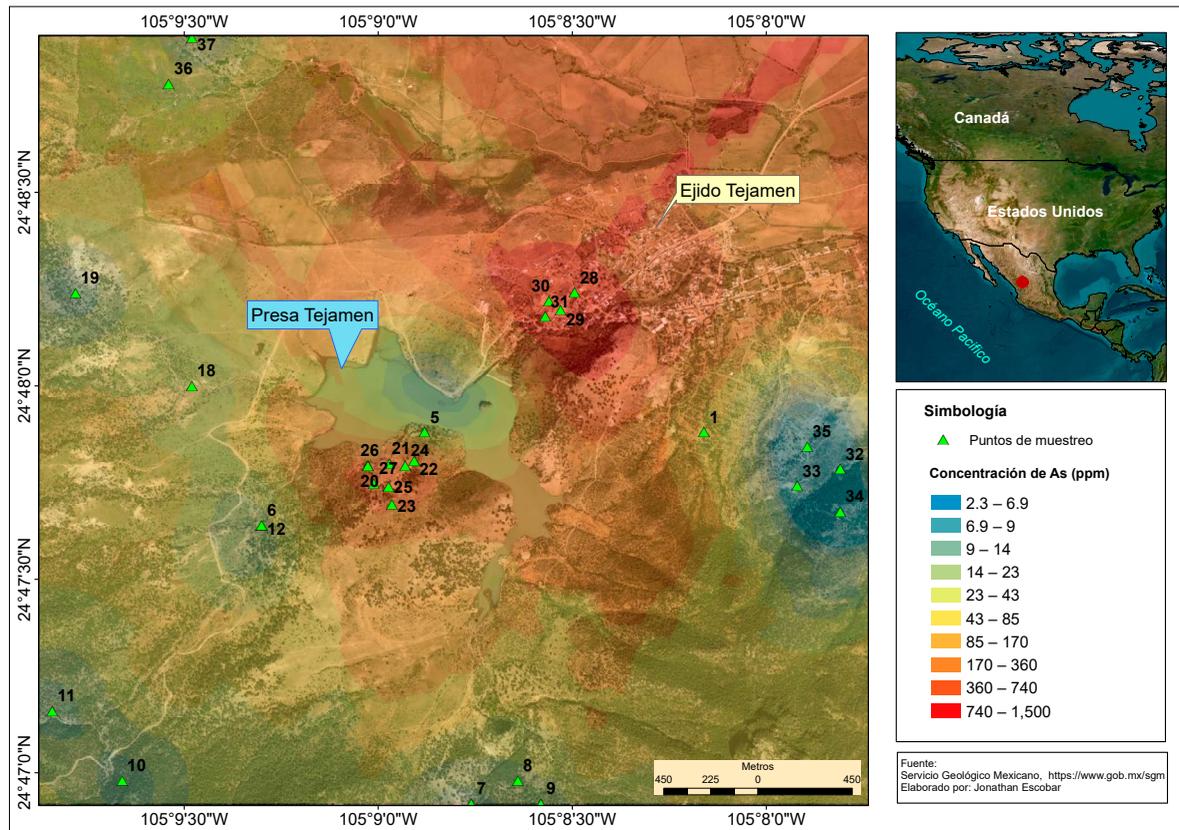


Figura 6. Mapa que muestra la interpolación espacial de valores de As en el área de estudio. Los sitios de mayor concentración de As esperados se localizan dentro del poblado. Fuente: elaboración propia.

Las concentraciones de As encontradas en los sitios de muestreo y las reportadas por el proceso de interpolación espacial coinciden en que los valores de As más altos (1500 ppm) y se encuentran dentro del poblado Tejamen y zonas agrícolas; estos valores exceden los límites de referencia que menciona la NOM-147-SEMARNAT/SSA1-2004. Estas concentraciones de As altas también se han reportado en minas activas de aprovechamiento de cobre en Médéa, Argelia (Radi *et al.*, 2023) y jales abandonados en Sonora (González-Méndez *et al.*, 2022). Aunque no se tiene evidencia de cómo llegaron las alta concentraciones de As al poblado Tejamen, es posible que el As fuera transportado por las lluvias de los jales localizados 300 metros arriba del poblado (Figura 7) y los arroyos que llegan de forma directa a dicho asentamiento. El patrón espacial del As encontrado es posible que

surgiera de descargas mineras de hace 30 años, que se han concentrado en los suelos, como lo reportan Peinado *et al.* (2015), quienes encuentran contaminación residual de As en suelo producto de un derrame de este metaloide hace 15 años en Aznalcóllar, España.

