

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA
FACULTAD DE INGENIERÍA GEOLÓGICA MINERA Y METALÚRGICA**



**MODELAMIENTO PREDICTIVO DE YACIMIENTOS USANDO SIG,
ENTRE LOS CUADRÁNGULOS DE
SANTIAGO DE CHUCO Y SANTA ROSA**

TESIS

PARA OPTAR EL GRADO ACADEMICO DE MAESTRO EN CIENCIAS

EN INGENIERIA GEOLOGICA

ELABORADO POR:

CÉSAR RAMIRO SANTIAGO CHIRINOS

ASESOR:

MSc. DAVID ROLANDO ROJAS CABALLERO

LIMA - PERÚ

2016

AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer a la Escuela de PostGrado de la FIGMM por brindarme una beca para poder llevar a cabo la presente maestría, a mi asesor, el MSc. David Rolando Rojas Caballero y también un agradecimiento muy especial al Dr. Luis Humberto Chirif Rivera por su dedicación en la revisión y aportes de este trabajo, gracias a los cuales pude concluir la presente tesis.

ÍNDICE

Agradecimientos.....	II
Índice.....	III
Resumen.....	VIII
Abstract.....	IX
Introducción.....	X

CAPITULO I GENERALIDADES

1.1 Antecedentes bibliográficos.....	11
1.2 Descripción de la realidad problemática.....	11
1.3 Formulación del problema.....	11
1.4 Justificación e importancia de la investigación.....	13
1.5 Objetivos.....	14
1.6 Hipótesis.....	14
1.7 Variables e indicadores.....	14
1.8 Unidad de análisis.....	15
1.8.1 Información geográfica.....	15
1.8.2 Marco tectónico generalizado y tipos de depósitos en el área de estudio.....	15
1.8.3 Geología general y mineralización en la zona de estudio.....	17
1.8.4 Trabajos de exploración previos en el área de estudio.....	18
1.9 Tipo y nivel de investigación.....	19
1.10 Periodo de la investigación.....	19
1.11 Fuentes de información e instrumentos utilizados.....	19
1.12 Técnicas de recolección y procesamiento de datos.....	20
1.13 El área de estudio.....	21

CAPITULO II

EL MARCO TEÓRICO Y MARCO CONCEPTUAL

2.1 Características generales de los depósitos tipo Pórfido y Epitermales....	23
2.2 Características de los depósitos Epitermales y Pórfidos en el área de estudio.....	24
2.3 Conjunto de datos para la Geo-Exploración.....	25
2.3.1 Datos litológicos.....	25
2.3.2 Datos de ocurrencias minerales.....	27
2.3.3 Datos geoquímicos.....	27
2.3.3.1 Análisis de distribución de los datos unielementales por población.....	29
2.3.3.2 Sedimentos clásticos del Jurásico (Js - Chicama).....	29
2.3.3.3 Sedimentos del Cretácico Inferior (Chimú, Santa Carhuaz, Casma).....	31
2.3.3.4 Volcánicos del Paleógeno - Neógeno (Calipuy).....	34
2.3.3.5 Intrusivos del Cretáceo Superior - Paleógeno (Batolito de la Costa).....	37
2.3.4 Datos de Sensores Remotos.....	40

CAPITULO IV**ANÁLISIS DE ASOCIACIÓN ESPACIAL**

4.1 Método Pesos de Evidencia (WofE).....	89
4.2 Método Lógica Difusa (Fuzzy Logic).....	95
4.2.1 Conjuntos difusos (Fuzzy) set.....	95
4.2.1 Operadores Fuzzy.....	98
4.3 Asociación Espacial según el método WofE.....	99
4.3.1 Ocurrencias minerales vs roca caja favorable.....	99
4.3.2 Ocurrencias minerales y anomalías de sedimentos de quebrada.....	101
4.3.3 Ocurrencias minerales y fallas / lineamientos.....	107
4.3.3.1 Ocurrencias minerales vs fallas / fracturas de los Octantes 1 y 5..	107
4.3.3.2 Ocurrencias minerales vs fallas / fracturas de los Octantes 2 y 6..	108
4.3.3.3 Ocurrencias minerales vs fallas / fracturas de los Octantes 3 y 7..	109
4.3.3.4 Ocurrencias minerales vs fallas / fracturas de los Octantes 4 y 8..	110
4.4 Ocurrencias minerales vs evidencias de alteración hidrotermal.....	112
4.4.1 Ocurrencias minerales vs Alteración Argílica Avanzada (AA).....	112
4.4.2 Ocurrencias minerales vs Alteración Argílica Intermedia (AI).....	112
4.4.3 Ocurrencias minerales vs Alteración Propilitica (AP).....	112
4.4.4 Ocurrencias minerales vs Silicificación.....	113
4.5 Asociación Espacial según el método Fuzzy Logic.....	113

CAPITULO V
INTEGRACIÓN DE DATOS ESPACIALES PARA MODELAMIENTO
PREDICTIVO

5.1 Generación de patrones predictores binarios.....	117
5.1.1 Generación del mapa binario geológico.....	117
5.1.2 Generación de los mapas binarios geoquímicos.....	119
5.1.3 Generación de los mapas binarios estructurales.....	121
5.1.4 Generación de los mapas binarios de alteraciones hidrotermales.....	124
5.2 Combinando patrones binarios aplicando el método WofE.....	128
5.2.1 Independencia Condicional (CI).....	128
5.2.2 Generación de mapas de posterior probabilidad.....	131
5.2.2.1 Prueba Overall o "ómnibus" Test (OT).....	131
5.2.2.2 Prueba New Omnibus Test (NOT)	132
5.2.3 Mapa predictivo integrado del potencial minero del área de estudio.....	140
5.3 Combinando patrones binarios aplicando el método Fuzzy Logic.....	142
5.3.1 Mapa predictivo integrado del potencial minero del área de estudio....	145

CAPITULO VI
IDENTIFICACIÓN DE TARGETS EN LA ZONA DE ESTUDIO

6.1 Descripción y validación de los principales targets.....	151
CONCLUSIONES.....	154
RECOMENDACIONES.....	157
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	158
ANEXOS	

RESUMEN

Este estudio integrará datos del tipo litológico, estructural, geoquímico y de sensores remotos, usando Sistemas de Información Geográfica (SIG) para presentar modelos predictivos de ocurrencias del tipo pórfido y epitermal. Esta integración de todos los datos se hará empleando técnicas de Lógica Difusa y Pesos de Evidencia. El estudio es llevado a cabo en un área entre las hojas IGN de Santiago de Chuco y Santa Rosa principalmente. La efectividad de esta técnica de procesamiento para identificar targets favorables con potencial para mineralización económica será validada mediante la comparación de los targets predictivos con las ocurrencias conocidas de la zona de estudio

ABSTRACT

This study attempts will integrate data lithological, structural, geochemical and remote sensing type, using Geographic Information Systems (GIS to present predictive models of occurrences of porphyry and epithermal type. This integration of all the above data will be employing Fuzzy Logic and Weights of Evidence techniques. The study is conducted in an area between the IGN sheets of Santiago de Chuco and Santa Rosa mainly. The effectiveness of this processing technique to identify favorable targets with potential for economic mineralization will be validated by comparing the predictive targets with known occurrences of the study area.

INTRODUCCIÓN

La zona de estudio escogida, entre los departamentos de La Libertad y Ancash, tiene básicamente un historial de escasas ocurrencias principalmente de oro, lo cual fue la principal motivación para escoger esta zona y así poder aplicar los progresos significativos que se han hecho en la integración y modelización espacial de exploración geoquímica y de sensores remotos, proporcionando así mejores herramientas para ayudar al descubrimiento de nuevos yacimientos.

La identificación de nuevos blancos de exploración mediante la prospección mineral suele incluir la revisión de toda la información disponible, interpretación de mapas geológicos, geoquímicos, geofísicos, datos de sensores remotos y más recientemente, el modelamiento de prospectividad mineral basado en Sistemas de Información Geográfica (Andrada de Palomera et al., 2014; Ford, A. et al., 2013; Ezequiel Costa e Silva et al., 2012; Colin T. Barnett et al., 2012; J. P. Rigol-Sánchez et al., 2011; Nykänen et al., 2011; Carranza, E.J.M. et al., 2010; Alok Porwal et al., 2010; Yousefi, Mahyar et al., 2007). Los métodos basados en SIG transmiten objetividad y reproducibilidad, haciéndolos útiles para la asignación de prioridades en la exploración de blancos, ayudando con la evaluación de los diferentes tipos de evidencia geológica, y justificando la necesidad de investigación adicional.

Los pasos principales en la generación de mapas de potencial de mineral son (Wright and Bonham- Carter, 1996): (1) establecer el modelo conceptual de exploración; (2) construcción de una base de datos espaciales; (3) análisis de datos espaciales (extracción de mapas de evidencias y asignación de pesos y/o valores Fuzzy; y (4) combinación de los mapas de evidencias para predecir el potencial de mineral.

Es importante resaltar que para hacer esta tesis, se tuvo que recurrir al GEOCATMIN, donde se pudo encontrar la información necesaria para sacar adelante esta tesis.

CAPITULO I

GENERALIDADES

1.1 Antecedentes bibliográficos

Aurelio Cossio, en el año 1964, publicó el Boletín N°8 “Geología de los Cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa”.

El 2007, Pedro Navarro, del INGEMMET, publicó el estudio “Características metalogenéticas de los yacimientos asociados al Grupo Calipuy en La Libertad y Ancash” donde describió los diferentes tipos de depósitos que se presentan en dicha zona: epitermales de alta y baja sulfuración y pórfidos, llegando a delimitar tres franjas metalogenéticas: Volcánica Aurífera, Sedimentaria Aurífera y Pórfido Cuprífera-Mo con enriquecimiento de Au y/o Ag, y según las edades de mineralización de la zona de estudio, estableció dicha faja mineralizante como del Mioceno.

En el 2010, Pedro Navarro et al, del INGEMMET, publicaron el Boletín N°28 Serie D, Estudios Regionales, “Geología y Metalogenia del Grupo Calipuy (Volcanismo Cenozoico) Segmento Santiago de Chuco, Norte del Perú”, donde se puede encontrar una bibliografía muy extensa de la zona de estudio.

1.2 Descripción de la realidad problemática

La zona de estudio escogida, entre los departamentos de La Libertad y Ancash, tiene básicamente un historial de escasas ocurrencias principalmente de oro, lo cual fue la principal motivación para escoger esta zona, impulsado también por la cantidad de información que existe en la actualidad en la página del GEOCATMIN, además de que en el Perú no se ha aplicado hasta la fecha el método de predicción de targets

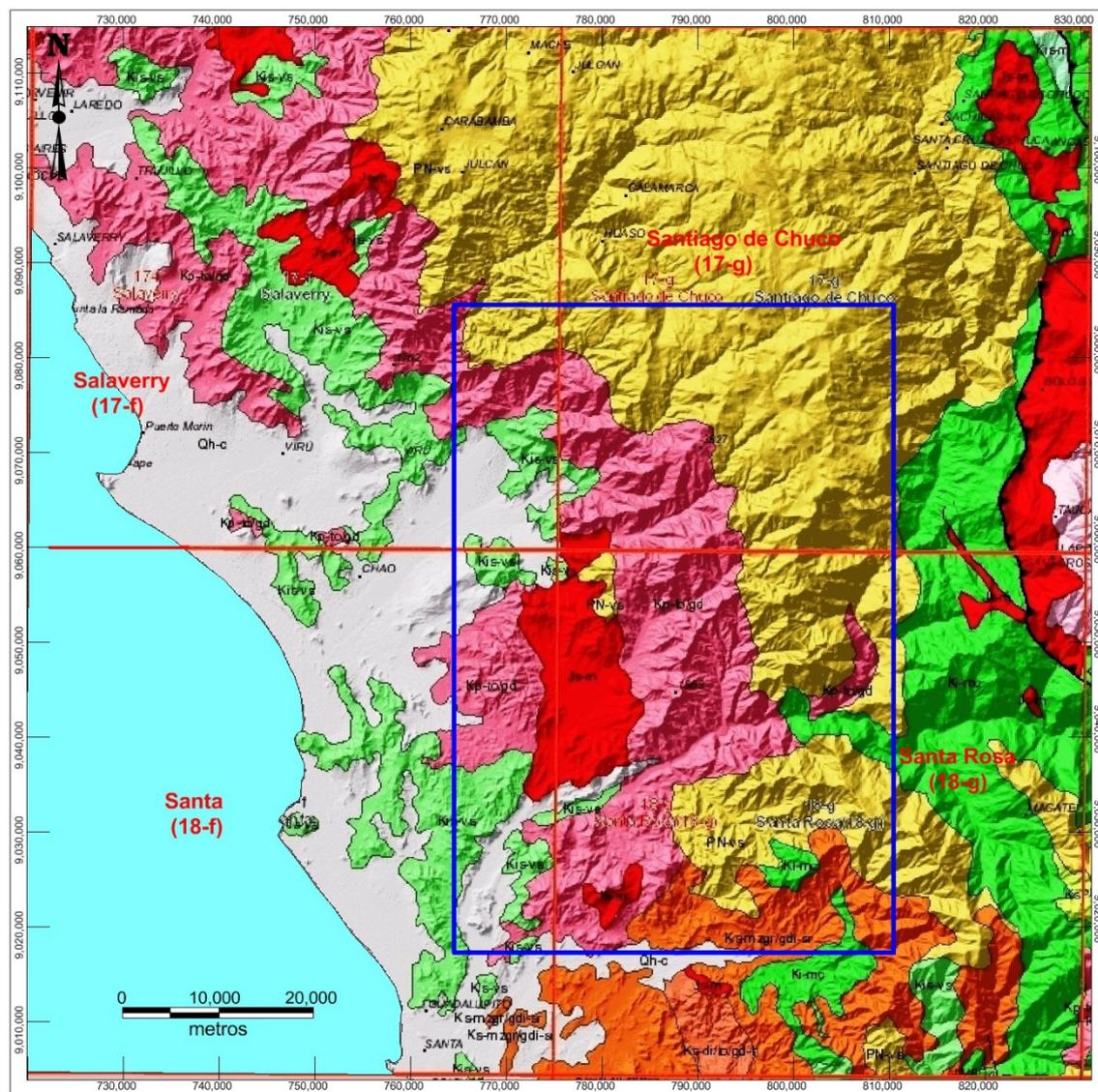
mediante las técnicas de los Sistemas de Información Geográfica y tampoco se conocen los progresos significativos que se han hecho en la integración y modelización espacial de exploración geoquímica, geofísica y de sensores remotos, las cuales nos proporcionan mejores herramientas para ayudar al descubrimiento de nuevos yacimientos.

1.3 Formulación del problema

La mayor cantidad de compañías de exploración se encuentran actualmente en el sur del Perú, esa fue otra razón para decidirme a probar esta técnica en la zona norte, aparte de que esta zona no ha sido completamente explorada sobre todo en lo que se refiere al metalotecto Calipuy, y después de tratar de conseguir la mayor cantidad de información necesaria para poder realizar la tesis, es que elegí un área entre las hojas de Santiago de Chuco y Santa Rosa principalmente, aunque también abarca un pedazo de las hojas de Salaverry y Santa (Figura 1).

Esta tesis tratará de responder las siguientes preguntas:

- Q1. ¿Pueden los datos de estudios regionales ser introducidos como variables a la metodología de predicción de minerales?
- Q2. ¿Pueden los modelos de Pesos de Evidencia o Fuzzy Logic identificar áreas de mineralización?
- Q3. ¿Pueden estos métodos identificar áreas actualmente desconocidas por mineralización?
- Q4. ¿Podrá el método Pesos de Evidencia identificar áreas de mineralización con menos de 10 prospectos u ocurrencias en la zona de estudio?
- Q5. ¿Es posible, en el método Fuzzy Logic, que sin ir al campo y con solo con los datos de entrada y la opinión subjetiva del geólogo encontrar áreas actualmente desconocidas por mineralización?



PROYECCION: UTM PSAD56 17S

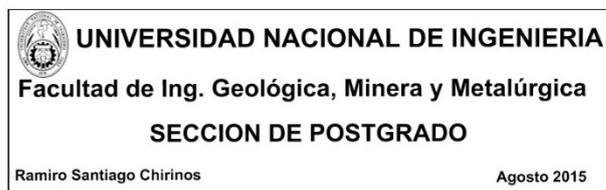


Figura 1. Hojas IGN que cubren el área de estudio.

1.4 Justificación e importancia de la investigación

Esta tesis, dado que es multiespecialidad, intenta encontrar nuevas técnicas de exploración que permitan encontrar depósitos minerales, evidenciado tanto por la naturaleza y la diversidad de la información en cuestión, como por las

metodologías, técnicas y procedimientos utilizados en el curso de las etapas de trabajo.

1.5 Objetivos

El objetivo de esta tesis de maestría es definir el potencial minero de la zona de estudio, indicado por medio de los mapas de favorabilidad mineral que nos van a ayudar en el proceso de toma de decisiones con respecto a la continuación de los trabajos de exploración a escalas de detalle y semi-detalle de los posibles targets identificados.

1.6 Hipótesis

Dado un conjunto de mapas geológicos de diferente naturaleza, llámese litología, geoquímica, estructural, sensores remotos, geofísica, etc., es posible integrarlos mediante técnicas de SIG de tal manera que se pueda identificar zonas anómalas, las cuales en algunos casos van a coincidir con depósitos conocidos y en otros casos nos van dar un(os) posible(s) target(s).

1.7 Variables e indicadores

Basados en las características generales de los depósitos tipo pórfido y epitermales de otros lugares, las siguientes son consideradas las principales variables o indicadores de reconocimiento para la exploración de depósitos similares en el área de estudio.

- Presencia de metalotectos (evidencia litológica)
- Proximidad a o presencia de rocas intrusivas (evidencia de fuentes de calor)
- Proximidad a fallas/fracturas (evidencia estructural)
- Presencia de o proximidad a zonas de alteración hidrotermal (evidencia geoquímica)
- Determinación de alteraciones hidrotermales mediante imágenes satelitales (evidencia de Sensores remotos)

Estos criterios de reconocimiento serán extraídos del conjunto de datos de geo-exploración disponibles.

1.8 Unidad de análisis

1.8.1 Información geográfica

El área de estudio cubre más de 3,000 km² en los departamentos de La Libertad y Ancash (Figura 1.1). El área se encuentra aproximadamente 17 km al norte de la ciudad de Chimbote y aproximadamente 49 km al sur este de la ciudad de Trujillo. Varias rutas de acceso permiten el acceso al área entera. La topografía del área es plana en la costa y montañosa en la cordillera occidental. Los rangos de elevación varían entre 70 y 4,300 msnm. El clima es típicamente tropical en la costa y frío en la sierra. La vegetación es pobre en la costa y más desarrollada hacia la cordillera.

1.8.2 Marco tectónico generalizado y tipos de depósitos en el área de estudio

Tectónicamente hablando, el área de estudio recién se “activa” a partir del Jurásico superior, ya que dicha era forma parte de un régimen de distensión acompañado de fuerte actividad volcánica y subsidencia de cuencas marinas.

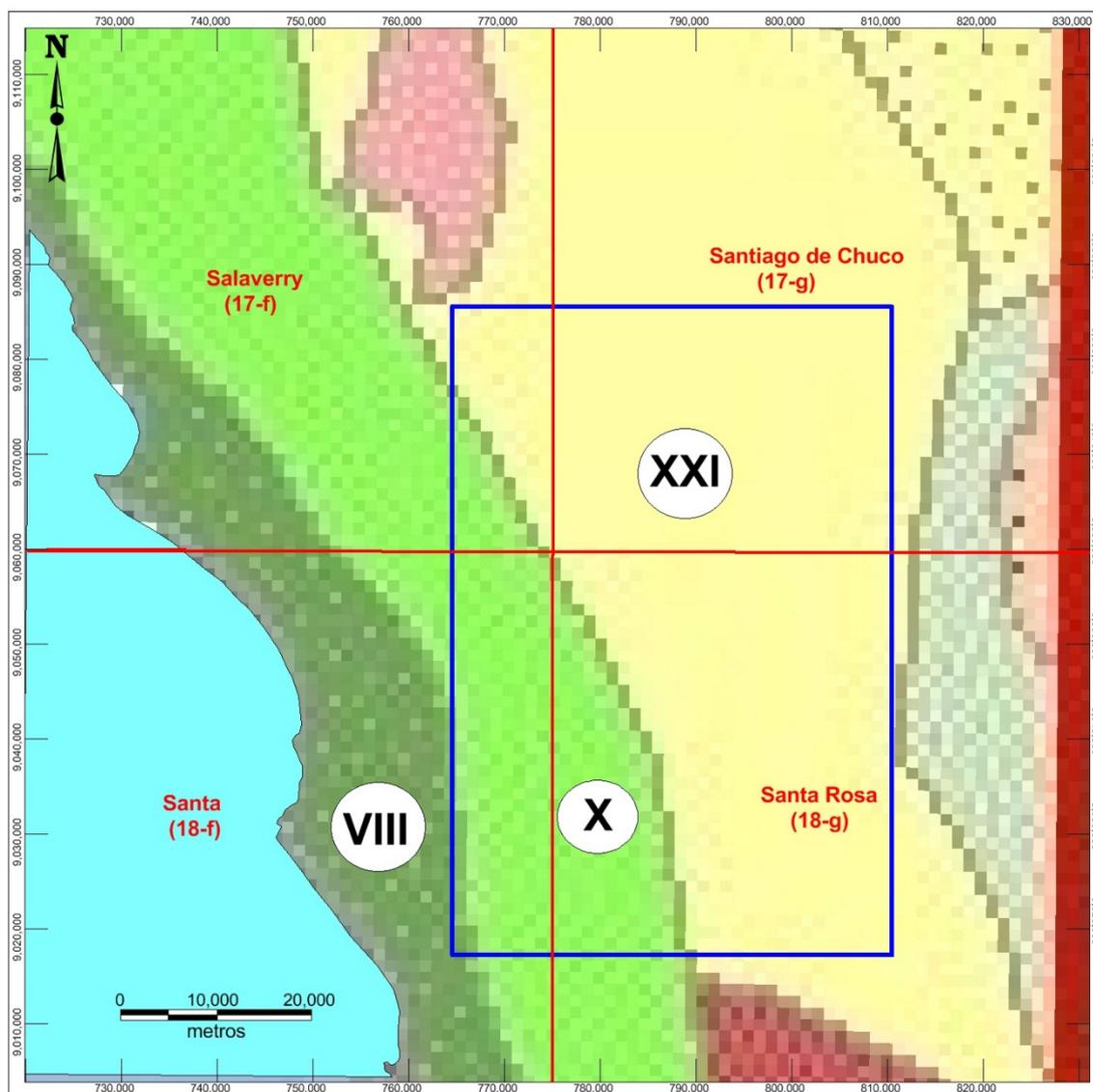
En el Titoniano la zona de estudio (como la Fm. Chicama) y gran parte de la costa peruana estaba bajo el mar.

