

## Evaluación de la contaminación por cianuro de la minería artesanal en el cerro La Bola de Igor mediante el empleo de SIG y regresión Kriging.

Evaluation of the cyanide pollution in artisanal mining in La Bola de Igor hill by using GIS and Kriging regression.

Ernesto Segundo Wong López\*

Facultad de Ingeniería Química, Universidad Nacional de Trujillo, Av. Juan Pablo II s/n – Ciudad Universitaria, Trujillo, Perú.

\* Autor correspondiente: [ewong@unitru.edu.pe](mailto:ewong@unitru.edu.pe) (E. Wong)

DOI: [10.17268/rev.cyt.2021.04.02](https://doi.org/10.17268/rev.cyt.2021.04.02)

---

### RESUMEN

El presente estudio se basa en la evaluación del impacto ambiental generado por la minería artesanal de oro, siendo el origen de los pasivos ambientales el proceso de lixiviación con cianuro, mediante el cual se contamina el agua de las cuencas, se degrada el suelo agrícola y se emanan compuestos cianurados. La zona de estudio corresponde al cerro La Bola de Igor, Huaranchal, donde se recolectaron muestras de suelo para la determinación de la concentración de cianuro. Mediante el empleo de un Sistema de Información Geográfica fue posible georeferenciar los puntos de muestreo y la aplicación del método de regresión Kriging para estudiar la dinámica de propagación del cianuro libre e identificar las zonas más afectadas, con necesidad de intervención para la restauración de los ecosistemas degradados. Los resultados indican que el área con mayor riesgo de contaminación por cianuro corresponde a las inmediaciones del río aguas abajo del foco de contaminación, superando los límites establecidos en la normativa peruana. Por último, los mapas de contaminación por cianuro obtenidos en esta investigación son un soporte en la toma de decisiones respecto a la remediación de los pasivos ambientales en la zona de estudio.

**Palabras clave:** cianuro; contaminación minera; oro; Sistema de Información Geográfica; regresión Kriging.

---

### ABSTRACT

This study is based on the evaluation of the environmental impact generated by artisanal gold mining, the origin of environmental pollution being the leaching process with cyanide, through which the water from the watersheds is polluted, agricultural soil is degraded, and cyanide compounds are released. The study area corresponds to the La Bola de Igor hill, Huaranchal, where soil samples were collected to determine the cyanide concentration. Through the use of a Geographic Information System, it was possible to georeference the sampling points and the application of the Kriging regression method to study the propagation dynamics of free cyanide and identify the most affected areas in need of intervention for the restoration of degraded ecosystems. The results indicate that the area with the most significant risk of contamination by cyanide corresponds to the river's vicinity downstream from the source of contamination, exceeding the limits established in Peruvian regulations. Finally, the cyanide contamination maps obtained in this research support decision-making regarding the remediation of environmental pollution in the study area.

**Keywords:** cyanide; mining pollution; gold; Geographical Information Systems; Kriging regression.

---

### 1. INTRODUCCIÓN

La minería artesanal de oro representa el principal sustento económico de alrededor de 30000 familias en el Perú, generando impactos económicos, ambientales y sociales en las zonas explotadas (OEFA, 2016). Esta actividad se caracteriza por la baja productividad en su operación, escasas condiciones de seguridad y un impacto ambiental negativo. Además, el minero informal no cumple con los estándares de calidad ambiental y no se adhiere a ninguna normativa laboral (Giraldo, 2017). Para el procesamiento de oro, los mineros artesanales emplean sustancias químicas como mercurio, cianuro (CN<sup>-</sup>) o arsénico en pozas de lixiviación, cuyo efluente contamina el agua y suelo disponible para las comunidades aledañas (Abedi et al., 2020).

Los efluentes de las pozas de lixiviación representan desechos con altas concentraciones de cianuro, conocidos como “soluciones cansadas”, que son vertidos a los ríos, provocando que estos se encuentren cargados (Corzo,

2015; Eppers, 2014). Estas soluciones presentan concentraciones de cianuro que oscilan entre 40 a 2000 mg/L, superando exponencialmente los valores admisibles, por lo cual se requiere el tratamiento de los residuos previamente a su descarga. De no ser el caso, esto puede significar grandes impactos negativos sobre la salud de los pobladores de las comunidades aledañas, así como para el medio ambiente debido a la toxicidad del cianuro (OMS, 2017; Brugger et al., 2018). El peligro para las personas debido al empleo de cianuro radica en su elevada afinidad por la hemoglobina y en la estabilidad del complejo formado, que evita el transporte de oxígeno por la sangre. Como resultado, se tienen impactos en la salud humana, como infecciones respiratorias, enfermedades cardiovasculares, infecciones en la piel o infecciones cancerígenas (Abedi et al., 2020). Por lo tanto, es de importancia el planteamiento de medidas para reducir los índices de contaminación por cianuro residual (OMS, 2017).

Estudios sobre la contaminación por cianuro en zonas de minería artesanal han demostrado que la distribución horizontal de cianuro en el suelo, a nivel superficial, sigue el curso del río aguas abajo; mientras que, respecto a la distribución vertical, la concentración disminuye a mayor profundidad (Razanamahandry et al., 2020; Schultz et al., 2016). Así mismo, se identifican parámetros que pueden atenuar la presencia de cianuro, como la cobertura vegetal mediante mecanismos de absorción de contaminantes (Johnson, 2014) o la porosidad del suelo y capacidad de conductividad (Razanamahandry et al., 2018).