Los efectos negativos por la presencia de valores altos de As a la población del ejido Tejamen se desconocen, sin embargo, estudios recientes en otras regiones del planeta documentan los efectos a la salud humana que, de acuerdo con la Organización Mundial de la Salud, los valores de As en agua para consumo no deben superar los 10 $\mu\text{g/L}$. En la India, Guha-Mazumder (2003) encontró que la población de Bengal consume agua de pozos donde los valores de As en urea fueron superiores a los 50 $\mu\text{g/L}$, lo cual vuelve propensa a la población a enfermedades cancerígenas. Por otro lado, se ha

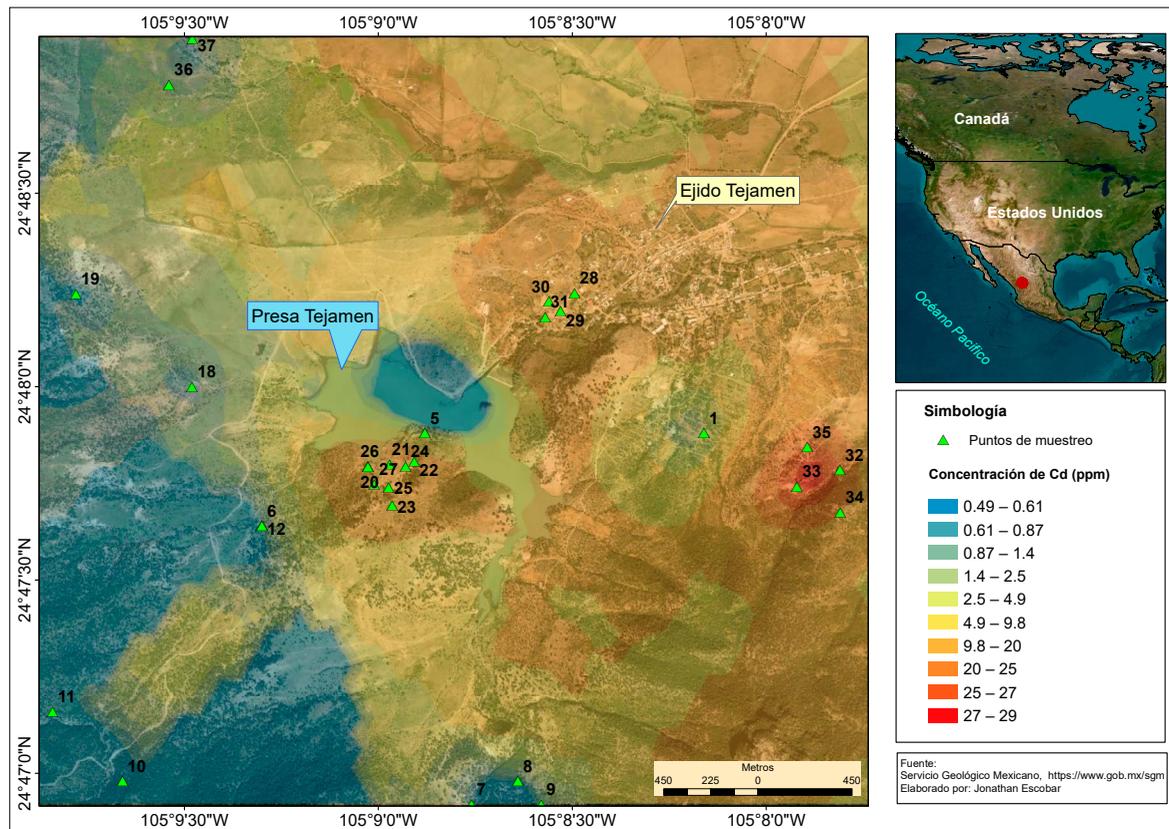


Figura 7. Mapa que muestra la interpolación espacial de valores de Cd en el área de estudio. Los sitios de mayor concentración se muestran en rojo a más de 2 km del poblado Tejaman. Fuente: elaboración propia.