En el Cretáceo Inferior (Neocomiano-Aptiano) se depositan los sedimentos clásticos arenarcillosos con intercalaciones calcáreas del Grupo Goyllarisquiza y posteriormente en el Albiano se depositó la serie volcánico-sedimentaria del Grupo Casma que luego fueron plegadas en el Albiano tardío por la fase Mochica (Humberto Chirif, 2011).

En el Terciario Inferior (Eoceno tardío – Oligoceno) se emplazan los intrusivos debido a los eventos tectónicos de la fase Inca y posteriormente la tectónica de la fase Quechua I (Mioceno Inferior) trajo consigo las etapas del volcanismo Calipuy; y todo esto según Pedro Navarro (2009) hacen del Mioceno Inferior a Medio el tiempo ideal para la búsqueda de yacimientos, llámese epitermales o pórfidos, dado que dichos eventos tectónicos trajeron consigo la mineralización.

Los tipos de depósitos en el área de estudio corresponden principalmente a Epitermales de baja y alta sulfuración y según el INGEMMET en esta área de estudio está comprendida la franja metalogénica XXI que corresponde a los Epitermales de Au-Ag del Mioceno hospedados en rocas volcánicas cenozoicas y la franja X que vienen a ser los Pórfidos de Cu-Mo del Cretáceo Superior. Aunque también tenemos un

pedazo de la franja VIII que vienen a ser los depósitos de Fe-Cu-Au (IOCG) del Cretácico Inferior (Figura 1.1). Finalmente, también se presentan algunos epitermales indiferenciados dispersos en el área y un depósito del tipo placer en el cauce del río Santa en la zona de Chuquicara.



PROYECCION: UTM PSAD56 17S

FRANJAS METALOGENETICAS	
XXI	Epitermales de Au-Ag del Mioceno hospedados en rocas volcánicas cenozoicas
X	Pórfidos de Cu-Mo del Cretáceo Superior
VIII	depósitos de Fe-Cu-Au (IOCG) del Cretácico Inferior

	UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA
	Facultad de Ing. Geológica, Minera y Metalúrgica
	SECCION DE POSTGRADO
	Ramiro Santiago Chirinos Agosto 2015

Figura 1.1. Franjas Metalogenéticas del área de estudio.

1.8.3 Geología general y mineralización en la zona de estudio

En el área se distribuyen unidades geológicas que van desde el Jurásico hasta los depósitos recientes, como son las formaciones Chicama, el grupo Goyllarisquizga (Chimú, Santa – Carhuaz), las formaciones Casma, Huaylas, el grupo Calipuy y los depósitos cuaternarios. Asimismo, se observan rocas intrusivas pertenecientes al batolito de la Costa (Figura 2.1).

La mineralización en la zona de estudio corresponde principalmente a Epitermales de alta y baja sulfuración, un pórfido, y algunos depósitos no metálicos explotados mayormente a mediana y pequeña escala. Estos recursos minerales tanto de oro como de polimetálicos se emplazan en una faja de 46 km de ancho. Están relacionados principalmente a los volcánicos Calipuy y también a rocas sedimentarias mesozoicas intruídas por cuerpos.

1.8.4 Trabajos de exploración previos en el área de estudio

Según Aurelio Cossio (Boletín N°8, 1964), los estudios en esta zona se remontan a los años 50 y estaban más relacionados con la búsqueda y explotación de minerales metálicos y no metálicos. En la actualidad, esto no ha cambiado y tenemos varias compañías extranjeras tratando de sacar adelante nuevos proyectos tales como la Cía. Canadiense Candente Gold Corporation y su proyecto Alto Dorado considerado como un Pórfido de Cu-Au, aunque también presenta mineralización del tipo epitermal de alta sulfuración; la Cía. Canadiense Alturas Minerals Corporation con su proyecto Callejones que presenta anomalías de Au, Ag, Cu, Pb y Zn, catalogado como un VMS; la Cía. Australiana Promesa Ltd. con su proyecto Alumbre considerado como un pórfido de Cu-Au aunque también presenta mineralización del tipo epitermal de alta sulfuración y también tiene otro proyecto en esta zona denominado Quinual que hasta el momento está siendo considerado como un epitermal de alta sulfuración; la Cía. de capital Mexicano, Minera Peñoles del Perú S.A. con su proyecto San Pedro que está catalogado como un epitermal de baja sulfuración; La Cía. Canadiense Oban Mining Corporation también tiene muchos denuncios en la zona y uno de ellos, Magdalena, lo ha opcionado a Perú Minerals (Alumbre) que viene a ser la sucursal en el Perú de Promesa Ltd.; La Cía. Canadiense Bear Creek Mining Company Sucursal Del Perú también tiene un denuncia en el área y está haciendo esfuerzos por encontrar un yacimiento; La Cía. Inglesa Anglo American Perú S.A. también está apostando por esta zona y tiene varios denuncios. Por otro lado también hay muchas compañías peruanas y personas naturales que han denunciado varias zonas y están intentando descubrir un nuevo depósito con el fin de venderlo a terceros.

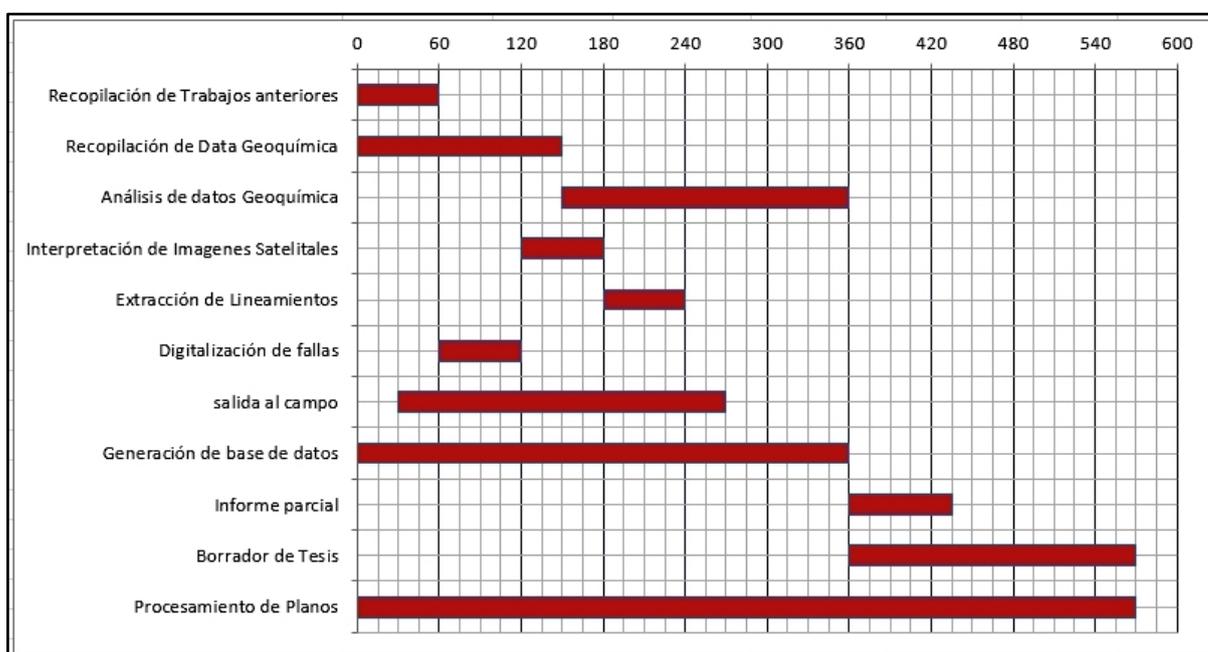
1.9 Tipo y nivel de investigación

Tal como lo dice el título de la Tesis, el tipo de investigación corresponde al método de la modelación, mediante el cual se tratará de explicar la realidad del terreno en un plano.

1.10 Periodo de investigación

El siguiente diagrama de Gantt ilustra el tiempo utilizado en cada una de las etapas de la elaboración de la tesis.

Tabla 1. Diagrama de Gantt de la presente tesis.



1.11 Fuentes de información e instrumentos utilizados

La principal fuente de información fue la página web del GEOCATMIN del INGEMMET y también se utilizaron otras fuentes como en el caso de las imágenes ASTER que en la actualidad todavía no es posible descargar del GEOCATMIN.

Los instrumentos utilizados para manipular toda esta información fueron:

Para SIG: Global Mapper 14, MapInfo 12 (con sus módulos Discover 2013 y MI-SDM 2.51) y ArcGis 10.2;

Para imágenes satelitales: ENVI 5.1 y PCI Geomatica 2014;

Para estadística: Minitab 17, SAS Jmp 11, IBM SPSS Statistics 22 y Statistica 10;

Para Geoestadística: GSWIN 9,

Para edición de texto avanzado: UltraEdit 16;

Para visualizar imágenes de relieve: Google Earth 7

Para descargar imágenes de google: Google Maps Downloader 7.59.

1.12 Técnicas de recolección y procesamiento de datos

Esta metodología incluye cuatro pasos principales (Tabla 1.2).

El primer paso consiste en la introducción de datos espaciales dentro del SIG.

El segundo paso involucra el desarrollo del modelo conceptual basado en la literatura acerca de los modelos empíricos sobre pórfidos y epitermales, estudio de las principales características de los depósitos minerales que existen en el área y el establecimiento del criterio para el reconocimiento de zonas favorables para la ocurrencia de este tipo de depósitos.

Basado en el modelo de exploración conceptual, el tercer paso incluye procedimientos para extraer y realzar las características geológicas asociadas con los tipos de depósitos del área de estudio y crear mapas de evidencia que serán usados en el modelamiento predictivo.

El último paso consiste en la integración de los mapas de evidencia y validación del (los) mapa(s) predictivo(s).

Tabla 1.1. Diagrama de flujo de la metodología para predicción de minerales. Este diagrama está basado en la metodología usada por Ariadna Suarez Rojas (2003).

Construcción de la base de datos espaciales	Datos de entrada	Datos Geológicos	Datos Geoquímicos	Datos de Sensores Remotos
Desarrollo del modelo conceptual	Búsqueda bibliográfica	Modelos de depósitos minerales e información de trabajos, reportes y otras fuentes sobre el área de estudio		
Procesamiento de los datos	Extraer Características espaciales	- Reclasificación - Selección de estructuras	- Generación de mapas de anomalías - Reclasificación	- Análisis e interpretación
	Cuantificar la asociación espacial y crear mapas de evidencia	Litología Estructuras	Mapas de anomalías de Au, Ag, Cu, Pb, Zn	Zonas de alteración
Integración de los datos	Integrar mapas de evidencia	mediante los métodos WofE o Fuzzy Logic		
	Validación de los mapas predictivos	Mapa Predictivo del Potencial de Mineral		

1.13 El área de estudio

El área de estudio corresponde a una zona comprendida entre los departamentos de La Libertad y Ancash, al norte del Perú (Figura 1.2), comprende parte de las regiones de Ancash y La Libertad, y abarca superficialmente 3,139 km², en los que se emplazan dos unidades fisiográficas: llanura costanera y Cordillera Occidental.

El área de estudio abarca las hojas IGN de Santiago de Chuco y Santa Rosa principalmente y un pedazo de las hojas de Salaverry y Santa (Figura 1).

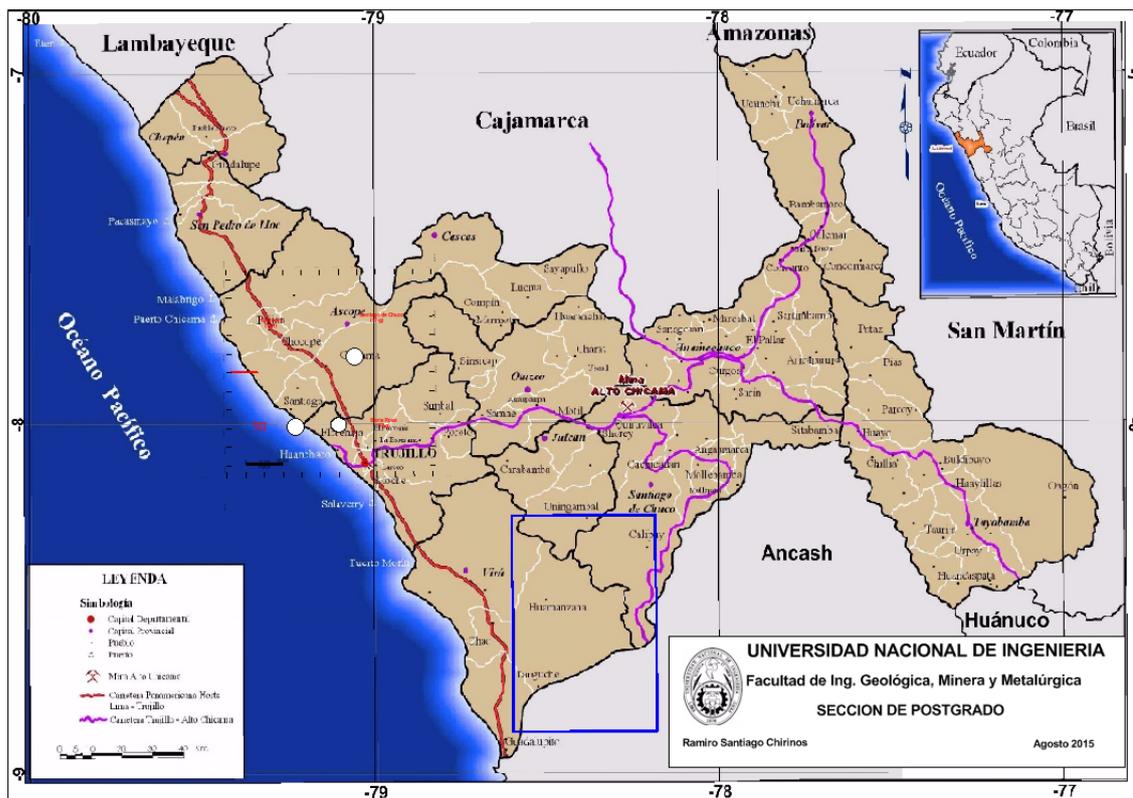


Figura 1.2. Mapa de ubicación del área de estudio.

CAPITULO II

EL MARCO TEÓRICO Y MARCO CONCEPTUAL

2.1 Características generales de los depósitos tipo Pórfido y Epitermales

Los pórfidos son el producto de grandes sistemas hidrotermales relacionados a la intrusión (Sillitoe, 1992). Ellos resultaron del emplazamiento a profundidades superficiales (1-2km) y del posterior enfriamiento de los cuerpos intrusivos que tienen una textura porfirítica distinta (de ahí el nombre de pórfido). Las intrusiones porfiríticas pueden ser de una variedad de rocas: diorita, granodiorita, monzonita, granito y tonalita. Los plutones porfiríticos tienen comúnmente cuerpos en forma de dedos y con una pequeña extensión lateral (~0.5-2km²) pero con grandes dimensiones verticales. Los plutones porfiríticos están emplazados en contacto con una variedad de rocas cajas que varían desde rocas del basamento metamorfoseadas a través de secuencias sedimentarias y volcánicas hasta rocas volcánicas comagmáticas que se puedan producir por encima de ellos. En márgenes de placas convergentes, los pórfidos se forman encima de la zona de subducción a lo largo de los límites continentales y arcos de islas inter-oceánicas. Ejemplos del primero son los pórfidos andinos (Sillitoe, 1976, 1981, 1986, 2010). Estos pórfidos son usualmente ricos en molibdeno. La mineralización está usualmente dominada por pirita, junto con molibdenita y calcopirita. Acompañando a la mineralización están los ensambles de alteración, los cuales se desarrollan alrededor de las intrusiones porfiríticas.

Los yacimientos epitermales son producto de la actividad hidrotermal. La deposición original tiene lugar aproximadamente a un kilómetro de profundidad, a bajas temperaturas situadas entre 50° y 300° C. Generalmente se ubican en las inmediaciones de los centros eruptivos, en los bordes de una caldera volcánica y en los flancos de los domos volcánicos. Dos principales tipos de depósitos epitermales son reconocidos en términos

de la mineralogía de la veta y en términos de la mineralogía de la alteración de la roca caja. Un tipo es conocido como cuarzo-adularia (Berger and Eimon, 1983), bajo azufre (Bonham, 1986) o adularia – sericita (Heald et. al., 1987), en el cual el oro y la plata son los únicos minerales económicos. El otro tipo es conocido como cuarzo-alunita (Ashley and Berger, 1985), alto azufre ((Bonham, 1986), caolinita-alunita (Berger and Henley, 1989), y comúnmente incluye el mineral de cobre enargita en adición al oro.

2.2 Características de los depósitos Epitermales y Pórfidos en el área de estudio

Los yacimientos y ocurrencias minerales asociados al volcanismo Calipuy en el área de estudio, se encuentran alojadas en los depósitos volcánicos emitidos por diferentes centros eruptivos emplazados a partir del Eoceno al Mioceno. Dichos depósitos presentan mineralización del tipo pórfido así como epitermal de alta y baja sulfuración.

Según las edades de mineralización localizados en la zona de estudios, comprendidas entre los 20 Ma (Michiquillay) hasta aproximadamente 10 Ma (Yanacocha), se establece una faja mineralizante del Mioceno (Pedro navarro, 2009).

El deposito Alto Dorado se encuentra alojado en rocas piroclásticas (flujos de pómez y cenizas, y flujos de bloques y cenizas) y rocas lávicas del volcán Alto Dorado, que están intruídas por stocks y domos dacíticos y andesíticos. En la zona denominada como Olla se reconoce mineralización típica de un pórfido de Cu-Au, y donde además se han reportado valores de Mo y Ag. La mineralización se presenta en forma de diseminados de calcopirita y calcocita así como enriquecimiento secundario y en stockwork. En la zona denominada Toril, se reconocen ensambles típicos de alta sulfuración: silicificación tipo vuggy sílica, sílice granular y calcedonia; y argílica avanzada con alunita, natroalunita, dickita, pirofilita, caolinita, jarosita (Candente Resources Corporation, 2005). Cubre un área de 2.4 km por 1.8 km.

El depósito epitermal de baja sulfuración San Pedro se aloja en rocas lávicas del volcán San Pedro, intruidos por stocks dioríticos a granodioríticos. Corresponde a una zona de alteración argílica, donde la mineralización se presenta en venillas y vetas delgadas de cuarzo con textura colofome y con contenidos de sulfuro de Fe. Las vetas varían entre 0.3m y 5.0m de potencia, con direcciones de N160° (Pedro Navarro, 2009).

2.3 Conjunto de datos para la Geo-Exploración

2.3.1 Datos litológicos

Los datos geológicos fueron extraídos de la base de datos del GEOCATMIN y de la página principal del INGEMMET, que en estos últimos años ha permitido descargar información sin costo alguno. Dichos datos están disponibles en formato digital (shape). En el área se distribuyen unidades geológicas que van desde el Jurásico hasta los depósitos recientes. Así tenemos, a las formaciones Chicama, el grupo Goyllarisquizga (Chimú, Santa – Carhuaz), las formaciones Casma, Huaylas, el grupo Calipuy y los depósitos cuaternarios. Asimismo, se observan rocas intrusivas pertenecientes al batolito de la Costa (Figura 2.1). Importantes recursos minerales tanto de oro como de polimetálicos se emplazan en una faja de 46 km de ancho. Están relacionados principalmente a los volcánicos Calipuy y también a rocas sedimentarias mesozoicas intruídas por cuerpos subvolcánicos.