Para obtener la distribución espacial de data referente a niveles de contaminación se han propuesto métodos que incluyen dos fases: muestreo e interpolación espacial, que puede ser determinística o estocástica (Razanamahandry et al., 2020). Se entiende la interpolación espacial como la predicción de valores para puntos no muestreados a partir de un conjunto de puntos de muestreo dentro del área de estudio. Esta asignación de valores es posible dada la característica de autocorrelación espacial de la data. Existen distintos métodos de interpolación aplicables para la distribución espacial de contaminantes, como regresión logística (RL) o la regresión Kriging (RK) ordinaria o invertida (Hengl et al., 2004; Lin et al., 2011; Pásztor et al., 2016). Además, recientemente han surgido métodos que aplican aprendizaje automático, “machine learning”, en el procesamiento de data ambiental y geológica (Abedi et al., 2020), así como modelos predictivos empleando árboles de decisión (Bou, 2014).

Respecto a la aplicación del método de distribución por regresión logística (RL), Schultz et al. (2016) realizaron una comparación de modelos de RL espacial y no espacial para el mapeo del riesgo en zonas mineras, concluyendo que para áreas de estudio de pequeña escala (150 km<sup>2</sup>) la regresión espacial funciona de una manera más eficiente en comparación con la RL no espacial.

Razanamahandry et al. (2018) estudiaron los parámetros ambientales y químicos que influyen en la distribución espacial superficial del cianuro libre en zonas de minería artesanal de oro en Burkina Faso empleando regresión logística. Concluyeron que un factor determinante en la propagación del cianuro es el tipo de suelo para zonas áridas, mientras que para zonas húmedas el tipo de suelo y la conductividad del suelo son los factores determinantes. Así mismo, en una posterior investigación, realizaron un comparativo de los modelos obtenidos empleando RL y RK, obteniéndose una mejor representación del peligro de contaminación al emplear la regresión Kriging (Razanamahandry et al., 2020).

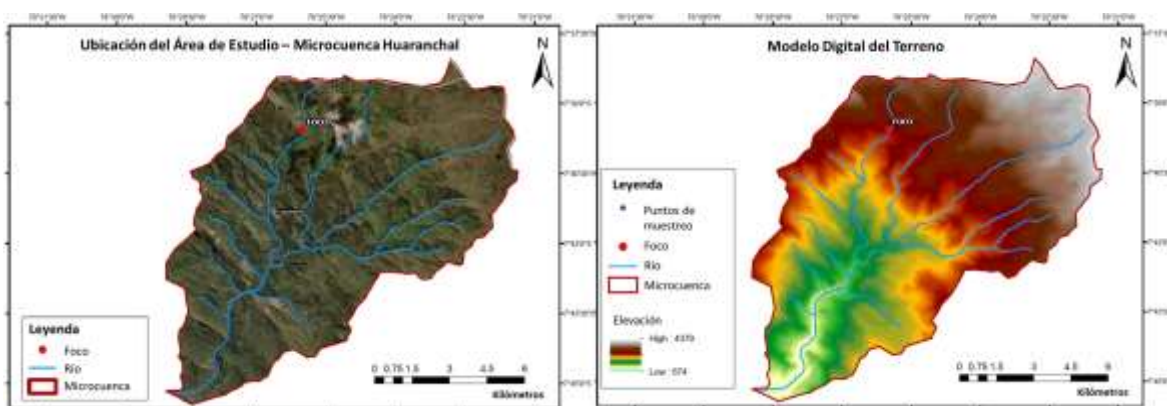
La presente investigación contribuye en la validación de una metodología replicable para la identificación del peligro de contaminación por cianuro en zonas mineras mediante la toma de muestras de suelo y regresión Kriging. La zona de estudio corresponde al cerro Bola de Igor en Huaranchal, Otuzco.

## 2. MATERIALES Y MÉTODOS

### 2.1 Caracterización del área de estudio

El cerro Bola de Igor se ubica en las proximidades del caserío de Igor, distrito de Huaranchal, provincia de Otuzco, departamento de La Libertad, a una altitud promedio de 3400 a 3600 m.s.n.m. En esta zona se desarrollan actividades agrícolas, ganaderas y mineras. La actividad minera se ubica en la microcuenca de la Quebrada Huaranchal (Figura 1), que desemboca en la hoya hidrográfica del Pacífico. El recurso mineral explotado por los mineros artesanales corresponde a un depósito aurífero de carácter hidrotermal, epigenético y epitermal, que se presenta en forma de vetas angostas y mantos.

La microcuenca comprende una extensión de 114,5 km<sup>2</sup>, encontrándose el foco de contaminación a 2977 m.s.n.m., próximo al Caserío de Igor, y el aforo a 1378 m.s.n.m. El río recorre 14 km aproximadamente desde el foco de contaminación hasta el aforo de la microcuenca.



**Figura 1.** Modelo Digital del Terreno de la zona de estudio – microcuenca de la Quebrada Huaranchal.

Para el proceso de lixiviación se emplean de 2 a 3 kg de cianuro de sodio por cada tonelada de mineral a procesar. En las pozas de lixiviación se identificó el empleo de láminas delgadas de plástico para la impermeabilización, dando como resultado infiltraciones de las soluciones de cianuro en el subsuelo.