reportado la acumulación de As proveniente de jales abandonados en cultivos de maíz en Taxco, Guerrero, un riesgo latente para la salud humana de quienes lo consumen de manera frecuente (Ruiz-Huerta *et al.*, 2012)

Recomendaciones

Es primordial iniciar con una fitoremediación de los suelos en el área de estudio, específicamente con la planta *Dodonaea viscosa* (L.) Jacq., porque es una especie que puede vivir en suelos contaminados por desechos mineros y se ha reportado que es capaz de fitoextraer y fitoestabilizar metales pesados, por ejemplo, Pb, Cu, Cd (Castañeda-Espinoza *et al.*, 2022). Además, esta planta ya se distribuye en el área de estudio. Es necesario realizar un análisis de vulnerabilidad global, como el que proponen Pedroso *et al.* (2014) y Choez *et al.* (2019), que con-

siste en una valoración socioeconómica que permita cuantificar el grado de afectación en caso de un deslave o contaminación del suelo. Se recomienda una evaluación de la distribución de elementos potencialmente tóxicos presentes en los suelos, presas, abrevaderos, ya que se desconoce si existen residuos de arsénico, bario, berilio, cadmio, cromo hexavalente, mercurio, estos elementos se relacionan con la extracción de minas de plata, plomo y zinc.

Limitaciones de la interpolación espacial Kriging

La técnica geoestadística Kriging es una de las más utilizadas para estimar propiedades del suelo, por ejemplo, pH, salinidad, presencia de metales pesados, entre otros, a partir de pocas muestras (< 20) (Largueche, 2006). Sin embargo, la predicción Kriging tiene la desventaja de funcionar

bajo el supuesto de que el conjunto de datos está normalizado, y aunque estos se pueden transformar con logaritmos, en muchos casos no es suficiente la normalización y los valores de nugget son mayores > 10, lo que indica una alta variabilidad de los datos previo a su interpolación y produce predicciones erróneas (Ikechukwu *et al.*, 2017). Existen otro método que pudiera proporcionar una mejor predicción, este es con el algoritmo Spline el cual no necesita un muestreo aleatorio y no importa si los datos no están normalizados (Ikechukwu *et al.*, 2017). Sin embargo, si requiere un mayor número de observaciones en campo que Kriging y, en muchas ocasiones, no es posible obtener más muestras porque los sitios son propiedades privadas como el caso del ejido Tejamen. Por otro lado, el costo aumenta conforme incrementamos el número de muestras y la determinación de metales pesados con la espectrofotometría de absorción atómica se vuelve incosteable.

AGRADECIMIENTOS

A Román Reyes Carillo por su ayuda en la colecta de muestras y también a Alicia Irene Alvarado de la Peña por su valioso apoyo en el análisis de muestras en laboratorio. A la Secretaria de Investigación y Posgrado del Instituto Politécnico Nacional por el financiamiento al proyecto #201901322.

REFERENCIAS

Andrade Linarez, K., Castillo Coaquira, I., y Quispe Riquelme, R. (2020). Determinación de metales pesados en suelos agrícolas y suelos para cultivo de *Solanum tuberosum* de la Bahía interior de Puno. *Investigación & Desarrollo*, 20(1), 147-153. <https://doi.org/10.23881/idupbo.020.1-111>

Camalan, S., Cui, K., Pauca, V. P., Alqahtani, S., Silman, M., Chan, R., Plemmons, R. J., Dethier, E. N., Fernandez, L. E., y Lutz, D. A. (2022). Change Detection of Amazonian Alluvial Gold Mining Using Deep Learning and Sentinel-2 Imagery. *Remote Sensing*, 14(7), 1746. <https://doi.org/10.3390/rs14071746>