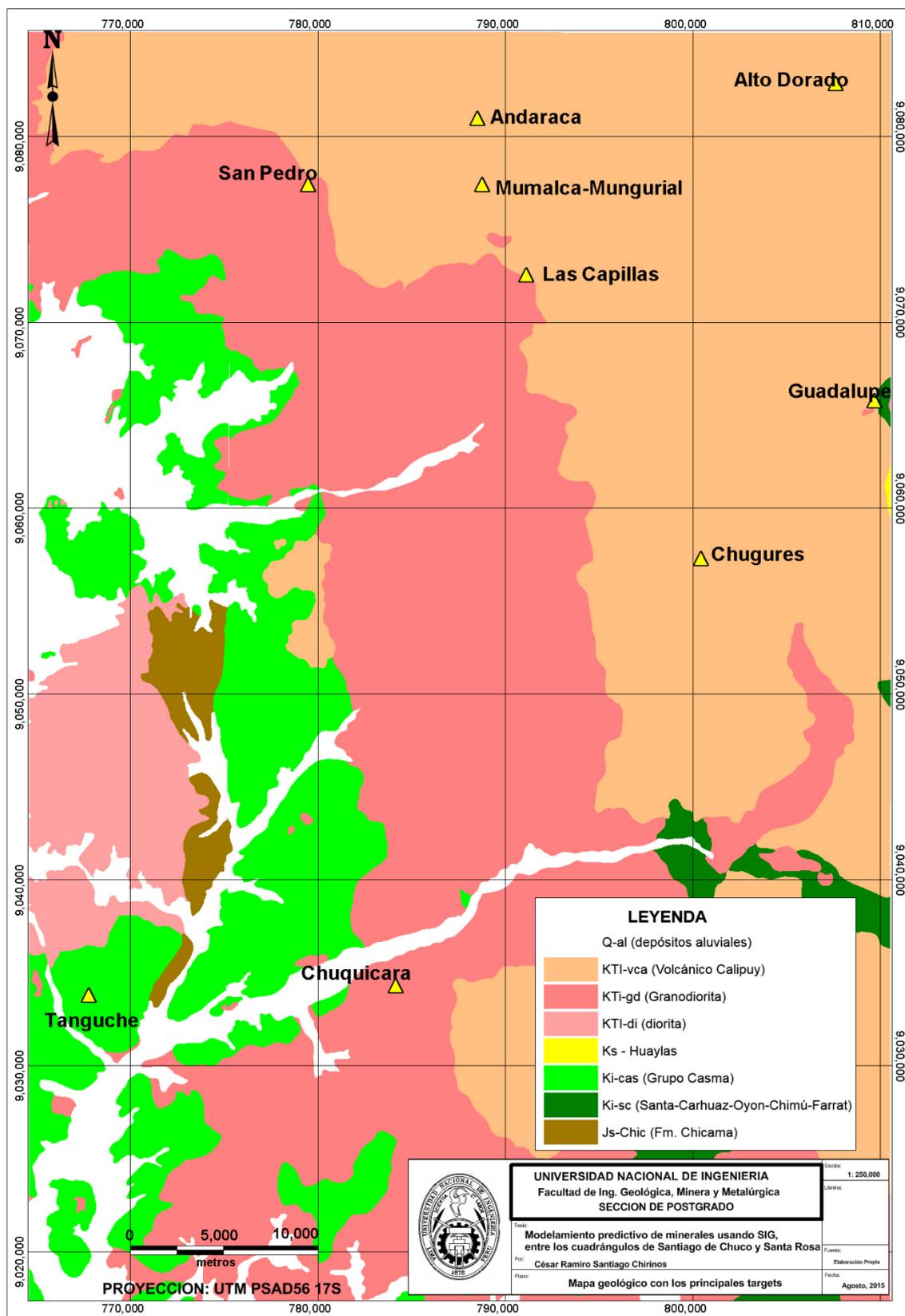


Figura 2.1. Mapa geológico del área de estudio. Los triángulos amarillos son las ocurrencias de la zona de estudio.

2.3.2 Datos de ocurrencias minerales

Los datos de ocurrencias también fueron extraídos del GEOCATMIN en formato digital (Excel) y contiene la descripción de todas las ocurrencias conocidas en la zona de estudio y fueron usados en el modelo predictivo como validación. Los puntos fueron georreferenciados en el sistema de coordenadas UTM PSAD56 17S. La ubicación de las ocurrencias están indicados en el mapa geológico (Figura 2.1).

2.3.3 Datos geoquímicos

Los datos geoquímicos también fueron extraídos del GEOCATMIN en formato digital (Shape). El programa de Prospección Geoquímica del INGEMMET publicó los resultados analíticos de las muestras de sedimento de quebrada obtenidas entre los años 2005 - 2009. En total se contó con 1,520 muestras de sedimentos de quebrada. Las cuencas en las que se tomaron muestras fueron las de Santa, Virú, Chao y Lacramarca.

Los datos bajados del GEOCATMIN vienen en general con proyección geográfica, por lo que para fines de esta Tesis tuvieron que cambiarse al sistema de coordenadas UTM PSAD56 17S y luego volver a georreferenciarlos con esta nueva proyección (Figura 2.2).

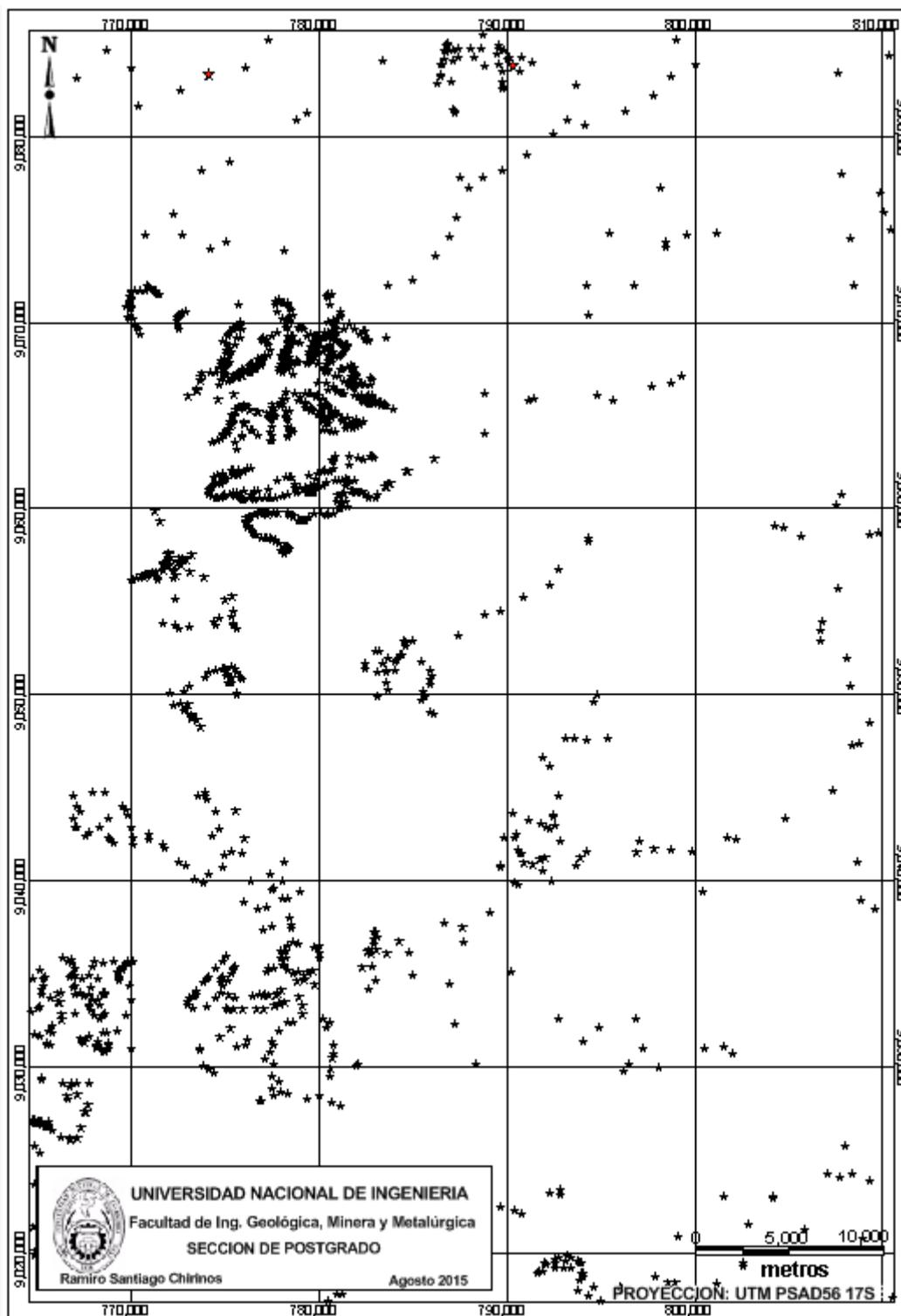


Figura 2.2. Mapa con los datos geoquímicos del área de estudio.

2.3.3.1 Análisis de distribución de los datos unielementales por población

Antes de proceder a analizar la distribución de los datos geoquímicos, se tuvo en cuenta la procedencia de cada muestra de sedimento de quebrada, de acuerdo a las unidades litológicas que afloran en el área de estudio. Así, los 1,520 datos fueron agrupados en cuatro poblaciones estadísticas (Tabla 2.1), que aparte de su carácter litológico también tienen en común el carácter temporal.

Una vez definidas las poblaciones, se comprueba que todas puedan ser analizadas estadísticamente, pues incluso la que tiene menor cantidad de muestras (32, Sedimentos clásticos del jurásico) supera el mínimo de 30.

Tabla 2.1. Poblaciones estadísticas y unidades geológicas que las conforman.

Nº	Población estadística	Unidades geológicas	Nº de muestras
1	Sedimentos clásticos del Jurásico	Formación Chicama	32
2	Sedimentos del Cretácico inferior	Formaciones Chimú, Santa-Carhuaz, Casma	646
3	Volcánicos del Paleógeno - Neógeno	Volcánicos Calipuy	129
4	Intrusivos del Cretáceo superior - Paleógeno	Batolito de la Costa	713

2.3.3.2 Sedimentos clásticos del Jurásico (Js - Chicama)

La Tabla 2.2 contiene la estadística básica de un grupo de elementos de esta población que tienen la cantidad mínima razonable de muestras. Como está indicado por los coeficientes de Skewness (asimetría), todos los elementos están sesgados positivamente (Figura 2.3). Sin embargo al aplicar transformación logarítmica se va a reducir el Skewness.

Tabla 2.2. Estadística básica de un grupo de elementos de la Población 1.

Elemento (ppm)	Numero de muestras	MIN	MAX	Media	Desviacion Estándar	SKEWNESS	SKEWNESS Log _e
Ag	32	0.1	0.5	0.25	0.09914	0.95944	-0.408583
Cu	32	29	152	53.216	27.995	2.14914	1.17846
Pb	32	11	43	22.594	7.299	0.882081	0.033921
Zn	32	76	246	114.53	38.24	2.13839	1.46701

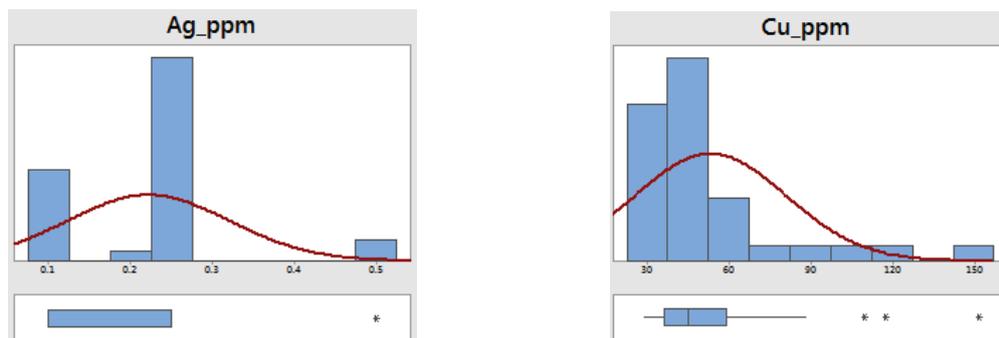


Figura 2.3. Histogramas y BoxPlots de Ag y Cu, sin procesar, de la Población 1. La plata tiene muchos espacios vacíos dado que sus datos no son tan continuos como los de los otros elementos.

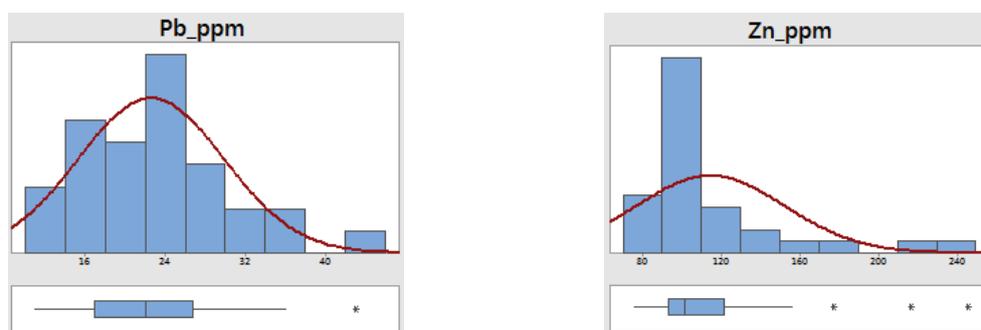


Figura 2.4. Histogramas y BoxPlots del Pb y Zn, sin procesar, de la Población 1.

2.3.3.3 Sedimentos del Cretácico Inferior (Chimú, Santa Carhuaz, Casma)

La Tabla 2.3 contiene la estadística básica de un grupo de elementos de esta población. Como está indicado por los coeficientes de Skewness (asimetría), todos los elementos están sesgados positivamente (Figuras 2.5, 2.6 y 2.7). Sin embargo al aplicar transformación logarítmica se va a reducir el Skewness.

Tabla 2.3. Estadística básica de un grupo de elementos de la Población 2. El Au está en ppb, todos los demás en ppm.

Elemento	Numero de muestras	MIN	MAX	Media	Desviación Estándar	SKEWNESS	SKEWNESS Log _e
Au	646	5	729	18.441	46.779	12.138	3.1479
Ag	646	0.05	3	0.2496	0.18588	9.247	0.99959
Cu	646	22	358	51.453	24.355	4.3221	0.69741
Pb	646	6	710	29.726	41.539	11.816	2.1031
Zn	646	27	488	105.98	38.82	4.2782	0.85166
Mo	646	1.15	7.18	2.8923	1.1963	1.29279	0.0230799
Fe	646	36400	65600	45594	5384	1.20106	0.77053
As	646	2	348	28.929	38.663	7.1055	1.2208
Sb	646	0.91	18.9	3.0241	2.6126	4.7127	2.15017
Mn	646	712	1381	979.7	135.95	0.603936	0.206057
Co	646	7	32	17.722	4.107	0.83355	-0.61912
Ni	646	18	100	33.465	12.318	2.8188	1.06724

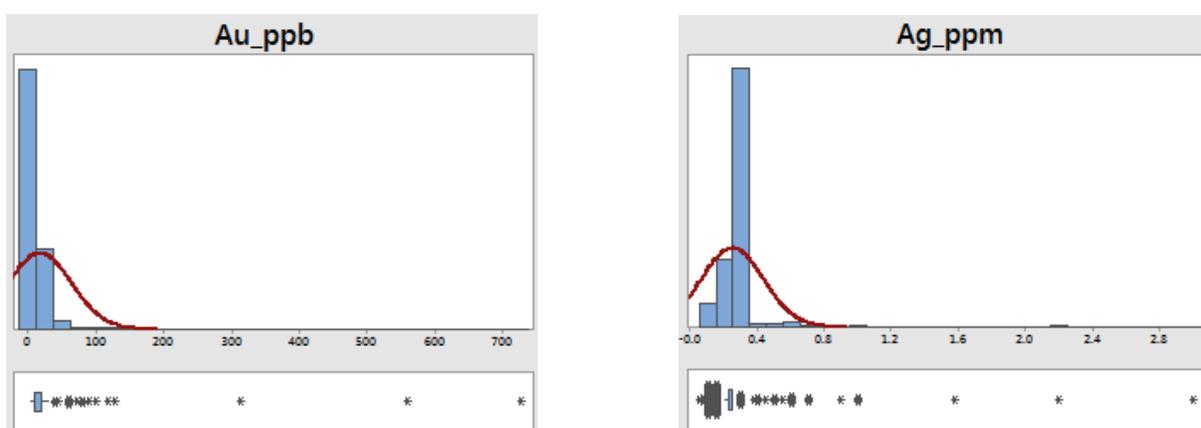


Figura 2.5. Histogramas y BoxPlots del Au y la Ag, sin procesar, de la Población 2.

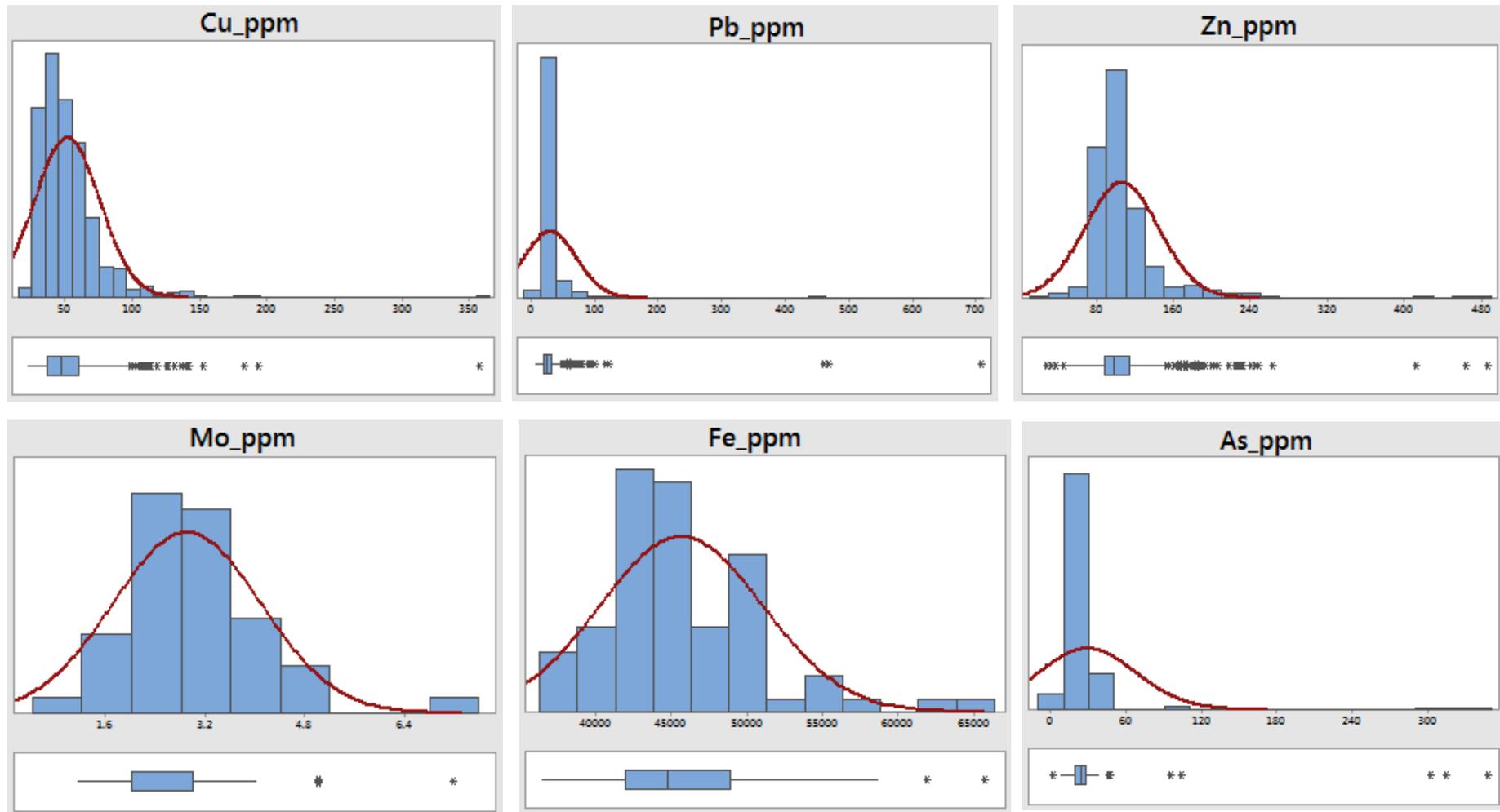


Figura 2.6. Histogramas y BoxPlots del Cu, Pb, Zn, Mo, Fe y As, sin procesar, de la Población 2.

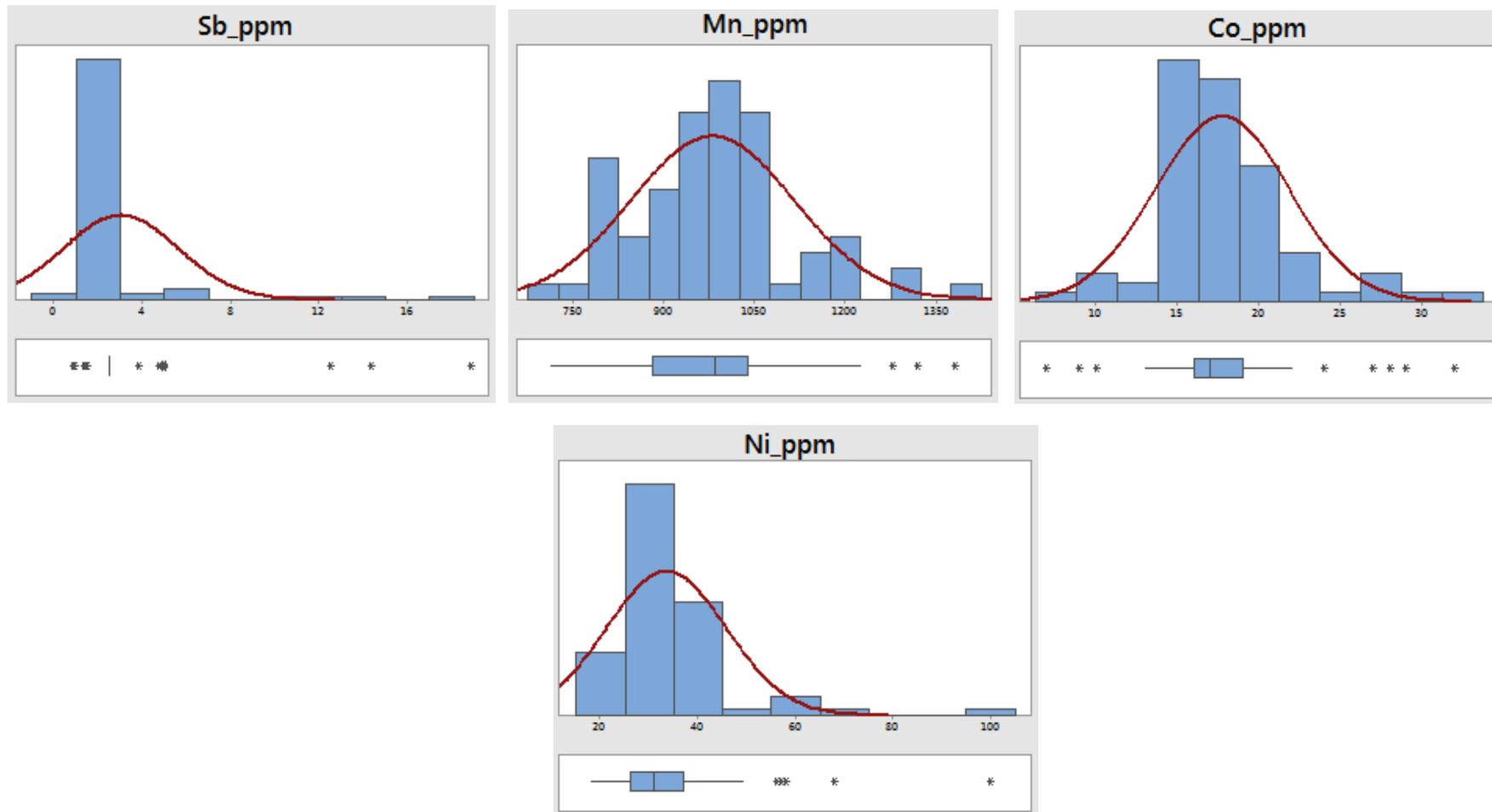


Figura 2.7. Histogramas y BoxPlots del Sb, Mn, Co y Ni, sin procesar, de la Población 2.