## 2.2 Toma de muestras y análisis químico

La recolección de las muestras de suelo se realizó en puntos aledaños a la zona de cianuración y a lo largo de toda el área que comprende la microcuenca de la quebrada Huaranchal. Se incluyó la toma de muestras en zonas de producción agrícola, cuyo regado se realiza con aguas en donde ocurre la descarga de la solución Barren. En total fueron 46 los puntos de muestreo (Figura 2), tomándose muestras de suelo en intervalos de 20 cm a partir de la superficie hasta llegar a una profundidad de 60 cm. Por lo tanto, se obtuvieron tres muestras de suelo por cada punto de monitoreo.



**Figura 2.** Ubicación de los puntos de muestreo – microcuenca de la Quebrada Huaranchal.

Para el análisis de las muestras de suelo, se tienen en consideración los valores establecidos en el Decreto Supremo N° 011-2017-MINAM. Aprueban Estándares de Calidad Ambiental (ECA) para Suelo (Tabla 1). Se realiza la extracción de los compuestos cianurados de los sólidos, mediante la destilación del contenido de cianuro de la solución obtenida al emplear ácido NaOH 1N. Posteriormente se realiza la determinación del contenido de cianuro por titulación y la evaluación considerando los valores límite establecidos en la normativa peruana. Para la evaluación del pH del suelo se emplearon equipos de medición in situ.

**Tabla 1.** Estándares de Calidad Ambiental (ECA) para Suelo.

Concentración de cianuro libre	Fuente	Uso del suelo
0,9 mg kg <sup>-1</sup>	D.S. N° 011-2017-MINAM	Suelo agrícola
0,9 mg kg <sup>-1</sup>	D.S. N° 011-2017-MINAM	Suelo Residencial/Parques
8,0 mg kg <sup>-1</sup>	D.S. N° 011-2017-MINAM	Suelo Comercial /Industrial/Extrac-tivo

Nota: El método de ensayo a emplearse debe corresponder a EPA 9013, SEMWW-AWWA-WEF 4500 CN F o ASTM D7237 y/o ISO 17690:2015 (MINAM, 2017).

### 2.3 Técnica de interpolación espacial: Regresión Kriging (RK)

La regresión Kriging es un proceso geoestadístico avanzado de interpolación flexible que permite investigar variables con correlación espacial a partir de un conjunto de puntos de muestreo dispersos. Este método emplea modelos estadísticos en la creación de la superficie, verificando que la data a interpolar proviene de procesos estacionarios. El método Kriging pondera los valores medidos circundantes para realizar una predicción del valor en un punto no muestreado (sin data previa) (Hengl et al., 2004; Lin et al., 2011). En la ecuación (1) se presenta la fórmula empleada en la RK, siendo la suma ponderada de los valores circundantes.

$$\hat{Z}(S_0) = \sum_{i=0}^N \lambda_i Z(S_i) \quad (1)$$

Donde  $Z(S_i)$  corresponde al valor medido en la ubicación  $i$ ;  $\lambda_i$  es una ponderación desconocida para el valor medido en la ubicación  $i$ ;  $S_0$  es la ubicación de la predicción (punto no muestreado); y  $N$  corresponde a la cantidad de valores medidos.

El peso aplicado a cada uno de los puntos circundantes en la ponderación, correspondiente al valor de  $\lambda_i$ , dependerá de dos factores: (1) la distancia entre el punto no muestreado y los puntos circundantes correspondientes a los valores medidos y (2) la disposición espacial general de todos los puntos medidos. El modelo se construye en base a dos pasos, primero se crean los variogramas y las funciones de covarianza para el cálculo de los valores de dependencia estadística y luego se prevé los valores desconocidos (Esri, 2020).

### 2.3 Esquema metodológico e implementación del Sistema de Información Geográfica

La metodología empleada para la obtención del mapa de peligro de contaminación por cianuro se observa en la Figura 3. En primer lugar, se realizó la construcción de la base de datos del SIG, incluyendo la data presentada en la Tabla 2. El modelo digital de elevaciones (MDE) fue obtenido de ASTER Global Digital Elevation Model, mientras que los mapas de uso de suelo, tipo de suelo y geológico fueron obtenidos de las bases de datos geográficos de instituciones nacionales. Se aplicó la regresión Kriging considerando los valores de concentración de cianuro y pH del suelo obtenidos del análisis químico de las muestras de suelo y se realizó la reclasificación de los factores que afectan el nivel de peligro de contaminación. Luego, se integraron los factores adoptando un análisis de decisión multicriterio – proceso analítico jerárquico y se obtuvo el mapa de peligro de contaminación por cianuro, en una escala categórica de 5 clases. Por último, se realiza la superposición del mapa de concentración de cianuro en el suelo con el área correspondiente a las comunidades campesinas formalizadas (COFOPRI – MINAGRI) y el mapa de peligro de contaminación por cianuro con el área de cobertura agrícola andina, con el objetivo de identificar las zonas agrícolas con necesidad de remediación de los pasivos ambientales.

La herramienta SIG seleccionada para realizar el análisis espacial fue ArcMap 10.5 de la desarrolladora Esri.