Carrizales, L., Razo, I., Téllez-Hernández, J. I., Torres-Nerio, R., Torres, A., Batres, L. E., y Diaz-Barriga, F. (2006). Exposure to arsenic and lead of children

living near a copper-smelter in San Luis Potosi, Mexico: Importance of soil contamination for exposure of children. *Environmental research*, 01(1), 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2005.07.010>

Castañeda-Espinoza, J., Salinas-Sánchez, D. O., Mussali-Galante, P., Castrejón-Godínez, M. L., Rodríguez, A., González-Cortazar, M., y Tovar-Sánchez, E. (2023). *Dodonaea viscosa* (Sapindaceae) as a phytoremediator for soils contaminated by heavy metals in abandoned mines. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(2), 2509-2529. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-22374-5>

Choez, B., Danilo, B., Cartaya-Ríos, S. J., del Valle, M., y Jesod, D. (2019). Análisis de la vulnerabilidad a inundaciones de la parroquia Santa Ana de Vuelta Larga, provincia de Manabí, Ecuador. *Investigaciones Geográficas*, 98, 1-14. <https://doi.org/10.14350/rig.59767>

Chuvieco, E. (2010). Teledetección ambiental. España: Ariel.

Davies, P., Lawrence, S., Turnbull, J., Rutherford, I., Grove, J., Silvester, E., Baldwin, D., y Macklin, M. (2018). Reconstruction of historical riverine sediment production on the goldfields of Victoria, Australia. *Anthropocene*, 21, 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.ancene.2017>

Dávila-Luna, J., Díaz-Caravantes, R. E., Navarro-Navarro, L. A., Romeo-Méndez, E. (2018). Las presas de jales en el noroeste del estado de Sonora: una aproximación geográfica mediante percepción remota. *Investigaciones Geográficas*, 97. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=56962522008>

Elsharkawy, A., Elhabiby, M., y El-Sheimy, N. (2012). Improvement in the detection of land cover classes using the WorldView-2 imagery. En *ASPRS, International Scientific Conference* (pp. 19-23).

Estévez J. I., Andrade L., Marcel P., y Montero J. M. (1998). La influencia de las propiedades del suelo en la fijación y movilidad de Zn y Cd. *Edafología: Sociedad Española de la ciencia del suelo*, 5, 19-27. Disponible en: <http://www.secs.com.es/data/>

Giraldo, R. (1996). Geostatística Aplicada a Datos Multivariados Provenientes del Monitoreo de las Aguas de la Ciénaga Grande de Santa Marta y el Complejo Pajarales, Caribe Colombiano. tesis de grado Especialización en Estadística. Universidad Nacional de Colombia.

González-Méndez, B., Webster, R., Loredó-Portales, R. *et al.* (2022). Distribution of heavy metals polluting the soil near an abandoned mine in Northwestern Mexico. *Environ Earth Sci*, 81, 176. <https://doi.org/10.1007/s12665-022-10285-0>

Ikechukwu, M. N., Ebinne, E., Idorenyin, U., y Raphael, N. I. (2017) Accuracy Assessment and Comparative