2.3.3.4 Volcánicos del Paleógeno - Neógeno (Calipuy)

La Tabla 2.4 contiene la estadística básica de un grupo de elementos de esta población. Como está indicado por los coeficientes de Skewness (asimetría), todos los elementos están sesgados positivamente (Figuras 2.8, 2.9 y 2.10). Sin embargo al aplicar transformación logarítmica se reduce el Skewness.

Tabla 2.4. Estadística básica de un grupo de elementos de la Población 3. El Au está en ppb, todos los demás en ppm.

Elemento	Numero de muestras	MIN	MAX	Media	Desviacion Estándar	SKEWNESS	SKEWNESS Log _e
Au	129	5	435	26.144	53.63	6.01	1.64524
Ag	129	0.02	1.10	0.23818	0.24668	1.42505	0.11691
Cu	129	11	227.1	42.991	36.66	2.84843	0.825658
Pb	129	2	910	33.698	80.399	10.308	1.16563
Zn	129	38	353	93.257	39.622	2.9915	0.70834
Mo	129	0.19	17.9	1.7521	2.1492	4.7061	0.581302
Fe	129	15400	64100	37042	9545	0.061973	-0.52302
As	129	2	727	42.676	88.864	5.0345	1.31398
Sb	129	0.2	20.9	3.0421	4.0487	2.72432	0.53296
Mn	129	381	4205	1089.6	651.1	2.88170	0.78175
Co	129	6	47	14.246	2.5603	2.54289	1.04362
Ni	129	3	239	17.769	25.469	6.8656	0.97054

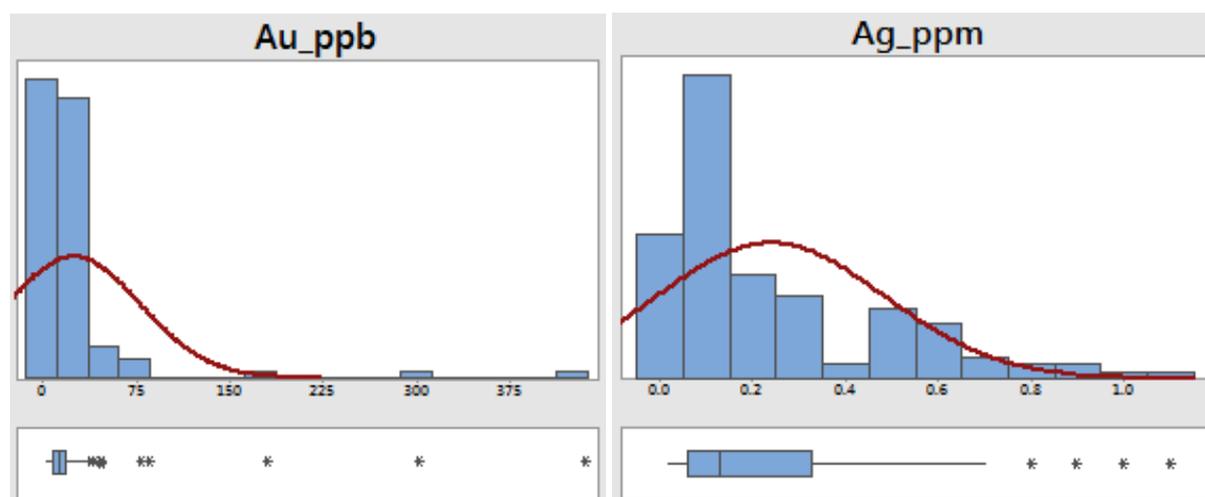


Figura 2.8. Histogramas y BoxPlots del Au y la Ag, sin procesar, de la Población 3.

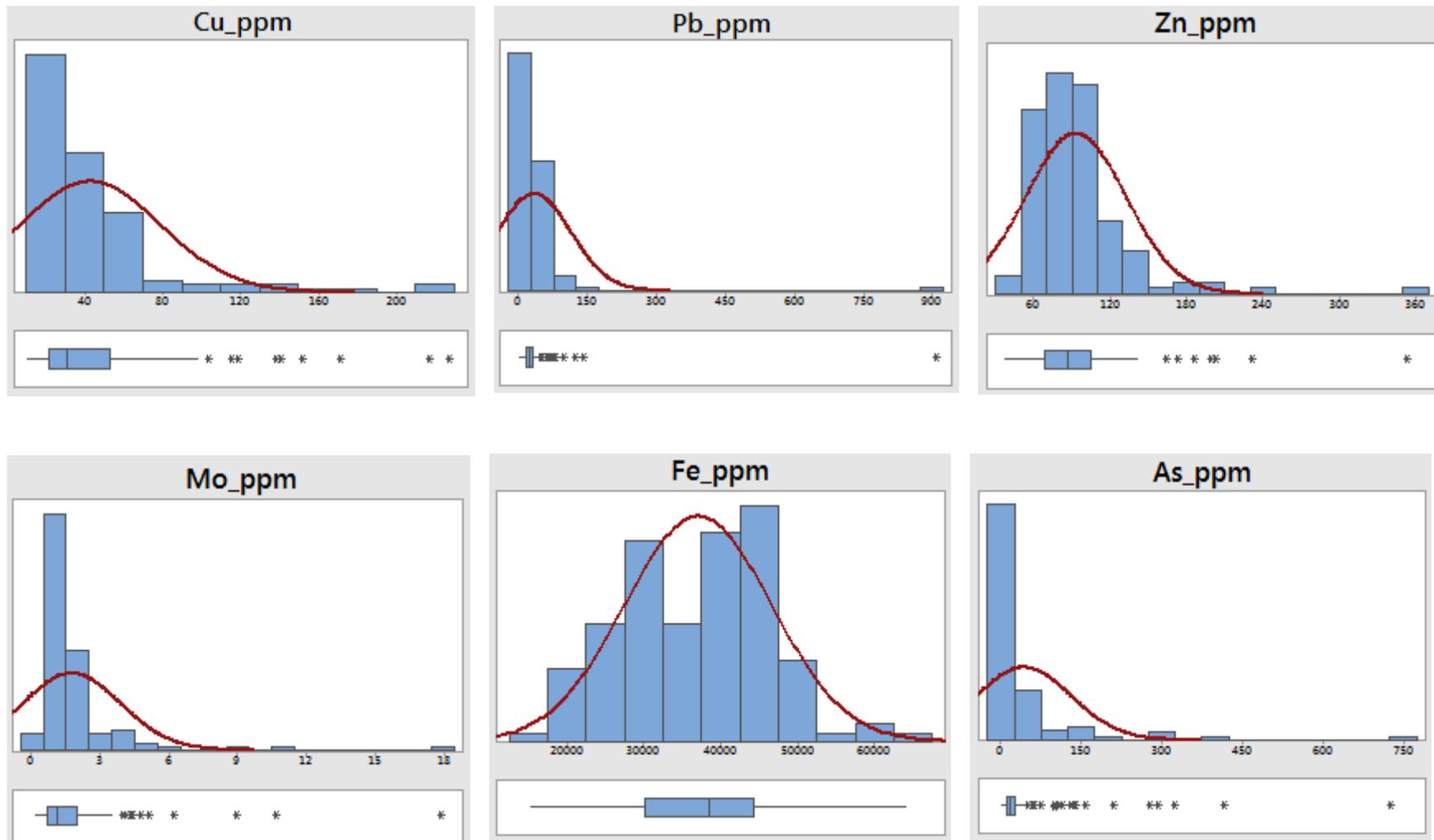


Figura 2.9. Histogramas y BoxPlots del Cu, Pb, Zn, Mo, Fe y As, sin procesar, de la Población 3.

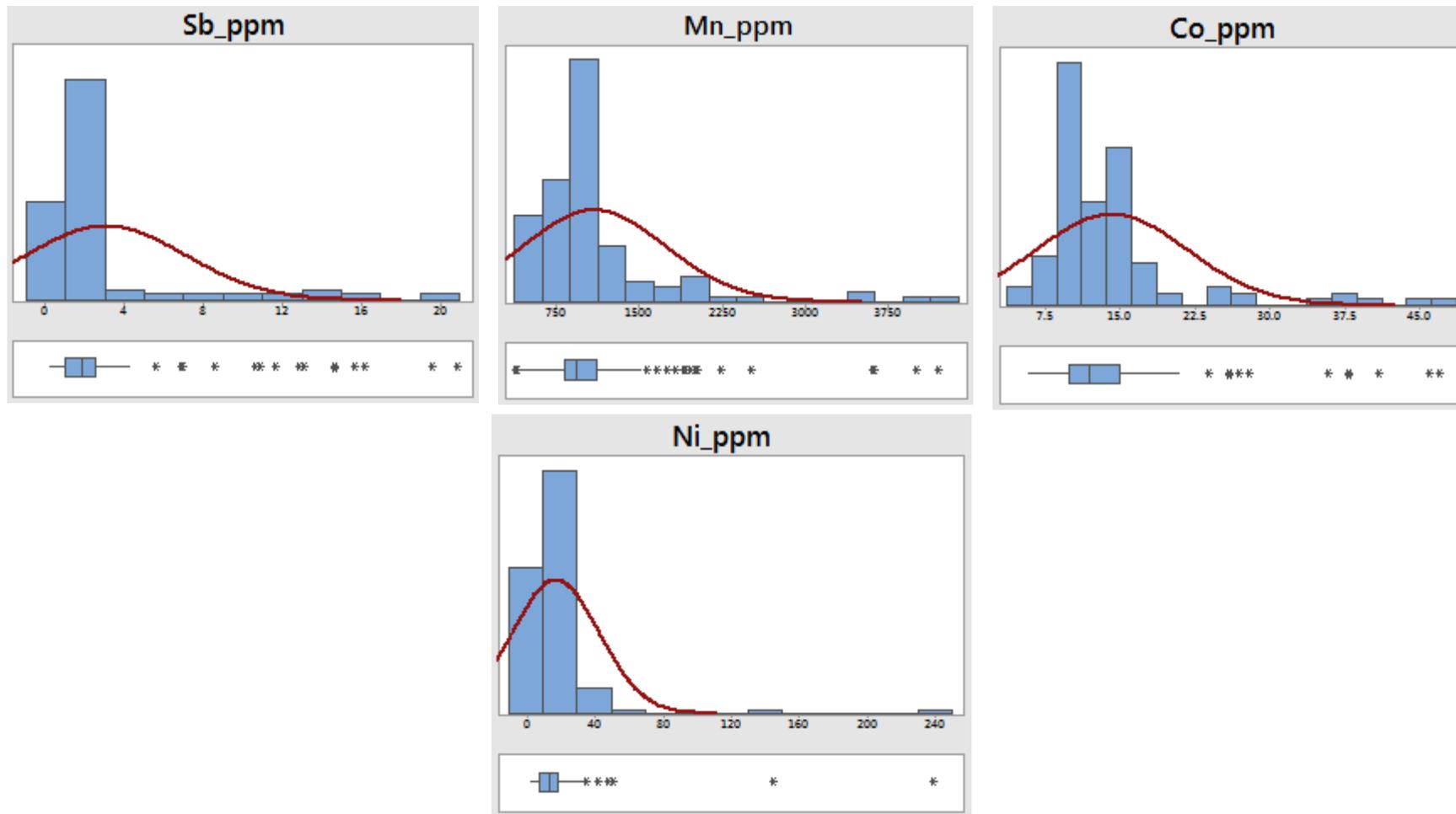


Figura 2.10. Histogramas y BoxPlots del Sb, Mn, Co y Ni, sin procesar, de la Población 3.

2.3.3.5 Intrusivos del Cretáceo Superior - Paleógeno (Batolito de la Costa)

La Tabla 2.5 contiene la estadística básica de un grupo de elementos de esta población. Como está indicado por los coeficientes de Skewness (asimetría), todos los elementos están sesgados positivamente (Figuras 2.11, 2.12 y 2.13). Sin embargo al aplicar transformación logarítmica se reduce el Skewness.

Tabla 2.5. Estadística básica de un grupo de elementos de la Población 4. El Au esta en ppb, todos los demás en ppm.

Elemento	Numero de muestras	MIN	MAX	Media	Desviacion Estándar	SKEWNESS	SKEWNESS Log_e
Au	713	5	594	19.499	38.14	10.11	2.184
Ag	713	0.02	1.8	0.25339	0.18	3.90	-0.047
Cu	713	15	256	56.637	31.05	2.02	0.293
Pb	713	2	324	42.093	38.27	3.53	0.402
Zn	713	22	604	124.84	70.28	2.76	0.775
Mo	713	0.25	32	2.3407	3.11	7.20	0.270
Fe	713	20600	83400	42471	9177	0.80	-0.243
As	713	2	376	29.856	49.9	4.70	1.394
Sb	713	0.18	20.3	2.8759	3.59	2.46	0.955
Mn	713	358	2170	757.19	284.47	-0.15	-1.571
Co	713	6	37	13.919	4.82	1.59	0.368
Ni	713	3	68	21.092	11.81	1.26	-0.498

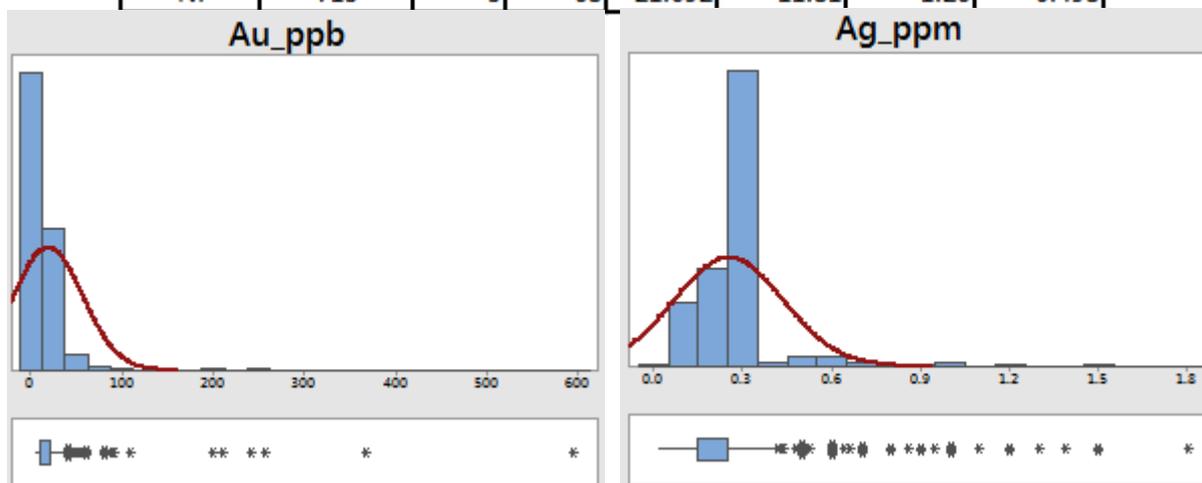


Figura 2.11. Histogramas y BoxPlots del Au y la Ag, sin procesar, de la Población 4.

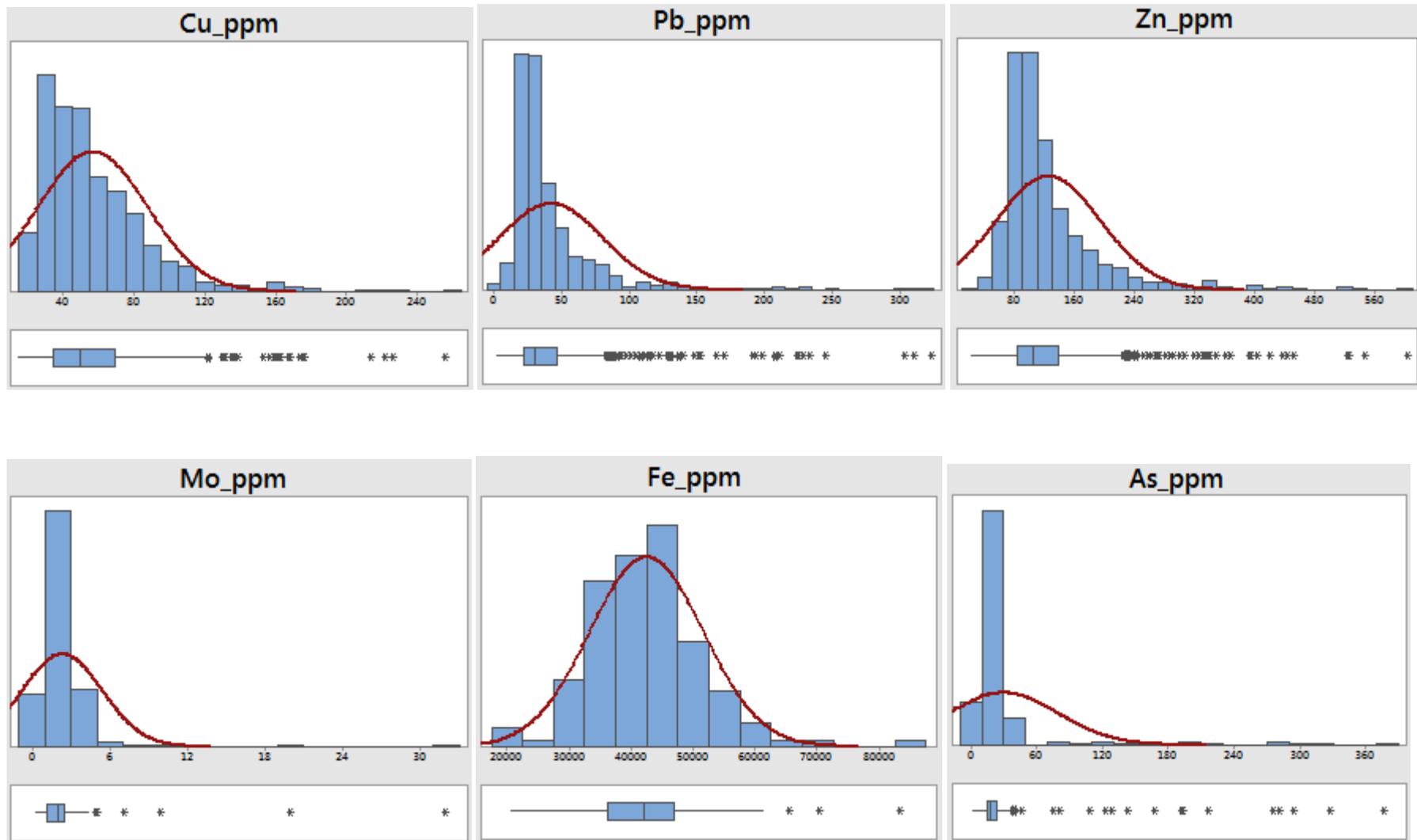


Figura 2.12. Histogramas y BoxPlots del Cu, Pb, Zn, Mo, Fe y As, sin procesar, de la Población 4.