**Tabla 2.** Data de entrada para el modelamiento empleando regresión Kriging.

Data	Tipo	Variable	Año	Fuente
Geología	Continuo	Independiente	2016	INGEMMET
Elevación topográfica (m)	Continuo	Independiente	2016	ASTER DEM
Cobertura	Continuo	Independiente	2015	MINAM
Tipo de suelo	Continuo	Independiente	2010	MINAM
pH del suelo	Discreto	Independiente	2019	Presente estudio
Distancia a la zona de cianuración (m)	Discreto	Independiente	2019	Presente estudio
Concentración de cianuro (mg kg <sup>-1</sup> )	Discreto	Dependiente	2019	Presente estudio

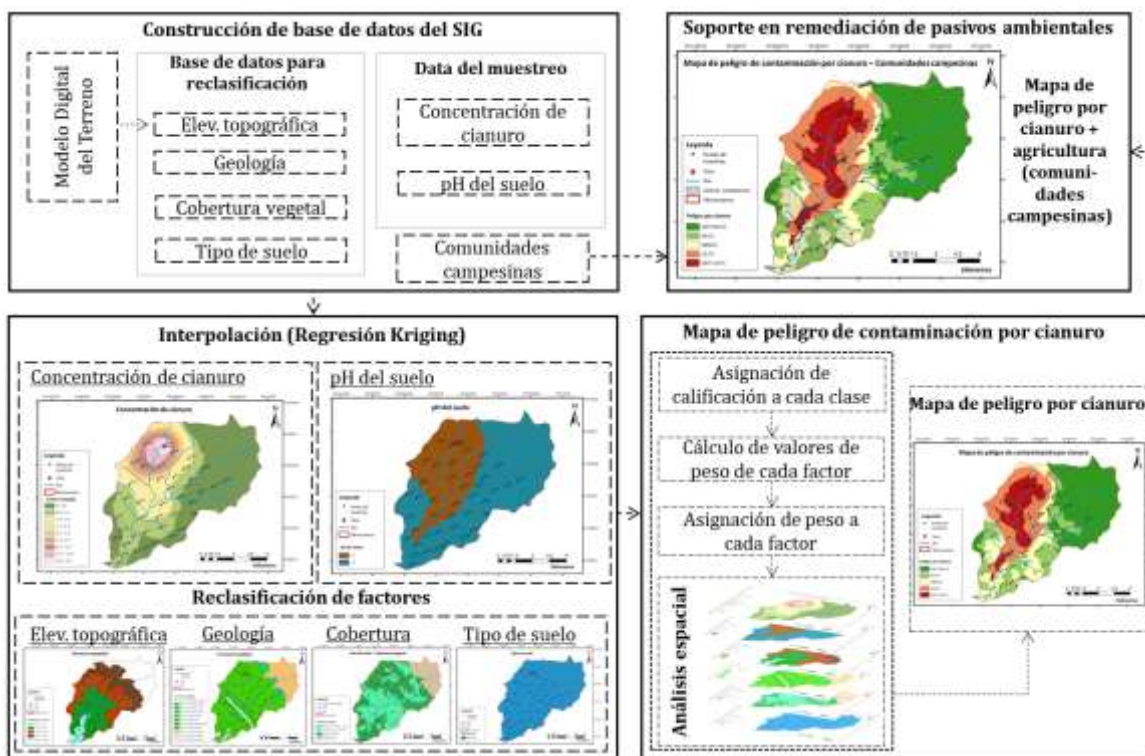


Figura 3. Esquema metodológico empleando Regresión Kriging (RK).

### 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

#### 3.1 Variable dependiente

La variable dependiente corresponde a la concentración de cianuro en el suelo, obtenida luego del análisis de las muestras tomadas del área de estudio. En el análisis químico de las muestras se obtuvieron concentraciones que varían desde 0,0 mg/kg hasta 20,0 mg/kg. Posteriormente se obtuvo la distribución espacial mediante la aplicación del método de interpolación Kriging. En la Figura 4-A se observa la distribución acumulada de los valores de concentración de cianuro en las muestras de suelo, en miligramos de cianuro por cada kilogramo de suelo analizado (eje de abscisas). Así mismo, se obtuvo la gráfica Q-Q Normal (Figura 4-B), que compara la distribución de los puntos de muestreo (Dataset) con la distribución teórica dada por el modelo estocástico. Se observa un ajuste adecuado con respecto a la normal (línea a 45° que pasa por el origen de coordenadas), necesario para garantizar un correcto ajuste del modelo (Abedi et al., 2020).

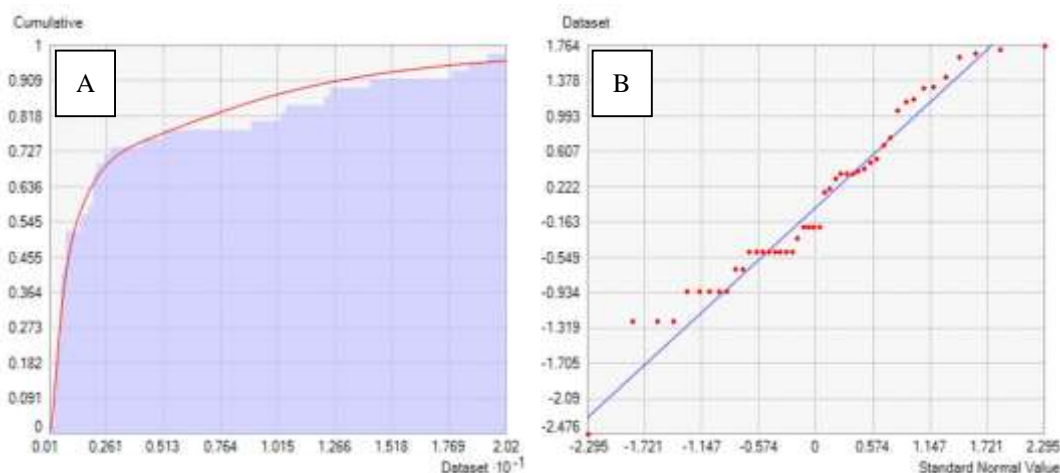
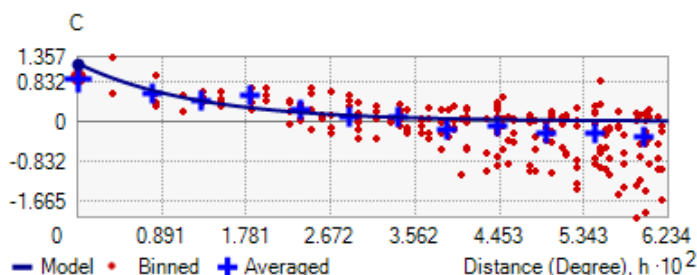