- Analysis of IDW, Spline and Kriging in Spatial Interpolation of Landform (Topography): An Experimental Study. *Journal of Geographic Information System*, 9, 354-371. <https://doi.org/10.4236/jgis.2017.93022>
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). (2014). Geología, Datos vectoriales escala 1:1000000. Recuperado 17 de diciembre de 2015 de <https://www.inegi.org.mx/temas/geologia/>.
- Iizuka, K., Itoh, M., Shiodera, S., Matsubara, T., Dohar, M., y Watanabe, K. (2018). Advantages of unmanned aerial vehicle (UAV) photogrammetry for landscape analysis compared with satellite data: A case study of postmining sites in Indonesia. *Cogent Geoscience*, 4(1), 1498180. <https://doi.org/10.1080/23312041.2018.1498180>
- Largueche, F. Z. B. (2006). Estimating Soil Contamination with Kriging Interpolation Method. *American Journal of Applied Sciences*, 3(6), 1894-1898. <https://doi.org/10.3844/ajassp.2006.1894.1898>
- Loots, M., Grobbelaar, S., y van der Lingen, E. (2022). A review of remote-sensing unmanned aerial vehicles in the mining industry. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 122(7), 387-396. <http://dx.doi.org/10.17159/2411-9717/1602/2022>
- Luo, W., Gan, S., Yuan, X., Gao, S., Bi, R., y Hu, L. (2022). Test and Analysis of Vegetation Coverage in Open-Pit Phosphate Mining Area around Dianchi Lake Using UAV-VDVI. *Sensors*, 22(17), 6388. <https://doi.org/10.3390/s22176388>
- Guha-Mazumder, D. N. (2003). Chronic arsenic toxicity: clinical features, epidemiology, and treatment: experience in West Bengal. *Journal of Environmental Science and Health, Part A*, 38 (1), 141-163. <https://doi.org/10.1081/ESE-120016886>
- Macklin, M. (2018). Reconstruction of historical riverine sediment production on the goldfields of Victoria, Australia. *Anthropocene*, 21, 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.ancene.2017>.
- Moreno Tovar R. (1998). Caracterización mineralógica y química de desechos mineros (jales), aplicada a la recuperación de valores económicos en Zimapán y Pachuca, Edo. de Hidalgo. Tesis de Maestría. Instituto Politécnico Nacional, México, D. F., 89 pp.
- Pedroso, I., Fundora, M., Núñez, J. C., Guerra, M., y Olivera, J. (2014). Metodología para la realización de los estudios de peligro, vulnerabilidad y riesgos de desastres de inundación por lluvias intensas. En: *Agencia de Medio Ambiente de Cuba, Metodologías para la determinación de riesgos de desastres a nivel territorial* (pp. 11-32). PNUD.
- Peinado, F. M., Romero-Freire, A., Fernández, I. G., Aragón, M. S., Ortiz-Bernad, I., y Torres, M. S. (2015). Long-term contamination in a recovered area affected by a mining spill. *Science of the Total Environment*, 514, 219-223. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2015.01.102>
- Pérez, C. L., Moreno A. M., y González J. P. (1995). Influencia de la fracción arcilla y arena en el contenido y disponibilidad de metales pesados en el suelo. *Edafología: Sociedad Española de la ciencia del suelo*, 1, 83-89.
- Puga, S., Sosa, M., Lebgue, T., Quintana, C., y Campos, A. (2006). Contaminación por metales pesados en suelo provocada por la industria minera: Heavy metals pollution in soils damaged by mining industry. *Ecología Aplicada*, 5(1-2), 149-155.
- Radi, N., Hirche, A., y Boutaleb, A. (2023). Assessment of soil contamination by heavy metals and arsenic in Tamesguida abandoned copper mine area, Médéa, Algeria. *Environmental Monitoring and Assessment*, 195(1), 247. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10661-022-10862-7>
- Rodríguez-Hernández, A., Briones-Gallardo, R., Razo, I., Noyola-Medrano, C., y Lázaro, I. (2016). Processing Methodology Based on ASTER Data for Mapping Mine Waste Dumps in a Semiarid Polysulphide Mine District. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 42, 643-655. <https://doi.org/10.1080/07038992.2016.1197037>
- Ruiz-Huerta, E. A., y Armienta Hernández, M. A. (2012). Acumulación de arsénico y metales pesados en maíz en suelos cercanos a jales o residuos mineros. *Revista internacional de contaminación ambiental*, 28(2), 103-117.
- Steele, M. J., Beck, B. D., Murphy, B. L., y Strauss, H. S. (1990). Assessing the contribution from lead in mining wastes to blood lead. *Regulatory Toxicology and Pharmacology*, 11(2), 158-190. [https://doi.org/10.1016/0273-2300\(90\)90019-8](https://doi.org/10.1016/0273-2300(90)90019-8)
- Soydan, H. (2013). Soil contamination mapping for an abandoned coal mine site by using worldview 2 and aster imagery. Master's thesis, Middle East Technical University.
- Xie, Y., T. Chen, M. Lei, J. Yang, Q. Guo, B. Song, and Z. Zhou. (2011). Spatial distribution of soil heavy metal pollution estimated by different interpolation methods: Accuracy and uncertainty analysis. *Chemosphere*, 82, 468-476. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2010.09.053>
- Zhang, Y., Wei, L., Lu, Q., Zhong, Y., Yuan, Z., Wang, Z., y Yang, Y. (2023). Mapping soil available copper content in the mine tailings pond with combined simulated annealing deep neural network and UAV hyperspectral images. *Environmental Pollution*, 120962. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2022.120962>