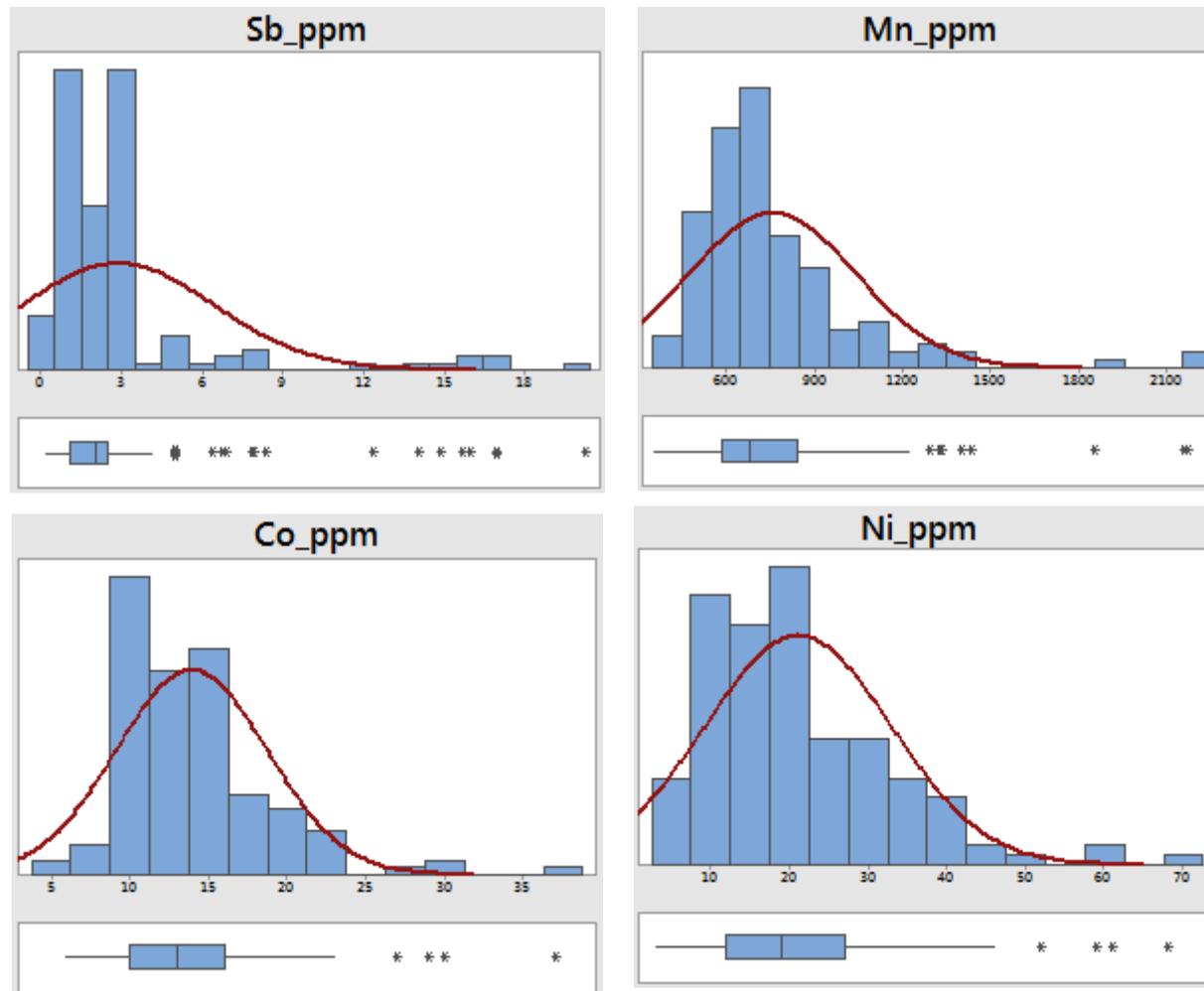


Figura 2.13. Histogramas y BoxPlots del Sb, Mn, Co y Ni, sin procesar, de la Población 4.

2.3.4 Datos de Sensores Remotos

Para este estudio se utilizó imágenes ASTER AST_07, las cuales son imágenes ASTER L2 (nivel 2) con Reflectancia Superficial (SR) para las bandas del infrarrojo de onda corta (SWIR) e infrarrojo cercano y visible (VNIR). (Tabla 2.6)

Las imágenes ASTER L2 VNIR SR son un producto de alto nivel que contienen los datos del infrarrojo cercano y visible atmosféricamente corregidos. Esto es generado usando las tres bandas VNIR (entre 0.52 y 0.86 μm) de una imagen ASTER L1B (nivel 1B). Las imágenes ASTER L2 SWIR SR (SWIR Crosstalk sin corregir) son un producto de alto nivel que contienen los datos del infrarrojo de onda corta atmosféricamente corregidos. Esto es generado usando las seis bandas (entre 1.60 y 2.43 μm) de una imagen ASTER L1B.

La corrección atmosférica involucra derivar una relación entre la Radiancia/Reflectancia de la superficie y la Radiancia del Tope de la Atmósfera (TOA) a partir de información sobre las características de dispersión y absorción de la atmósfera.

Tabla 2.6. Características de las imágenes ASTER_07

VNIR

Área	~ 60 km x 60 km
Tamaño del Archivo	180 MB
Resolución Espacial	15 m
Proyección	Universal Transverse Mercator (UTM)
Formato de los datos	HDF-EOS o GeoTIFF

SWIR

Área	~ 60 km x 60 km
Tamaño del Archivo	~ 75 MB
Resolución Espacial	30 m
Proyección	Universal Transverse Mercator (UTM)
Formato de los datos	HDF-EOS o GeoTIFF

La razón principal por la que utilicé imágenes ASTER_07 en vez de LANDSAT 7, fue porque las imágenes ASTER tienen 9 bandas: 3 en el VNIR y 6 en el SWIR comparado con LANDSAT 7 que tiene 6 bandas: 4 en el VNIR y 2 en el SWIR (Tabla 2.7), por lo que de lejos las imágenes ASTER son más útiles para encontrar anomalías hidrotermales dado que es justamente por el mayor número de bandas en el SWIR, donde vamos a encontrar los principales minerales de alteración argílica avanzada, argílica intermedia y propilítica, que son los que necesitamos para discriminar en el área de estudio la posible existencia de anomalías relacionadas a la existencia de depósitos del tipo epitermales o pórfidos y también skarn.

Tabla 2.7. Características de las bandas ASTER y LANDSAT.

Región del Espectro	Resolución Espacial	Rango Espectral (μm)	ASTER Bands	LANDSAT 7 Bands	Rango Espectral (μm)	Resolución espacial
VNIR	15 m	0.52-0.60	1	1	0.45-0.52	30 m
		0.63-0.69	2	2	0.52-0.60	
		0.76-0.86	3N (Nadir looking)	3	0.63-0.90	
			3B (Backward-look)	4	0.76-0.90	
			8	0.52-0.90	15 m	
SWIR	30 m	1.60-1.70	4	5	1.55-1.75	30 m
		2.145-2.185	5	7	2.08-2.35	
		2.185-2.225	6			
		2.235-2.285	7			
		2.295-2.365	8			
		2.360-2.430	9			
TIR	90 m	8.125-8.475	10			60 m
		8.475-8.825	11			
		8.925-9.275	12			
		10.25-10.95	13	6	10.40-12.50	
		10.95-11.65	14			

Las imágenes ASTER AST_07 usadas fueron (Figura 2.14):

a) S0829W7869F2001-04-02C02I2017866604_VNIR.hdf

S0829W7869F2001-04-02C02I2017866604_SWIR.hdf

Con fecha de vuelo: 02-06-2001, que cubre las 04 hojas IGN del área de estudio, aunque abarca en su mayor parte a la hoja de Santa Rosa (18-g).

- b) S0776W7853F2003-08-30C00I2016931408_VNIR.hdf
 S0776W7853F2003-08-30C00I2016931408_SWIR.hdf
 Con fecha de vuelo: 30-08-2003, que cubre en su mayor parte a la hoja de Santiago de Chuco (17-g) y un pedazo de la hoja de Salaverry (17-f).
- c) S0770W7895F2004-05-12C00I2023506101_VNIR.hdf
 S0770W7895F2004-05-12C00I2023506101_SWIR.hdf
 Con fecha de vuelo: 12-05-2004, que cubre el pedazo faltante de la hoja de Salaverry.

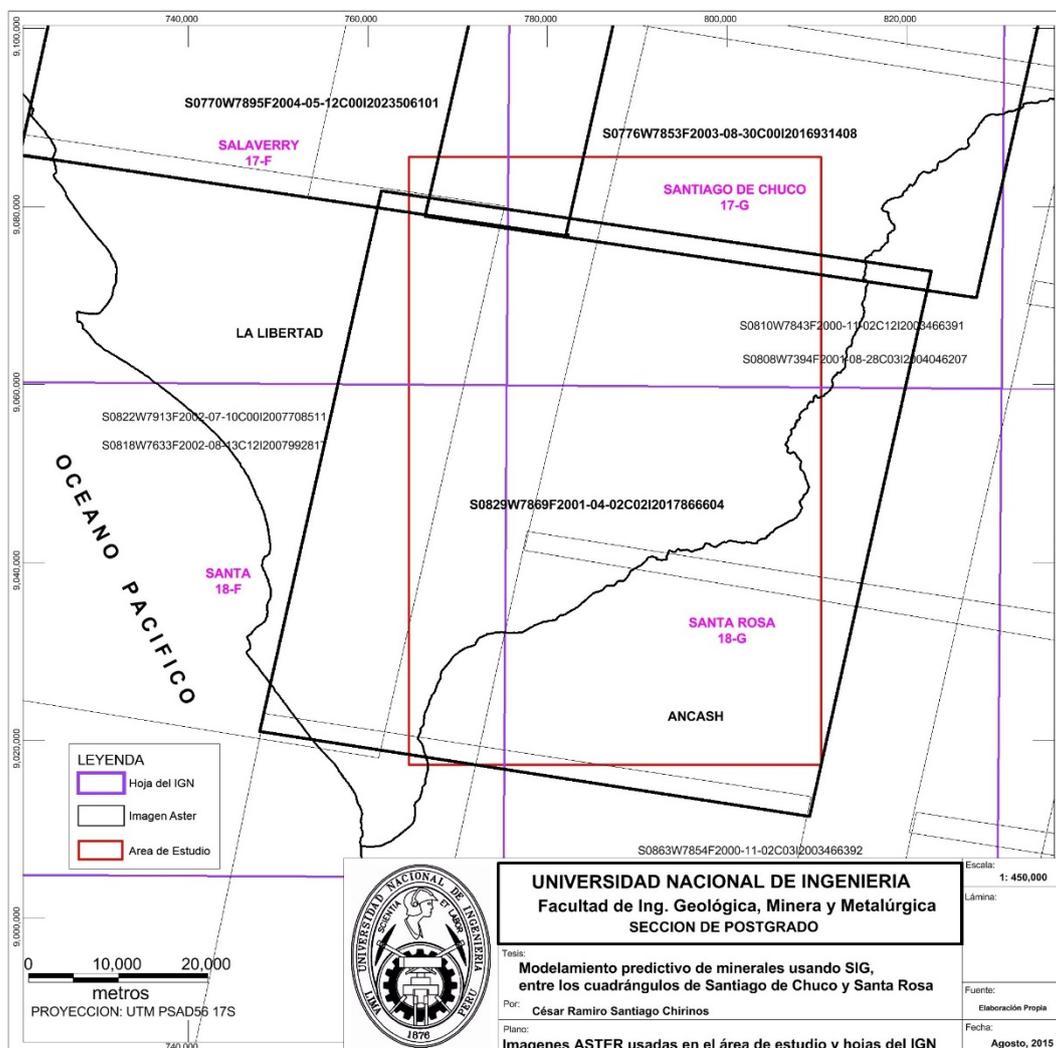


Figura 2.14. Imágenes ASTER_07 usadas en el área de estudio y hojas del IGN.

En la Figura 2.15 se puso la imagen ASTER_07 en combinación RGB 211, color verdadero, para ver la cantidad de nubes y/o vegetación que hay en el área de estudio.

En la Figura 2.16 se puso la imagen en combinación RGB 461 para resaltar las áreas argilizadas de una forma rápida. Los colores rosado pálido se deben a la absorción de la B6 (2.20 μ m), en este rango espectral absorben los minerales de arcilla debido al enlace Al-OH. El color amarillo se debe a la absorción de la B1 (0.55 μ m), en este rango espectral tenemos la absorción debida a procesos electrónicos del catión Fe⁺³ (Hunt and Salisbury, 1970).

Por otro lado, se sabe que la vegetación, nubes, cuerpos de agua, nevados, salares, etc., interfieren con el procesamiento de la búsqueda de anomalías, debido a que enmascaran la verdadera firma espectral del mineral, y debido a esto generalmente dentro del pre-procesamiento de una imagen, se procede a hacer un enmascaramiento de todas estas interferencias (Figura 2.17).

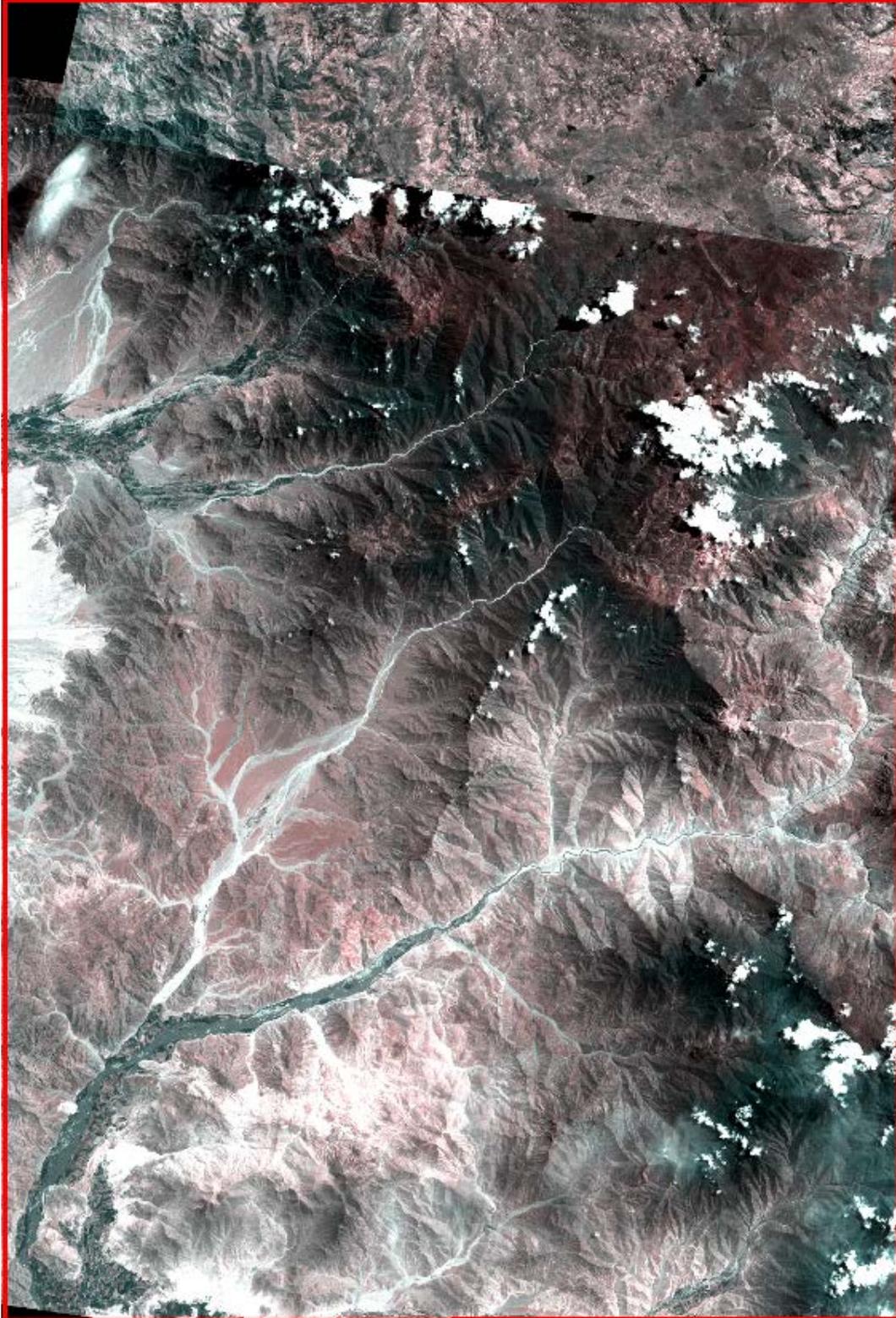


Figura 2.15. Mosaico ASTER_07 del área de estudio en color verdadero, combinación RGB 211, donde se aprecia escasa vegetación y pocas nubes.

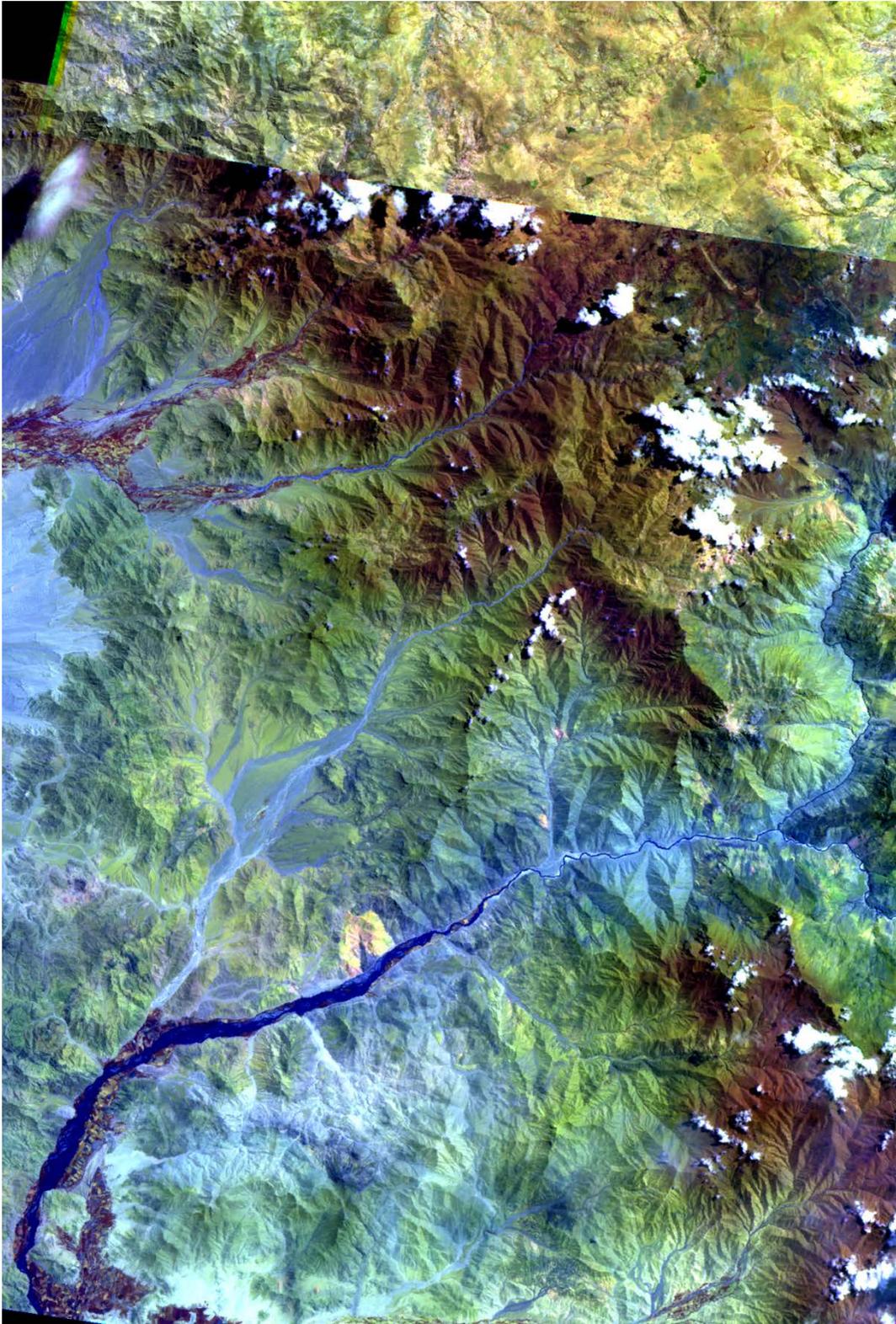


Figura 2.16. Mosaico ASTER_07 del área de estudio en combinación RGB 461 donde se resalta las áreas argilizadas de color rosado palido.

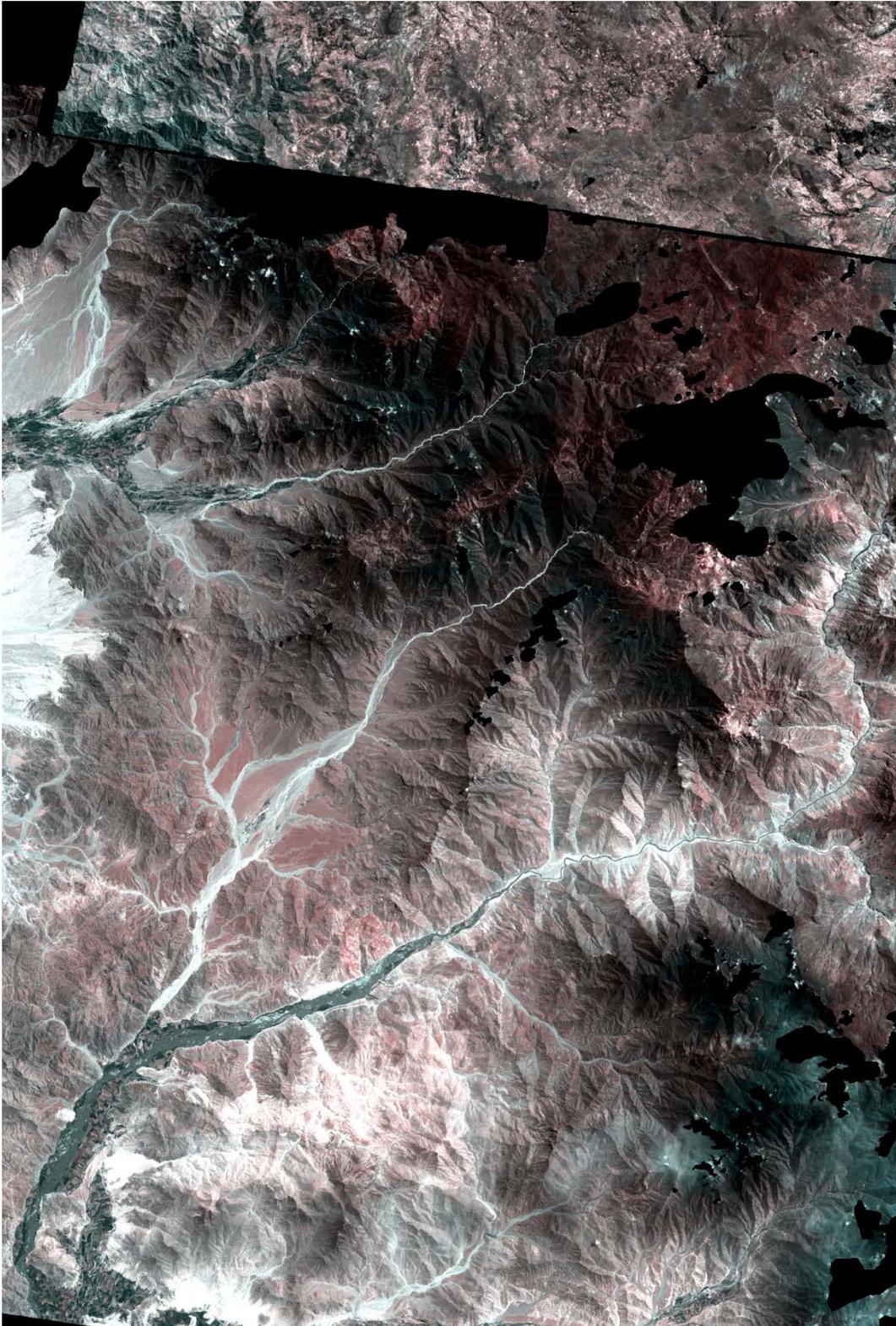


Figura 2.17. Mosaico ASTER_07 del área de estudio en combinación RGB 211 enmascarada.