Figura 4. (A) Curva de distribución acumulada de la variable concentración de cianuro y (B) Gráfico Q-Q Normal.

La Figura 5 corresponde a la gráfica de covarianza de la concentración de cianuro y representa la dependencia espacial adoptada en la interpolación de la variable. Para el caso de dos puntos de análisis cercanos, el modelo predice que los valores de concentración de cianuro son similares y, por lo tanto, su covarianza (C) es elevada, alcanzando un valor de  $C=1,3$ . A medida que la distancia entre los dos puntos aumenta, los valores de concentración de cianuro difieren entre sí, hasta alcanzar una covarianza nula.

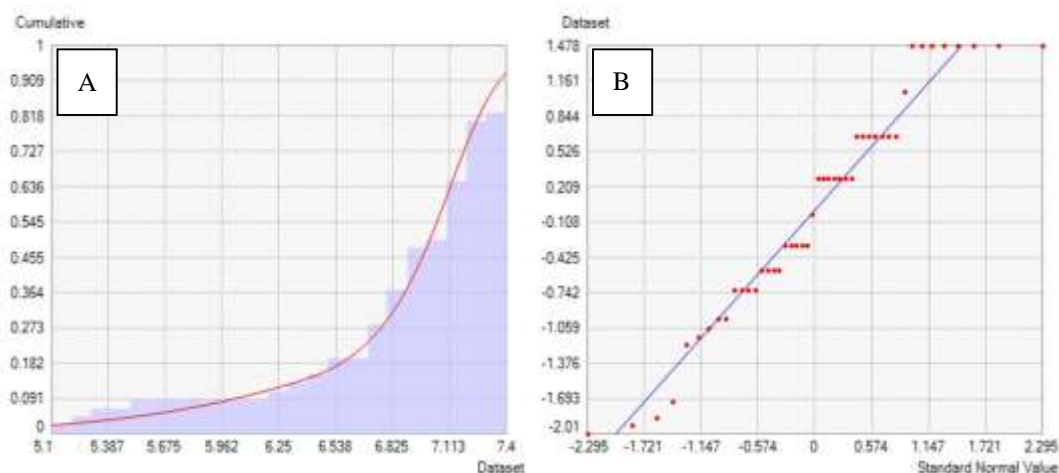


**Figura 5.** Covarianza de la variable dependiente (concentración de cianuro) empleando Regresión Kriging.

La distribución espacial de la concentración de cianuro en el suelo para la microcuenca en estudio se presenta en la Figura 7-A, considerando 9 clases. Se identificó que el cianuro liberado en la poza de lixiviación sigue un curso aguas abajo, hasta llegar al aforo de la microcuenca, similar situación a lo obtenido por Razanamahandry et al. (2020) en Burkina Faso o Schultz et al. (2016) en Bosnia y Herzegovina. En la Figura 7-H, se observa la concentración de cianuro en el suelo en 3 clases, de acuerdo con los límites establecidos en el Estándar de Calidad Ambiental (ECA) para suelo. Al comparar la concentración de contaminante en el área de estudio con los límites establecidos en el ECA para suelo, se observa que el 5,4% del área corresponde a un grado de contaminación por encima del admisible para zonas extractivas (mayor a 8,0 mg/kg), mientras que el 27,7% del área cuenta con una concentración superior a la admisible para suelo agrícola ( $> 0,9$  mg/kg).

### 3.1 Variables independientes

En el proceso de interpolación de los valores de pH del suelo de los puntos de muestreo se obtuvo la distribución acumulada de las mediciones y la gráfica Q-Q Normal (Figura 6), con un ajuste adecuado con respecto a la normal. Los valores de pH obtenidos varían desde 5,1 hasta 7,4. Respecto a la distribución espacial de la acidez del suelo (pH) (Figura 7-B), resultado de la regresión Kriging, se obtuvo que el 21,1% del área de la microcuenca presenta un pH del suelo superior a 7, que cubre principalmente la zona cercana a la poza de cianuración y abarca las zonas aguas abajo hasta llegar al aforo de la microcuenca. En el caso de las áreas que se encuentran sobre el nivel de la poza se observa un suelo básico, y representa el 78,9% del área total. Esto se debe principalmente al movimiento de los relaves aguas abajo por el accionar del río y las lluvias que ocurren en la cuenca (Johnson, 2014).