ANEXO 1

ID	X	Y	As	Cd	PLOMO	Entidad que reporta	Fecha de colecta
1	-105.14	24.80	70.640	2.040	32.710	SGM	2 de agosto de 2019
2	-105.13	24.80	77.100	2.730	31.900	SGM	2 de agosto de 2019
3	-105.12	24.80	58.230	1.560	21.900	SGM	2 de agosto de 2019
4	-105.12	24.79	101.600	6.030	49.380	SGM	2 de agosto de 2019
5	-105.15	24.80	25.480	1.030	13.140	SGM	2 de agosto de 2019
6	-105.16	24.79	16.520	0.620	17.180	SGM	2 de agosto de 2019
7	-105.15	24.78	10.250	0.490	21.840	SGM	2 de agosto de 2019
8	-105.14	24.78	19.600	0.490	38.000	SGM	2 de agosto de 2019
9	-105.14	24.78	14.840	0.680	4.010	SGM	4 de agosto de 2019
10	-105.16	24.78	10.900	0.490	13.630	SGM	4 de agosto de 2019
11	-105.16	24.79	10.750	0.550	15.360	SGM	4 de agosto de 2019
12	-105.16	24.79	16.520	0.620	17.180	SGM	4 de agosto de 2019
13	-105.18	24.79	8.360	0.490	20.830	SGM	4 de agosto de 2019
14	-105.18	24.80	6.480	0.490	16.990	SGM	4 de agosto de 2019
15	-105.18	24.79	8.360	0.490	20.870	SGM	4 de agosto de 2019
16	-105.16	24.80	22.650	0.670	17.670	SGM	4 de agosto de 2019
17	-105.16	24.80	9.750	0.490	15.670	SGM	4 de agosto de 2019
18	-105.16	24.81	29.860	1.050	18.170	SGM	4 de agosto del 2019
19	-105.16	24.82	13.050	0.710	12.770	SGM	4 de agosto de 2019
20	-105.15	24.80	347.400	14.200	10550.000	CIIDIR	9 de agosto de 2019
21	-105.15	24.80	345.100	15.010	10441.000	CIIDIR	9 de agosto de 2019
22	-105.15	24.80	349.600	14.600	10661.000	CIIDIR	9 de agosto de 2019
23	-105.15	24.79	344.600	13.900	10650.000	CIIDIR	9 de agosto de 2019
24	-105.15	24.80	552.500	18.500	1755.700	CIIDIR	9 de agosto de 2019
25	-105.15	24.80	522.400	19.200	1650.000	CIIDIR	9 de agosto de 2019
26	-105.15	24.80	572.100	18.100	1893.000	CIIDIR	9 de agosto de 2019
27	-105.15	24.80	532.800	18.300	1659.000	CIIDIR	9 de agosto de 2019
28	-105.14	24.80	1538.500	20.600	13700.000	CIIDIR	9 de agosto de 2019
29	-105.14	24.80	1501.500	19.400	12956.000	CIIDIR	9 de agosto de 2019
30	-105.14	24.80	1549.120	20.700	13785.000	CIIDIR	10 de agosto de 2019
31	-105.14	24.80	1529.000	19.600	17822.000	CIIDIR	10 de agosto de 2019
32	-105.13	24.80	3.700	25.700	283.100	CIIDIR	10 de agosto de 2019
33	-105.13	24.80	3.900	28.600	285.600	CIIDIR	10 de agosto de 2019
34	-105.13	24.79	2.900	19.600	284.100	CIIDIR	10 de agosto de 2019
35	-105.13	24.80	2.300	25.600	587.700	CIIDIR	10 de agosto de 2019