CAPITULO III

EXTRACCIÓN DE EVIDENCIA ESPACIAL

En este capítulo los criterios para el reconocimiento de depósitos serán analizados y representados como mapas de evidencia espacial de los depósitos epitermales y pórfidos en el área de estudio.

3.1 Extracción de evidencia litológica

La evidencia litológica para las ocurrencias de Pórfidos y Epitermales fue extraída del mapa geológico del GEOCATMIN, el cual a su vez fue digitalizado de los mapas del IGN a escala 1 en 100,000. Es obvio en el plano geológico de la Figura 2.1 que la mayor parte de los depósitos u ocurrencias (6) están en el volcánico Calipuy, por lo cual vendría a ser el metalotecto más importante de la zona de estudio, a pesar de que también tenemos a un importante metalotecto como el Grupo Casma, en el cual solo aparece un depósito. Por último, el principal generador de calor en la zona de estudio, el Batolito de la Costa, solo presenta 2 depósitos.

El área de la poligonal más pequeña en el mapa litológico es de 0.036km^2 ($36,000\text{m}^2$) y la distancia más corta entre 2 depósitos es de 3,600m, dada la escasez de puntos de entrenamiento, por lo que en el presente trabajo se usó un tamaño de pixel con una resolución de 1 km, debido a que las rocas serán representadas espacialmente más exactamente.

Nuestra capa geológica original presenta 90 clases categóricas o nominales que corresponden a 90 polígonos o registros, los cuales tenemos que editarlos, combinarlos y finalmente ordenarlos tomando en cuenta su carácter temporal, quedándonos al final solo 74 registros tal como se aprecia en la Tabla 3.1.

Tabla 3.1. Capa geológica original sin ordenar a la izquierda con 90 clases y ordenada según el campo ORDER a la derecha con 74 clases.

New_code	Descripcion	ORDER	New_code	Descripcion
JKi-c	Gpo. Casma	2	KTI-vca	Gpo. Calipuy
Kti-vca	Gpo. Calipuy	7	Ki-cas	Gpo. Casma
Ki-saca	Fm. Santa - Carhuaz	3	KTI-gd	Granodiorita
Kti-vca	Gpo. Calipuy	7	Ki-cas	Gpo. Casma
Q-al	Dep. aluvial	3	KTI-gd	Granodiorita
Kti-vca	Gpo. Calipuy	6	Ki-sc	Fm. Santa - Carhuaz, Oyon, Chimu, Farrat
KTI-gd	Granodiorita	7	Ki-cas	Gpo. Casma
Q-al	Dep. aluvial	6	Ki-sc	Fm. Santa - Carhuaz, Oyon, Chimu, Farrat
KTI-gd	Granodiorita	7	Ki-cas	Gpo. Casma
JKi-c	Gpo. Casma	7	Ki-cas	Gpo. Casma
Ki-saca	Fm. Santa - Carhuaz	3	KTI-gd	Granodiorita
KTI-gd	Granodiorita	3	KTI-gd	Granodiorita
JKi-c	Gpo. Casma	3	KTI-gd	Granodiorita
KTI-gd	Granodiorita	7	Ki-cas	Gpo. Casma
Ki-saca	Fm. Santa - Carhuaz	3	KTI-gd	Granodiorita
KTI-gd	Granodiorita	3	KTI-gd	Granodiorita
KTI-gd	Granodiorita	3	KTI-gd	Granodiorita
Kti-vca	Gpo. Calipuy	4	KTI-di	Diorita
KTI-gd	Granodiorita	4	KTI-di	Diorita
JKi-c	Gpo. Casma	7	Ki-cas	Gpo. Casma
KTI-gd	Granodiorita	3	KTI-gd	Granodiorita
JKi-c	Gpo. Casma	7	Ki-cas	Gpo. Casma
JKi-c	Gpo. Casma	3	KTI-gd	Granodiorita
KTI-gd	Granodiorita	7	Ki-cas	Gpo. Casma
JKi-c	Gpo. Casma	3	KTI-gd	Granodiorita
KTI-gd	Granodiorita	7	Ki-cas	Gpo. Casma
Ki-saca	Fm. Santa - Carhuaz	3	KTI-gd	Granodiorita
Ki-chim	Fm. Chimu	6	Ki-sc	Fm. Santa - Carhuaz, Oyon, Chimu, Farrat
JKi-c	Gpo. Casma	6	Ki-sc	Fm. Santa - Carhuaz, Oyon, Chimu, Farrat
Ki-chim	Fm. Chimu	6	Ki-sc	Fm. Santa - Carhuaz, Oyon, Chimu, Farrat
Ki-saca	Fm. Santa - Carhuaz	3	KTI-gd	Granodiorita
JKi-c	Gpo. Casma	4	KTI-di	Diorita
JKi-c	Gpo. Casma	4	KTI-di	Diorita
KTI-gd	Granodiorita	4	KTI-di	Diorita
KTI-vca	Gpo. Calipuy	7	Ki-cas	Gpo. Casma
Ki-saca	Fm. Santa - Carhuaz	7	Ki-cas	Gpo. Casma
JKi-c	Gpo. Casma	3	KTI-gd	Granodiorita
JKi-c	Gpo. Casma	8	Js-chic	Fm. Chicama

records 1 - 38 of 90

records 1 - 38 of 74

3.2 Extracción de evidencia geoquímica

3.2.1 Sedimentos clásticos del Jurásico (Js - Chicama)

En la Tabla 3.2 se puede apreciar que en el conjunto de datos sin procesar (RAW), las Medias son mayores que las Medianas y las SDEV son mayores que las MAD.

Tabla 3.2. Estadística Clásica y EDA de los elementos de la Población 1 sin y con transformación logarítmica natural en base e.

	MIN	MAX	MEAN (Media)		SDEV (Standard Deviation)			MEDIAN (mediana)		MAD (Median Absolute Deviation)		
	RAW	RAW	RAW	Log _e	RAW	Log _e	Antilog _e	RAW	Log _e	RAW	Log _e	Antilog _e
Ag	0.1	0.5	0.2219	-1.6077	0.09914	0.4752	1.61	0.25	-1.3863	0	0	1
Cu	29	152	53.216	3.8787	27.995	0.4130	1.51	44.950	3.8056	9.45	0.229766	1
Pb	11	43	22.594	3.0691	7.299	0.3163	1.37	22	3.0910	5	0.204794	1.23
Zn	76	246	114.53	4.6997	38.24	0.2737	1.31	101.65	4.6215	10.65	0.110716	1.12

La distribución asimétrica requiere una transformación debido a que “los datos deben aproximarse a una distribución simétrica antes de que se aplique cualquier método de estimación del Threshold” (Reimann et al., 2005). Esto se puede apreciar en las Tablas 2.2, 2.3, 2.4 y 2.5 y en la Figura 3.1, donde al aplicar transformación logarítmica se reduce el Skewness, y también vemos en la Tabla 3.2 que los anti-logs de las SDEV y MAD del conjunto de datos transformados son mucho más pequeños que sus datos sin procesar (RAW), excepto para la Ag, dado que en su SDEV, más del 60% de los datos se aproximan a su media; y en su MAD porque más del 60% de los datos son iguales a su mediana.

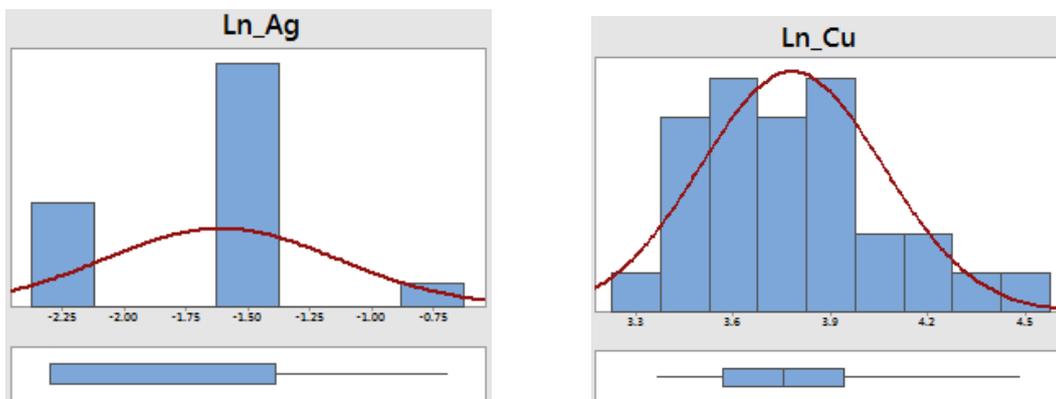


Figura 3.1. Histogramas y BoxPlots de Ag y Cu, con transformación logarítmica, de la Población 1. La plata tiene muchos espacios vacíos dado que sus datos no son tan continuos como los de los otros elementos.

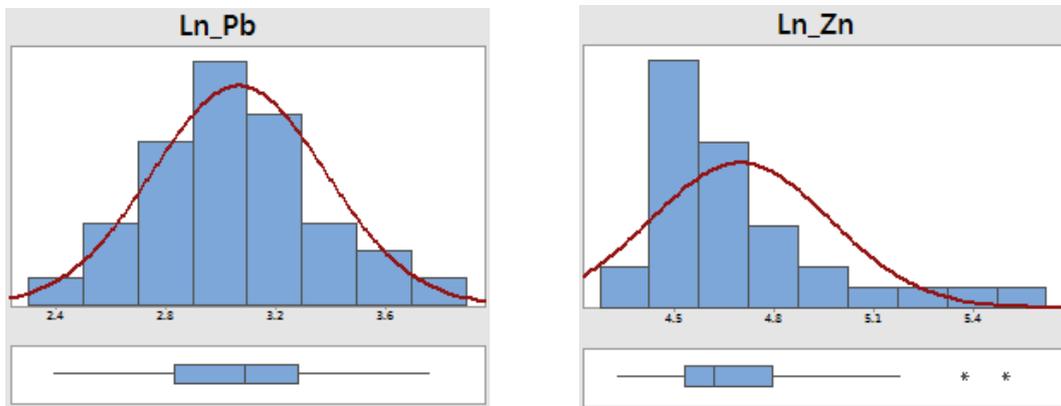


Figura 3.2. Histogramas y BoxPlots de Pb y Zn de la Población 1 con transformación logarítmica.

El conjunto de datos transformados de la Población 1, sin embargo, no siguen estrictamente una distribución normal tal como se ve en la Figura 3.2.

El eje y, y algunas veces el eje x, de un gráfico de probabilidad es transformado de modo que la línea de distribución ajustada (línea roja central) forma una línea recta. Minitab también muestra intervalos aproximados de 95% de confianza (líneas rojas curvas) para la distribución ajustada. Por lo general, los puntos fuera de los intervalos de confianza se producen en las colas.

Para la Población 1, tanto para el Cu como para el Zn y también el Pb, en la mitad inferior del plot, los puntos a la derecha de la banda de confianza indican que hay menos datos en la cola izquierda y en la mitad superior del plot, los puntos a la derecha de la banda de confianza indican que hay más datos en la cola derecha de lo que se podría esperar.

Los datos de Cu, Zn y Pb están sesgados a la derecha, lo que significa que hay menos observaciones en la cola izquierda y más observaciones en la cola derecha, de lo que uno esperaría.

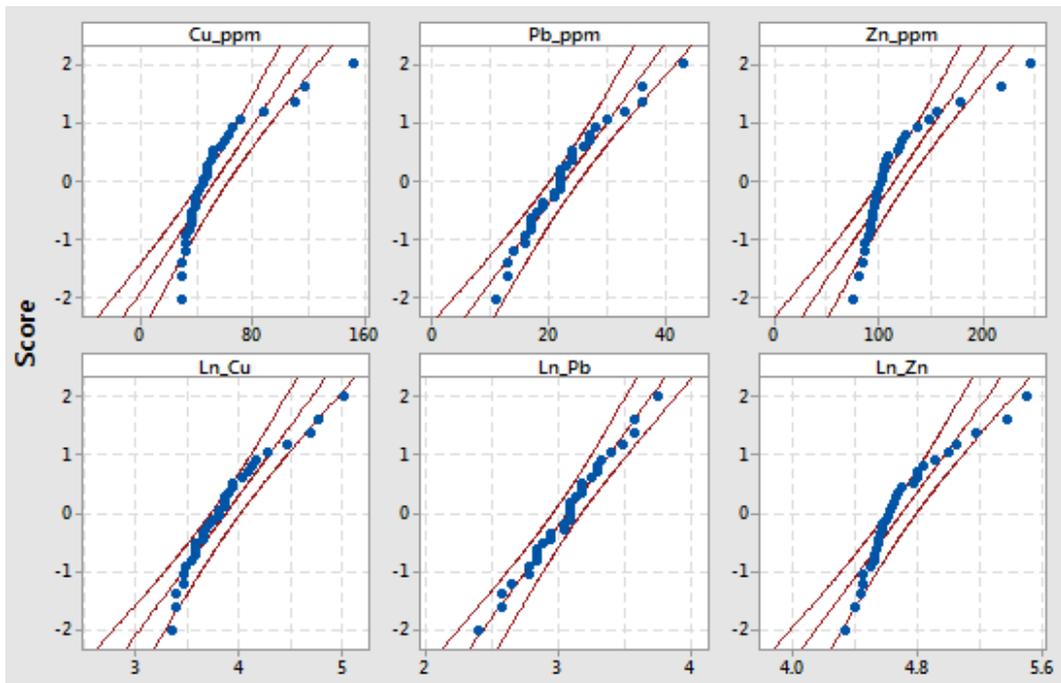


Figura 3.3. Plots de Probabilidad Normal para el Cu, Pb y Zn de la Población 1 con y sin transformación logarítmica, mostrando sus desviaciones del modelo de distribución normal (líneas rojas).

3.2.2 Sedimentos del Cretácico Inferior (Chimú, Santa Carhuaz, Casma)

En la Tabla 3.3 notamos que en el conjunto de datos sin procesar (RAW), en general, las Medias son mayores que las Medianas y las SDEV son mayores que las MAD.

Tabla 3.3. Estadística Clásica y EDA de los elementos de la Población 2 sin y con transformación logarítmica natural en base e.

	MIN	MAX	MEAN (Media)		SDEV (Standard Deviation)			MEDIAN (mediana)		MAD (Median Absolute Deviation)		
	RAW	RAW	RAW	Log _e	RAW	Log _e	Antilog _e	RAW	Log _e	RAW	Log _e	Antilog _e
Au (ppb)	5	729	18.441	2.5681	46.779	0.5590	1.75	10	2.30	0	0	1
Ag	0.05	3	0.2496	-1.4855	0.18588	0.3909	1.48	0.25	-1.3863	0	0	1
Cu	22	358	51.453	3.8644	24.355	0.3714	1.45	47	3.8501	12	0.260726	1
Pb	6	710	29.276	3.1991	41.539	0.4622	1.59	24	3.1781	5	0.233615	1.26
Zn	27	488	105.98	4.6184	38.82	0.2831	1.33	98	4.5850	12	0.124563	1.13
Mo	1.15	7.18	2.8923	0.98485	1.1963	0.39721	1.49	3	1.09861	1.00	0.287682	1.33
Fe	36400	65600	45594	10.721	5384	0.113	1.12	44750	10.709	3150	0.0705926	1.07
As	2	348	28.929	3.1555	38.663	0.5217	1.68	24	3.1781	4	0.182322	1.20
Sb	0.91	18.9	3.0241	0.96419	2.6126	0.4439	1.56	2.5	0.91629	0	0	1.00
Mn	712	1381	979.7	6.8780	135.95	0.1363	1.15	983	6.8906	86	0.0848048	1.09
Co	7	32	17.722	2.8481	4.107	0.2365	1.27	17	2.8332	2	0.111226	1.12
Ni	18	100	33.465	3.4617	12.318	0.2972	1.35	31	3.434	5.00	0.175891	1.19

Al aplicar transformación logarítmica se reduce el Skewness tal como se aprecia en los gráficos de las Figura 3.4, 3.5 y 3.6. En la Tabla 3.3 también observamos que los anti-logs de las SDEV y MAD del conjunto de datos transformados son mucho más pequeños que sus datos sin procesar (RAW), excepto para la Ag y Mo en sus SDEV y para el Au, Ag, Mo y Sb en sus MAD. En el caso de las SDEV de la Ag, más del 68% de sus valores se aproximan a la media y para el caso del Mo, más del 46% de sus valores están por debajo de la media. En el caso de las MAD, más del 72% de los datos del Au son iguales a su mediana, más del 68% de los datos de Ag son iguales a su mediana, más del 27% de los valores de Mo son iguales a su mediana y para el caso del Sb más del 80% de sus datos son iguales a su mediana.

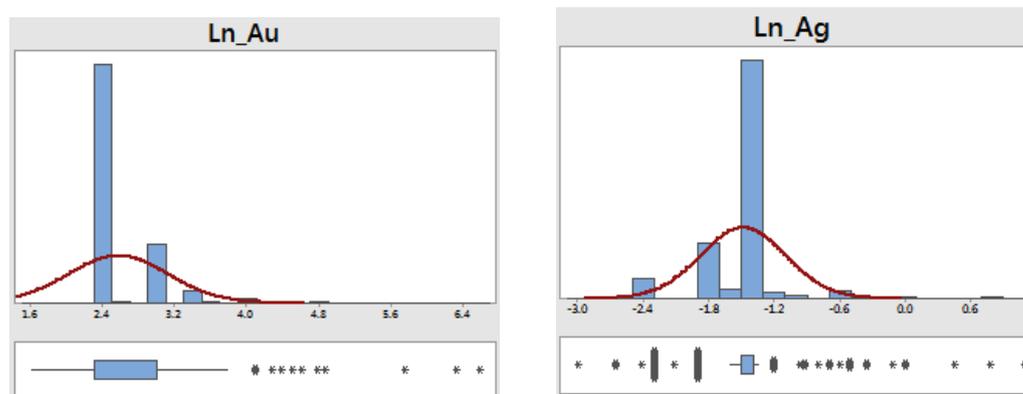


Figura 3.4. Histogramas y BoxPlots de Au y Ag, con transformación logarítmica, de la Población 2.

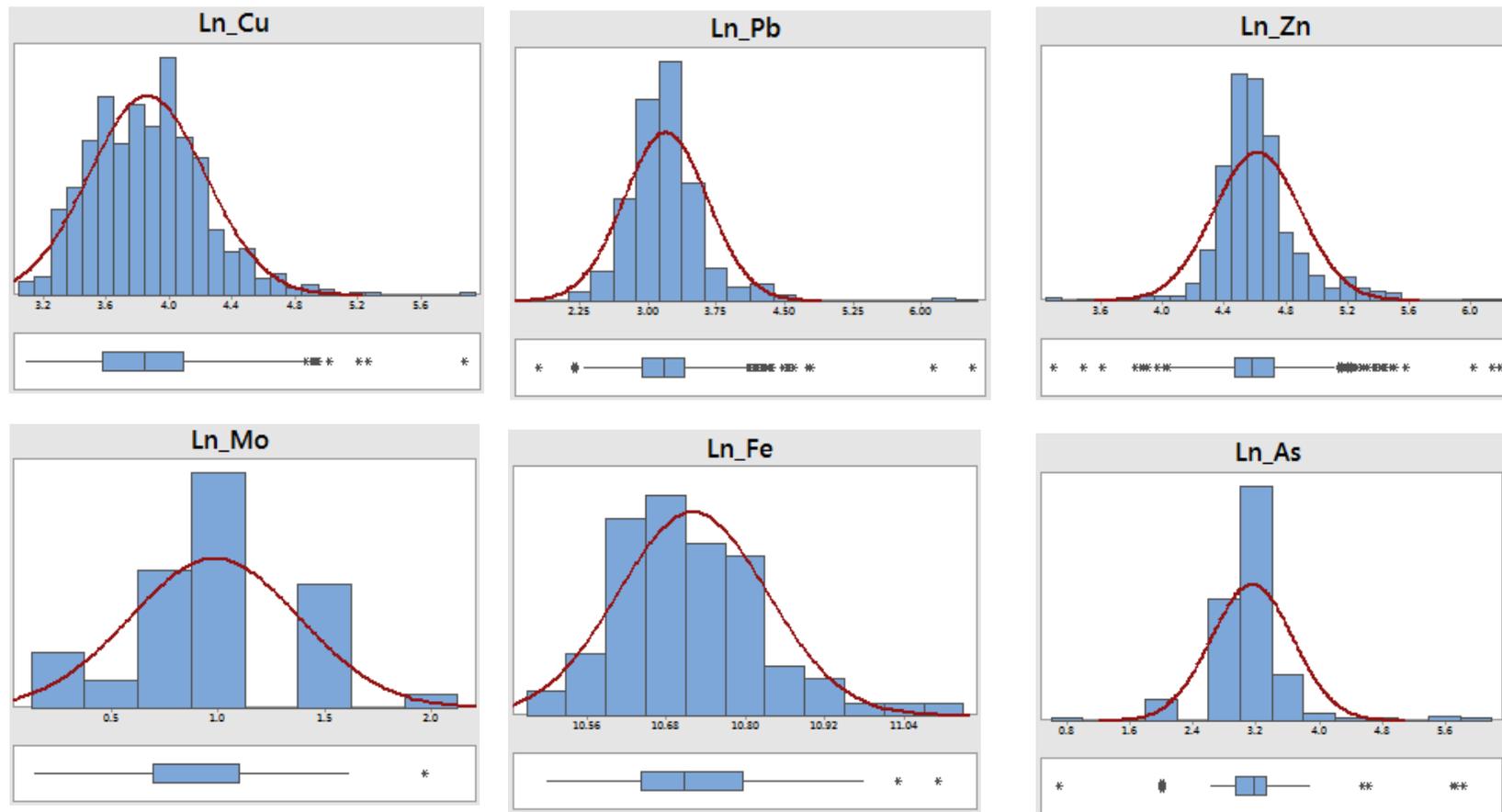


Figura 3.5. Histogramas y BoxPlots del Cu, Pb, Zn, Mo, Fe y As, con transformación logarítmica, de la Población 2.