**Figura 6.** (A) Curva de distribución acumulada del pH del suelo y (B) Gráfico Q-Q Normal.

En base al análisis del modelo obtenido por regresión Kriging para la interpolación de los puntos de muestreo y los mapas de concentración de cianuro (Figura 7-A) y pH del suelo (Figura 7-B) se puede corroborar la



La distancia de los puntos de muestreo respecto a la zona de cianuración (Figura 7-C) se subdivide en 5 categorías, con intervalos de 2,5 km. Se asignó un mayor grado de significancia a la clase correspondiente al intervalo de 0 a 2,5 km del foco de contaminación, dado que el grado de afectación se atenúa conforme aumenta la distancia respecto del foco. En la Figura 7-D se presenta el mapa de elevación topográfica, que va desde el punto más bajo en el aforo de la microcuenca (1378 m.s.n.m.) hasta el punto más alto a 4215 m.s.n.m.

La cobertura vegetal (Figura 7-E) presenta cuatro categorías: zona de agricultura andina (42,2% del área de la microcuenca); matorral arbustivo (42,4%); pajonal andino (15,3%); y lagos, lagunas y cochas (0,1%). La zona de pajonal andino se encuentra a una altitud sobre 3500 m.s.n.m. y no se encuentran afectadas por la contaminación por cianuro, al ubicarse sobre la altitud de las pozas de cianuración. Sin embargo, la cobertura aguas abajo del foco corresponde a zonas de matorral y, principalmente, a zonas agrícolas, lo que genera un peligro debido a la contaminación por cianuro de los cultivos (Eppers, 2014).

El suelo es del tipo regosol éutrico – cambisol éutrico, característico de regiones montañosas. Este factor no influye directamente en el mapa de peligro producto del análisis espacial, dada la homogeneidad de la característica del suelo en la microcuenca (Figura 7-F).

### 3.2 Mapa de peligro de contaminación por cianuro

La Figura 8 corresponde al mapa de peligro de contaminación por cianuro, obtenido al emplear la variable dependiente: concentración de cianuro libre; así como las variables independientes: pH, distancia respecto de la zona de cianuración, topografía, cobertura vegetal, tipo de suelo y geología. El grado de peligro de contaminación se subdivide en cinco clases, considerando los cuantiles 0,20; 0,40; 0,60 y 0,80.

Para la categoría de peligro Muy Bajo, se obtuvo que cubre el 27,4% del área de la microcuenca, principalmente la zona este respecto al foco, que se encuentra a una mayor altitud y es recorrida por otro ramal del río. Por lo tanto, esta zona no se encuentra influenciada por el efluente de las pozas de cianuración. Así mismo, la mayor parte de esta zona se encuentra cubierta por pajonal andino, no siendo un peligro al no desarrollarse actividades de agricultura.

Las categorías de peligro Bajo y Medio cubren el 19,6% y 17,7% del área de estudio, respectivamente. Estas se encuentran a una elevación inferior al foco de cianuración, pero lo suficientemente alejadas del río que recibe el efluente de las pozas de lixiviación.

Las categorías de peligro Alto y Muy Alto cubren el 20,6% y 14,7% del área de estudio, respectivamente. Para el caso de la categoría Muy Alto, el área se concentra en las zonas adyacentes al río aguas abajo del foco de contaminación, hasta recorrer una distancia de 6 km aproximadamente y con una extensión perpendicular al río de 850 m y 450 m a una distancia de 1 km y 5 km del foco de contaminación, respectivamente. La categoría Alto circunda a la zona de mayor peligrosidad, con una extensión de 0,6 a 1 km. Ambas categorías abarcan zonas de matorral arbustivo y agricultura andina.