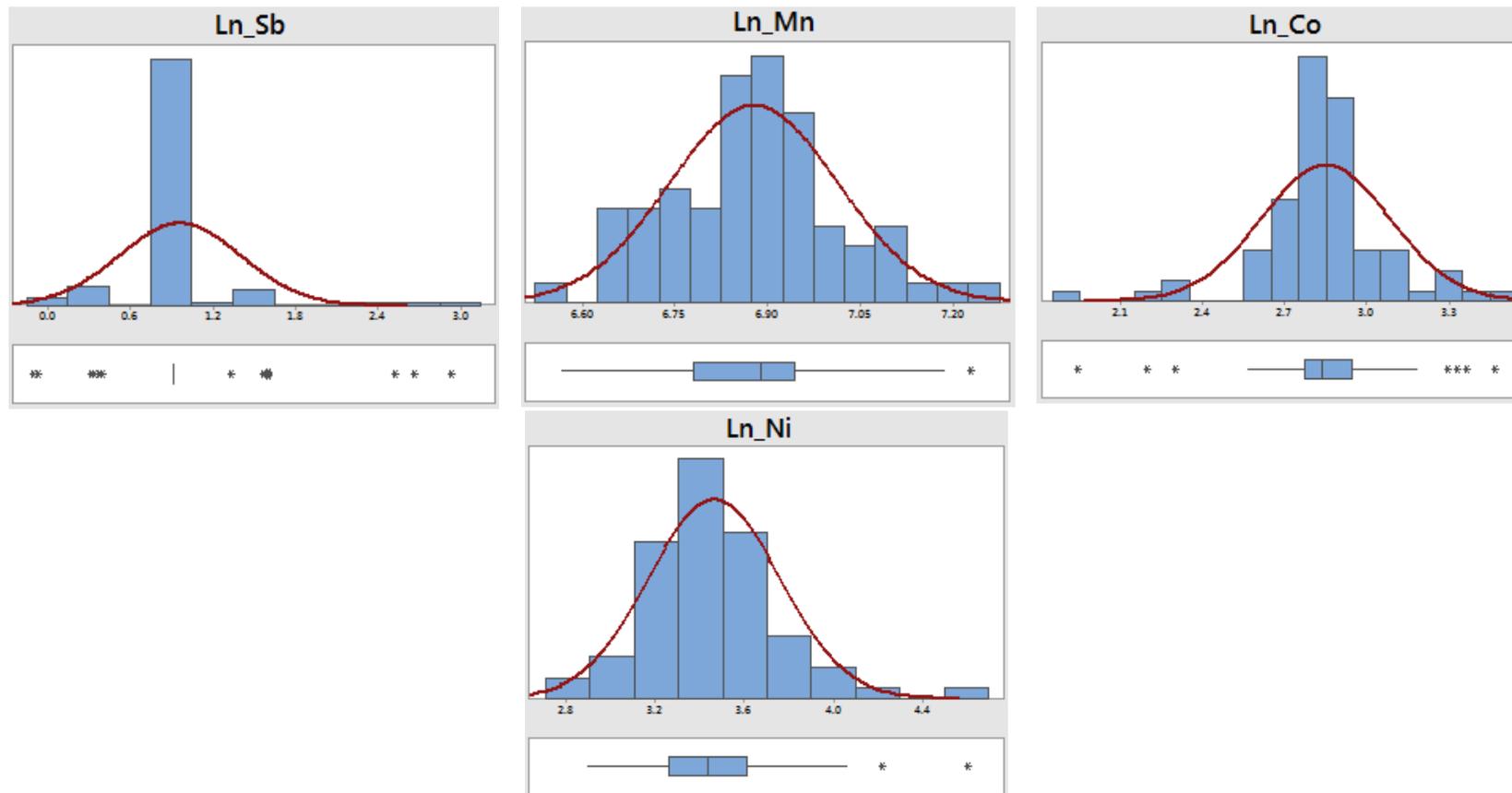


Figura 3.6. Histogramas y BoxPlots del Sb, Mn, Co y Ni, con transformación logarítmica, de la Población 2.

El conjunto de datos transformados de la Población 2, sin embargo, no siguen estrictamente una distribución normal tal como se ve en los gráficos de las Figuras 3.7 y 3.8.

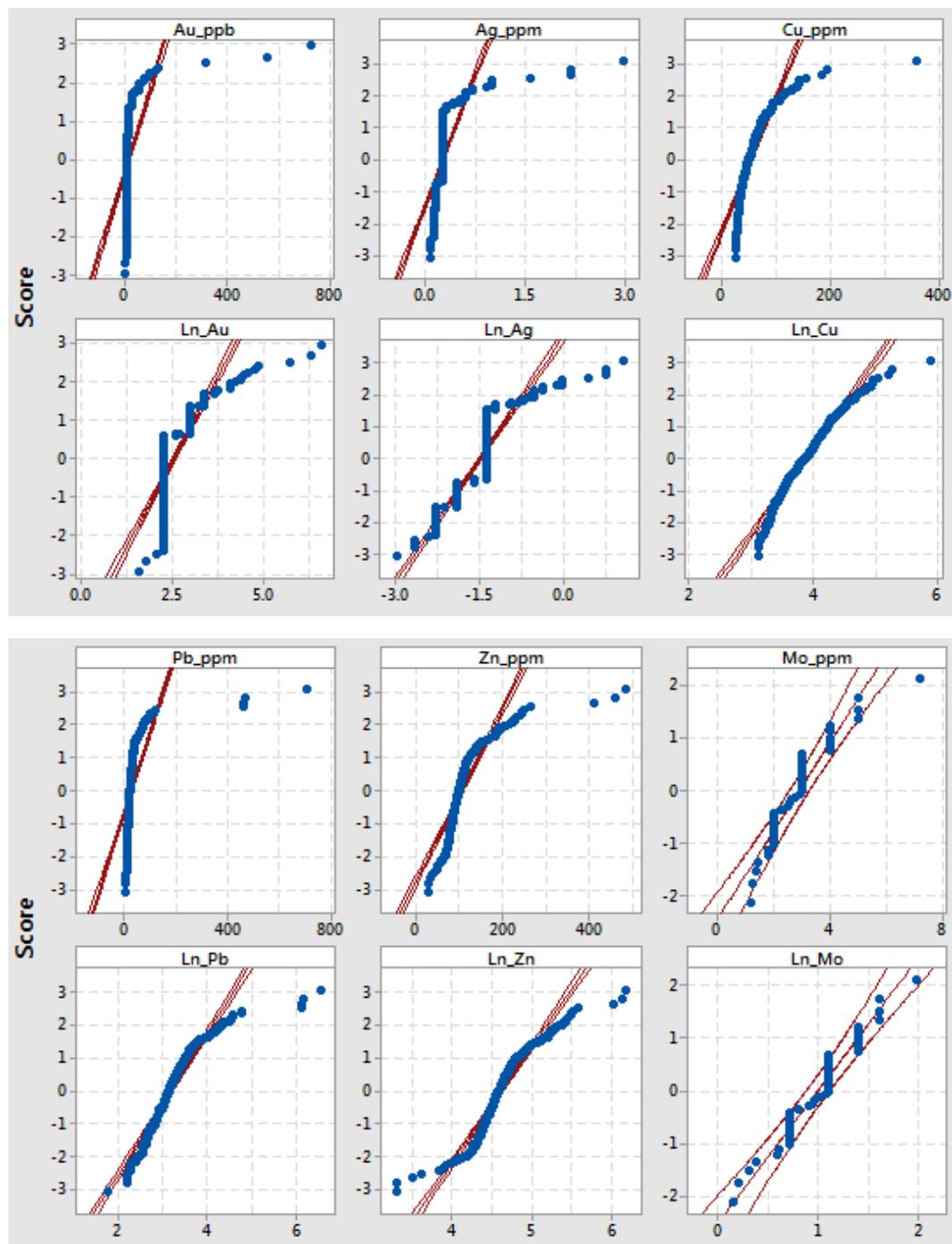


Figura 3.7. Plots de Probabilidad Normal del Au, Ag, Cu, Pb, Zn y Mo, de la Población 2 con y sin transformación logarítmica, mostrando sus desviaciones del modelo de distribución normal (líneas de color marrón rojizo).

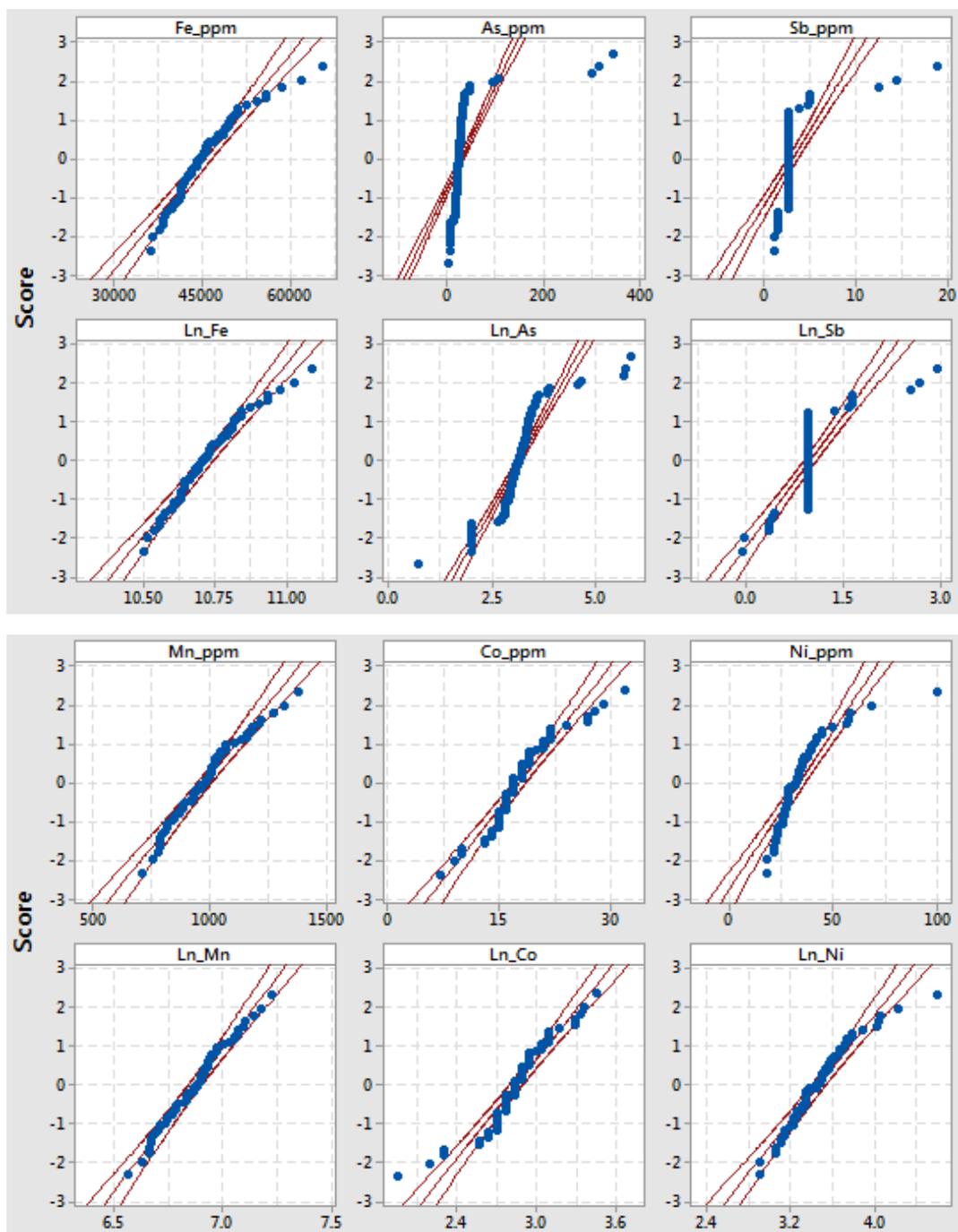


Figura 3.8. Plots de Probabilidad Normal del Fe, As, Sb, Mn, Co y Ni de la Población 2 con y sin transformación logarítmica, mostrando sus desviaciones del modelo de distribución normal (líneas de color marrón rojizo).

3.2.3 Volcánicos del Paleógeno-Neógeno (Calipuy)

En la Tabla 3.4 se puede apreciar que en el conjunto de datos sin procesar (RAW), las Medias son mayores que las Medianas y las SDEVs son mayores que las MADs.

Tabla 3.4. Estadística Clásica y EDA de los elementos de la Población 3 sin y con transformación logarítmica natural en base e.

	MIN	MAX	MEAN (Media)		SDEV (Standard Deviation)			MEDIAN (mediana)		MAD (Median Absolute Deviation)		
	RAW	RAW	RAW	Log _e	RAW	Log _e	Antilog _e	RAW	Log _e	RAW	Log _e	Antilog _e
Au (ppb)	5	435	26.144	2.75	53.63	0.79	2.21	14.5	2.67	5.50	0.37	1.45
Ag	0.02	1.10	0.23818	-1.9673	0.24668	1.0664	2.90	0.13	-2.0402	0.09	0.836248	2.31
Cu	11	227.1	42.991	3.5383	36.66	0.6182	1.86	31.1	3.4372	11.15	0.387930	1.47
Pb	2	910	33.698	3.1297	80.399	0.6811	1.98	22	3.0910	5	0.257829	1.29
Zn	38	353	93.257	4.4702	39.622	0.3457	1.41	87	4.4659	18	0.217413	1.24
Mo	0.19	17.9	1.7521	0.20308	2.1492	0.78261	2.19	1.1050	0.09984	0.605	0.570035	1.77
Fe	15400	64100	37042	10.484	9545	0.276	1.32	38600	10.561	7400	0.181286	1.20
As	2	727	42.676	3.0117	88.864	1.0055	2.73	16	2.7726	6	0.405465	1.50
Sb	0.2	20.9	3.0421	0.60309	4.0487	0.94209	2.57	1.84	0.60977	0.66	0.347401	1.42
Mn	381	4205	1089.6	6.8779	651.1	0.4517	1.57	927	6.8320	154.5	0.159288	1.17
Co	6	47	14.246	2.5603	7.637	0.4089	1.51	12	2.4849	2	0.182322	1.20
Ni	3	239	17.769	2.5753	25.469	0.6685	1.95	14	2.6391	5	0.441833	1.56

Debido a que el conjunto de datos uni-elementales son ya sea moderada o fuertemente sesgados hacia la derecha, los valores de sus Media - 2SDEV son mayormente negativos mientras que los valores de sus Mediana - 2MAD son mayormente positivos. Los valores negativos de la Media - 2SDEV indican que los estimados de la media en el conjunto de datos sin transformar no son estadísticamente significativos. Por lo tanto, se puede deducir que cualquier estimado del Threshold de acuerdo a Media + 2SDEV tampoco es significativo.

Al aplicar transformación logarítmica se reduce el Skewness tal como se aprecia en los gráficos de las Figura 3.9. En la Tabla 3.4 también observamos que los anti-logs de las SDEVs y MADs del conjunto de datos transformados son mucho más pequeños que sus datos sin procesar (RAW), excepto para la Ag y el Mo en su SDEV y para la Ag, Mo y Sb en su MAD. En el caso de las SDEV de la Ag y del Mo, más del 65% de sus valores están por debajo de la media. En el caso de las MAD, más del 48% de los datos de Ag, Mo y Sb están por debajo de su mediana,

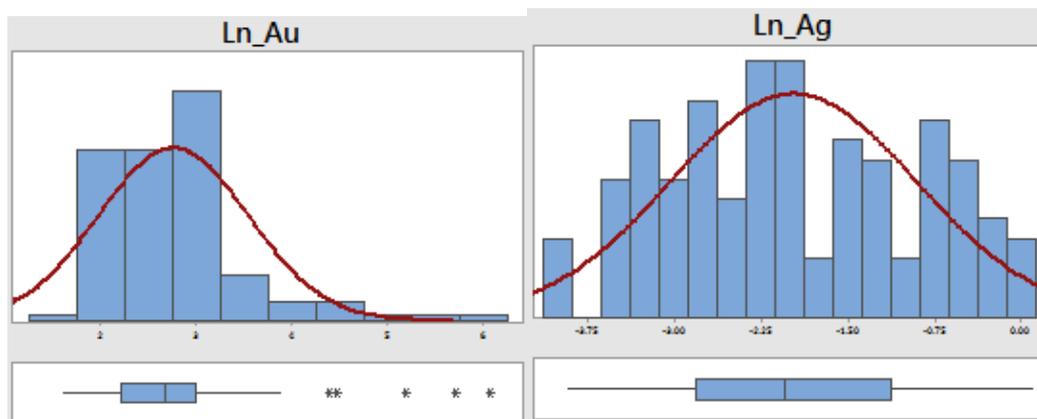


Figura 3.9. Histogramas y BoxPlots del Au y Ag de la Población 3 con transformación logarítmica.

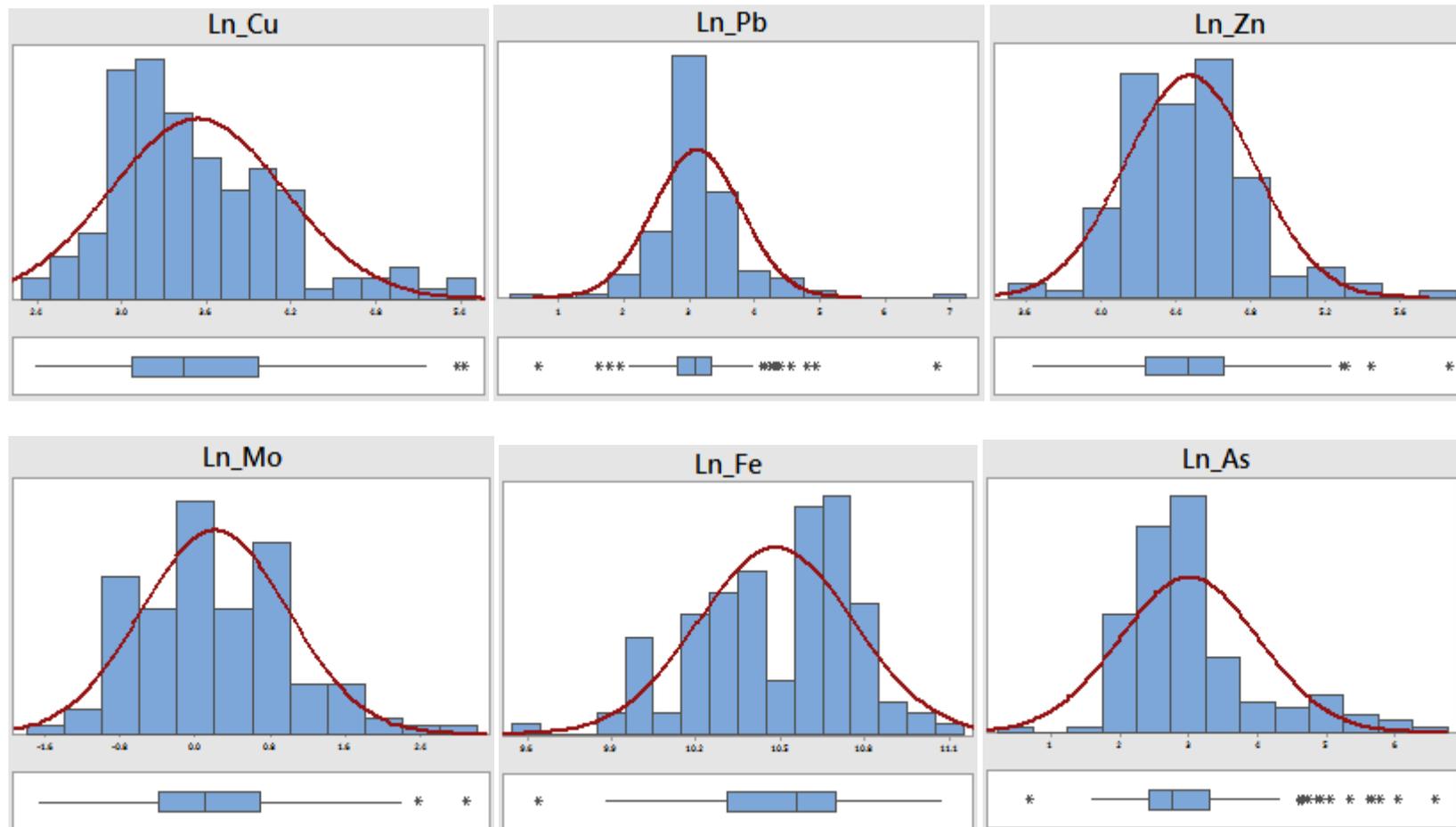


Figura 3.10. Histogramas y BoxPlots de Cu, Pb, Zn, Mo, Fe y As de la Población 3 con transformación logarítmica.