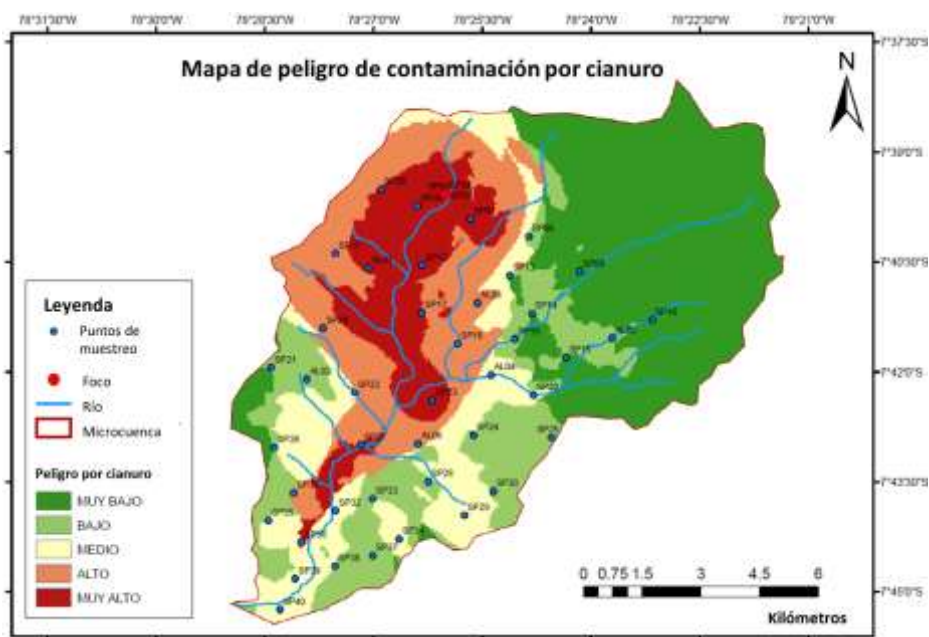
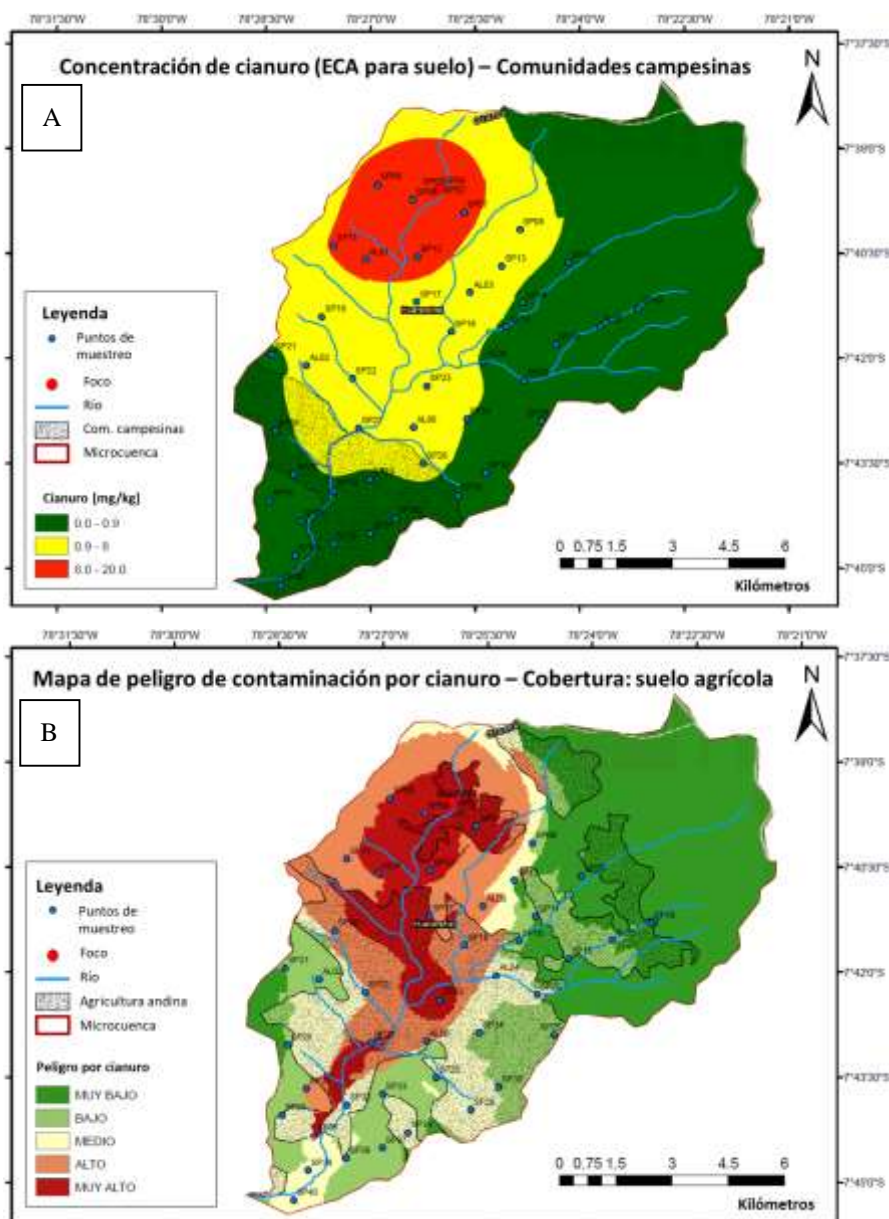


Figura 8. Mapa de peligro de contaminación por cianuro.



Al superponer el área de las comunidades campesinas formalizadas (COFOPRI-MINAM) con el mapa de concentración de cianuro categorizado en base al ECA para suelo (Figura 9-A), se observa una intersección que corresponde a zonas agrícolas en las cuáles el contenido de cianuro supera el valor de 0,9 mg/kg, por lo cual son suelos con necesidad de remediación para continuar con su uso en la agricultura. Así mismo, en la Figura 9-B se superponen áreas de suelo agrícola con zonas de peligro elevado de contaminación por cianuro.



**Figura 9.** (A) Concentración de cianuro - ECA para suelo superpuesto con el área de las comunidades campesinas formalizadas y (B) Mapa de peligro de contaminación por cianuro superpuesto con el área de cobertura agrícola.

#### 4. CONCLUSIONES

El estudio de contaminación por cianuro para la microcuenca cumple con la finalidad de desarrollar una herramienta para el soporte en la toma de decisiones respecto a la remediación de pasivos ambientales y, a su vez, presenta una metodología replicable en entornos de similares características. Además, se demuestra la efectividad del empleo de Sistemas de Información Geográfica para el análisis espacial y se valida la aplicación de la regresión Kriging en la distribución espacial del cianuro libre.

El mapa de concentración de cianuro muestra que las zonas aledañas a la poza de cianuración y margen del río aguas abajo corresponden a las zonas prioritarias para la remediación por alto contenido de cianuro producto de la minería artesanal. Así mismo, muestra zonas de agricultura (comunidades campesinas) cuya concentración de cianuro supera el valor del ECA para suelos agrícolas de 0,9 mg/kg.

El mapa de peligro de contaminación muestra que zonas con alta peligrosidad corresponden a campos agrícolas, cuya calidad de suelo se encuentra degradada. Esto conlleva a un posterior estudio de estos cultivos que pueden llegar a ser dañinos para la salud, y a la aplicación de medidas para remediación de los suelos.

Se recomienda desarrollar en una investigación futura el análisis y planteamiento de mejoras en las prácticas de manipulación y disposición del cianuro en el proceso de lixiviación en minería artesanal para la zona de Huaranchal. Mediante este trabajo se podrá corroborar cómo estas medidas modifican los niveles de contaminación por cianuro en la microcuenca.

## REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Abedi, B.; Seifpanahi, K.; Kakaie, R. 2020. Mathematical modeling of fate and transport of cyanide pollutant in the gold mine tailings: with emphasis on physico-chemical process. *Environmental Earth Sciences* 79: 189.
- Bou, R.; Shomar, B.; Greve, M.; Greve, M. 2014. On the quantitative relationships between environmental parameters and heavy metals pollution in Mediterranean soils using GIS regression-trees: the case study of Lebanon. *Journal of Geochemical Exploration* 147: 250-259.
- Brunner, F.; Müller, S.; Zanetti, J.; Winkler, M.; Knoblauch, A.; Wehrli, B. 2018. Small-scale gold mining in Burkina Faso: Health effects, environmental burden and socio-economic interactions with agriculture. ETH Zurich. Disponible en: <https://www.research-collection.ethz.ch/handle/20.500.11850/282708>
- COFOPRI – MINAGRI. Comunidades campesinas. Sistema de Información Geográfica de Supervisiones Forestales y de Fauna Silvestre (SISFOR). Organismo de Supervisión de los Recursos Forestales y de Fauna Silvestre - OSINFOR. Disponible en: <https://sisfor.osinfor.gob.pe/>
- Corzo, A. 2015. Impacto de los pasivos ambientales mineros en el recurso hídrico de la microcuenca Quebrada Párac, distrito de San Mateo de Huanchor, Lima. Pontificia Universidad Católica del Perú. Disponible en: <http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/6160>
- Eppers, O. 2014. Buenas prácticas de gestión ambiental para plantas hidrometalúrgicas de la pequeña minería y minería artesanal que utilizan cianuro. Autoridad Regional Ambiental de Arequipa. Disponible en: <http://siar.regionarequipa.gob.pe/documentos/buenas-practicas-gestion-ambiental-plantas-hidrometalurgicas-pequena>
- Esri, 2020. Cómo funciona Kriging - Conceptos del conjunto de herramientas de interpolación. Esri. Disponible en: <https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.3/tools/3d-analyst-toolbox/how-kriging-works.htm>
- Giraldo, Ulises. 2017. Minería informal en la cuenca alta del Ramis. Impactos en el paisaje y evolución del conflicto socio ambiental. Pontificia Universidad Católica del Perú. Disponible en: <http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/9613>
- Hengl, T.; Heuvelink, G.; Stein, A. 2004. A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging. *Geoderma* 120: 75-93.
- Johnson, C. 2014. The fate of cyanide in leach wastes at gold mines: An environmental perspective. *Applied Geochemistry* 57: 194-205.
- Lin, Y.; Cheng, B.; Chu, H.; Chang, T.; Yu, H. 2011. Assessing how heavy metal pollution and human activity are related by using logistic regression and kriging methods. *Geoderma* 163: 275-282.
- Ministerio del Ambiente - MINAM. 2017. Aprueban Estándares de Calidad Ambiental (ECA) para Suelo. Decreto Supremo N° 011-2017-MINAM. Ministerio del Ambiente - MINAM. Disponible en: <https://sinia.minam.gob.pe/normas/aprueban-estandares-calidad-ambiental-eca-suelo-0>
- Organismo de Evaluación y Fiscalización Ambiental - OEFA. 2016. Guía para la fiscalización ambiental a la pequeña minería y minería artesanal. Organismo de Evaluación y Fiscalización Ambiental. Disponible en: <http://www.oefa.gob.pe/wp-content/uploads/2016/08/Gu%C3%ADa-para-la-fiscalizaci%C3%B3n-ambiental-a-la-PM-y-MA-FINAL-11.08.16.pdf>
- Organización Mundial de la Salud - OMS. 2017. Riesgos para la salud relacionados con el trabajo y el medio ambiente asociados a la extracción de oro artesanal o a pequeña escala. Organización Mundial de la Salud. Disponible en: <https://apps.who.int/iris/handle/10665/259452>
- Pásztor, L.; Szabó, K.; Szatmári, G.; Laborczy, A.; Horváth, Á. 2016. Mapping geogenic radon potential by regression kriging. *Science of the Total Environment* 544: 883-891.

- Razanamahandry, L.; Andrianisa, H.; Karoui, H.; Podgorski, J.; Yacouba, H. 2018. Prediction model for cyanide soil pollution in artisanal gold mining area by using logistic regression. *CATENA* 162: 40-50.
- Razanamahandry, L.; Digbeu, P.; Andrianisa, H.; Karoui, H.; Podgorski, J.; Manikandan, E.; Maaza, M.; Yacouba, H. 2020. Comparative methods for predicting cyanide pollution in artisanal small-scale gold mining catchment by using logistic regression and kriging with GIS. *African Journal of Science, Technology, Innovation and Development* 12: 287-295
- Schultz, C.; Alegría, A.; Cornelis, J.; Sahli, H. 2016. Comparison of spatial and aspatial logistic regression models for landmine risk mapping. *Applied Geography* 66: 52-63.