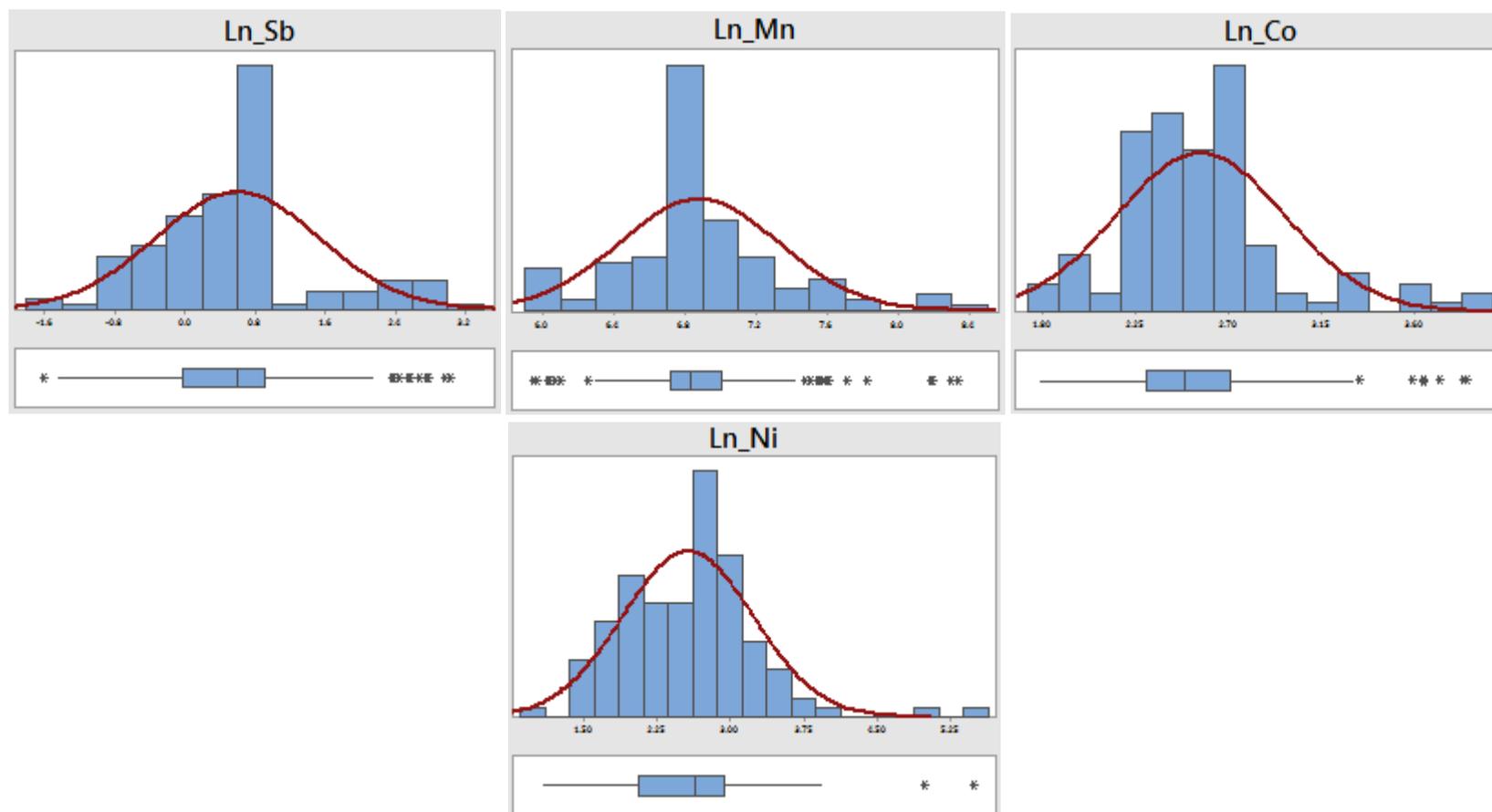


Figura 3.11. Histogramas y BoxPlots del Sb, Mn, Co y Ni de la Población 3 con transformación logarítmica.

El conjunto de datos transformados de la Población 3, sin embargo, no siguen estrictamente una distribución normal tal como se ve en los gráficos de las Figuras 3.12 y 3.13.

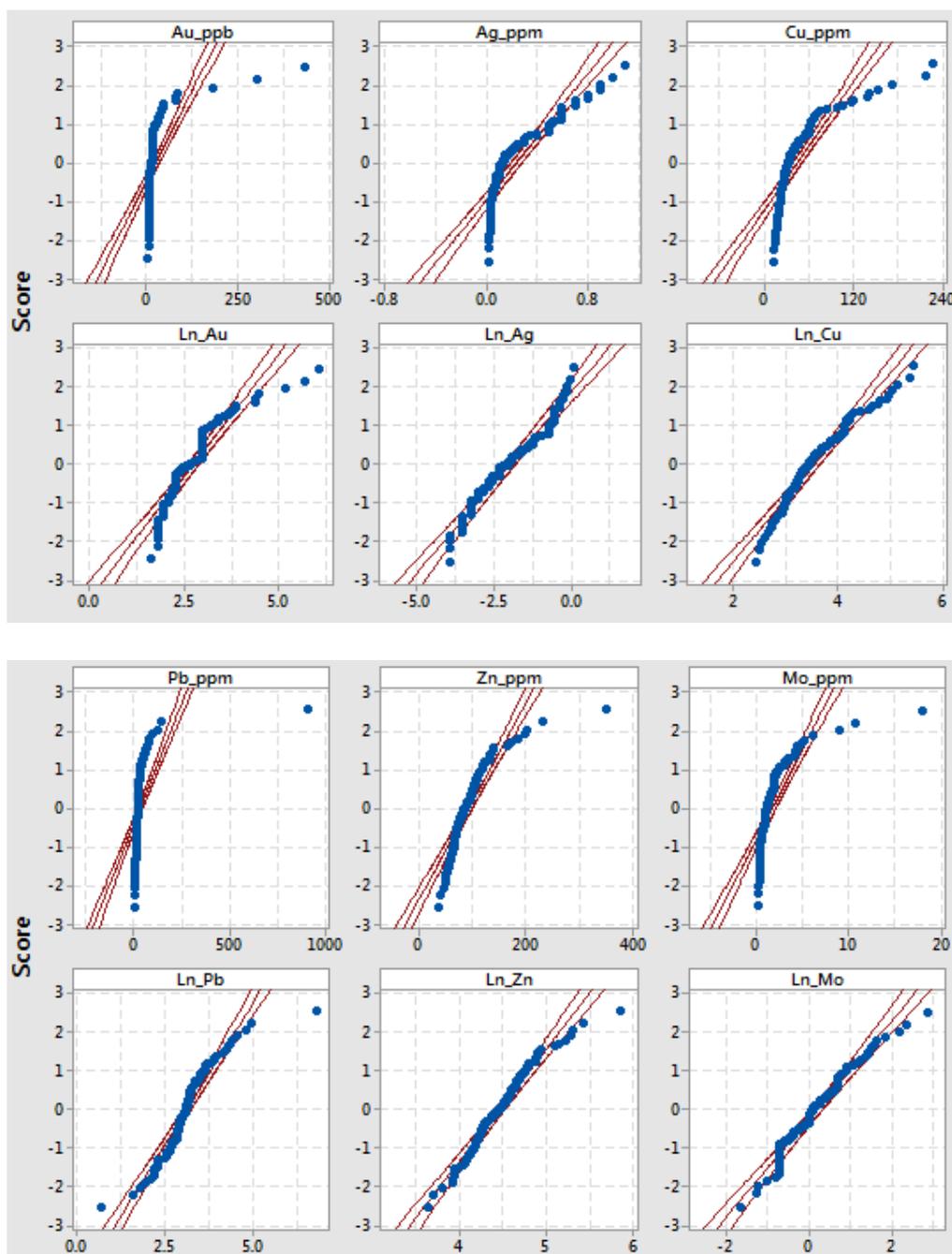


Figura 3.12. Plots de Probabilidad Normal del Au, Ag, Cu, Pb, Zn y Mo de la Población 3 con y sin transformación logarítmica, mostrando sus desviaciones del modelo de distribución normal (líneas de color marrón rojizo).

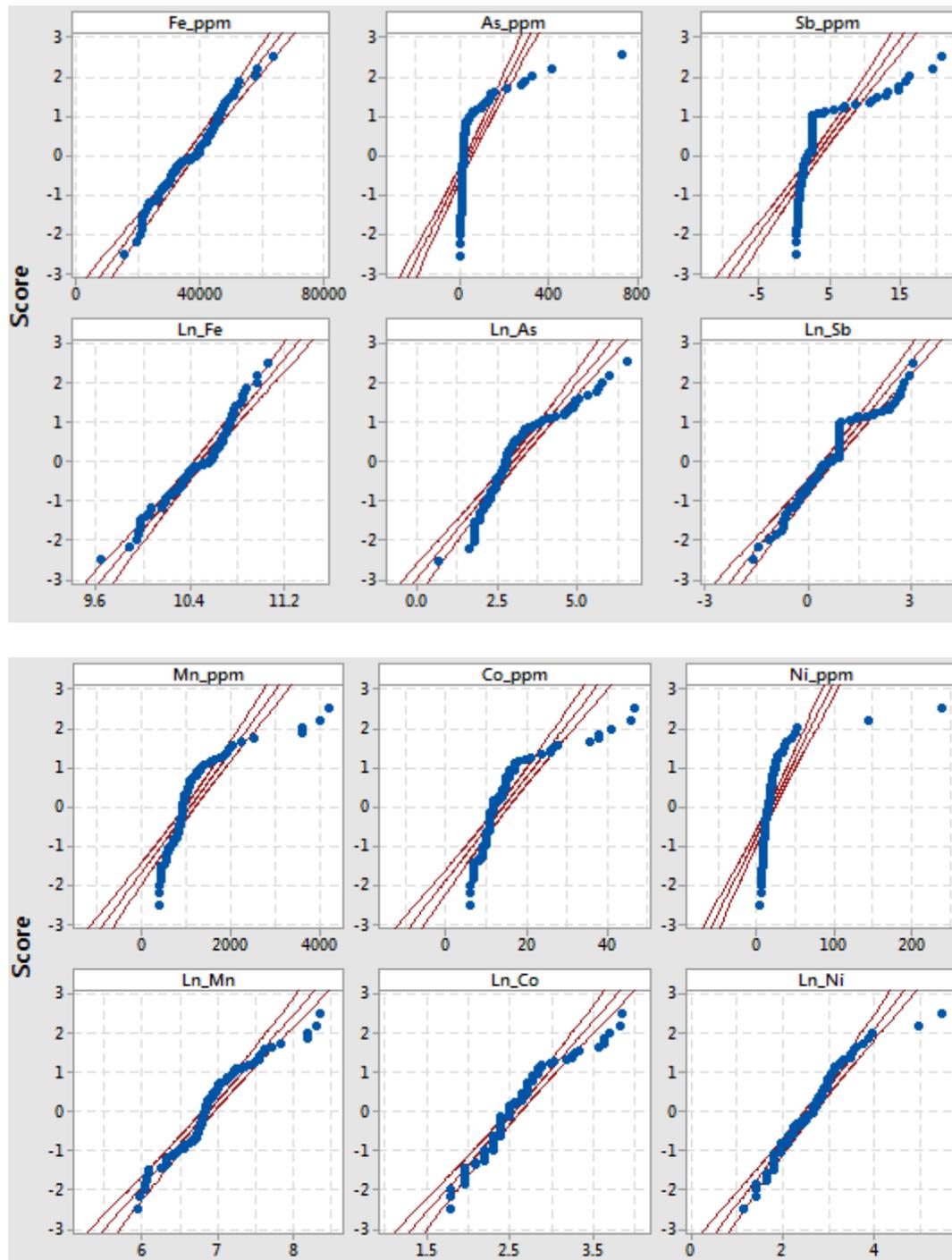


Figura 3.13. Plots de Probabilidad Normal del Fe, As, Sb, Mn, Co y Ni de la Población 3 con y sin transformación logarítmica, mostrando sus desviaciones del modelo de distribución normal (líneas de color marrón rojizo).

3.2.4 Intrusivos del Cretáceo Superior - Paleógeno (Batolito de la Costa)

En la Tabla 3.5 se puede apreciar que en el conjunto de datos sin procesar (RAW), las Medias son mayores que las Medianas y las SDEVs son mayores que las MADs.

Tabla 3.5. Estadística Clásica y EDA de los elementos de la Población 4 sin y con transformación logarítmica natural en base e.

	MIN		MAX		MEAN (Media)		SDEV (Standard Deviation)			MEDIAN (mediana)		MAD (Median Absolute Deviation)		
	RAW	RAW	RAW	Log _e	RAW	Log _e	RAW	Log _e	Antilog _e	RAW	Log _e	RAW	Log _e	Antilog _e
Au (ppb)	5	594	19.499	2.63	38.14	0.61	1.85	10	2.30	0.00	0.00	1.00		
Ag	0.02	1.8	0.25339	-1.53	0.18	0.55	1.73	0.25	-1.39	0.00	0.00	1.00		
Cu	15	256	56.637	3.91	31.05	0.48	1.62	49.55	3.90	16.60	0.35	1.42		
Pb	2	324	42.093	3.51	38.27	0.64	1.90	30	3.40	10.00	0.34	1.40		
Zn	22	604	124.84	4.72	70.28	0.44	1.55	105	4.65	24.00	0.24	1.28		
Mo	0.25	32	2.3407	0.56	3.11	0.71	2.02	1.97	0.68	0.69	0.42	1.52		
Fe	20600	83400	42471	10.63	9177.00	0.22	1.24	42100	10.65	5500.00	0.13	1.14		
As	2	376	29.856	2.97	49.90	0.75	2.12	18	2.89	5.00	0.25	1.29		
Sb	0.18	20.3	2.8759	0.62	3.59	0.88	2.41	2.05	0.72	0.71	0.42	1.52		
Mn	358	2170	757.19	6.58	284.47	0.31	1.36	679.5	6.52	115.50	0.18	1.19		
Co	6	37	13.919	2.58	4.82	0.32	1.37	13	2.56	3.00	0.21	1.23		
Ni	3	68	21.092	2.89	11.81	0.58	1.79	19	2.94	7.00	0.39	1.47		

Debido a que el conjunto de datos uni-elementales son ya sea moderada o fuertemente sesgados hacia la derecha, los valores de sus Media - 2SDEV son mayormente negativos mientras que los valores de sus Mediana - 2MAD son mayormente positivos. Los valores negativos de la Media - 2SDEV indican que los estimados de la media en el conjunto de datos sin transformar no son estadísticamente significativos. Por lo tanto, se puede deducir que cualquier estimado del Threshold de acuerdo a Media + 2SDEV tampoco es significativo.

Al aplicar transformación logarítmica se reduce el Skewness tal como se aprecia en los gráficos de las Figuras 3.14, 3.15 y 3.16. En la Tabla 3.5 también observamos que los anti-logs de las SDEVs y MADs del conjunto de datos transformados son mucho más pequeños que sus datos sin procesar (RAW), excepto para la Ag en su SDEV, dado que más del 57% de sus valores están muy próximos a su Media; y para el Au, Ag, Mo y Sb en sus MADs, dado que más del 54%, 57%, 40% y 60% de sus datos son iguales a su mediana respectivamente.

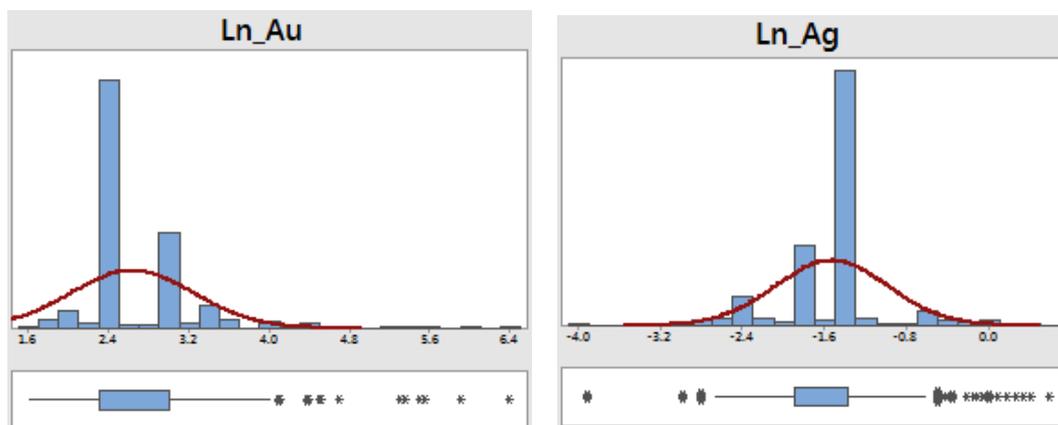


Figura 3.14. Histogramas y BoxPlots del Au y Ag de la Población 4 con transformación logarítmica.

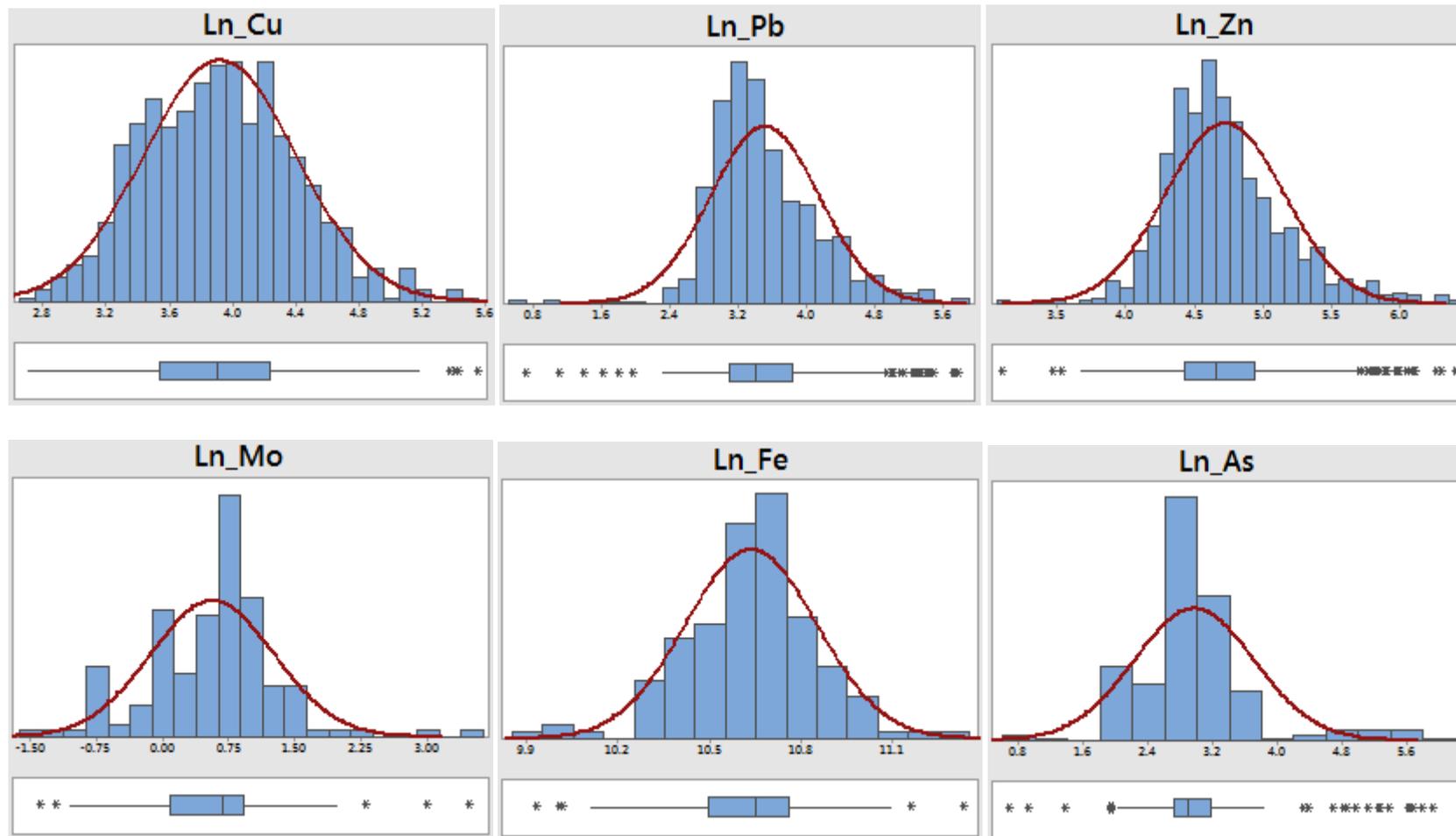


Figura 3.15. Histogramas y BoxPlots del Cu, Pb, Zn, Mo, Fe y As de la Población 4 con transformación logarítmica.

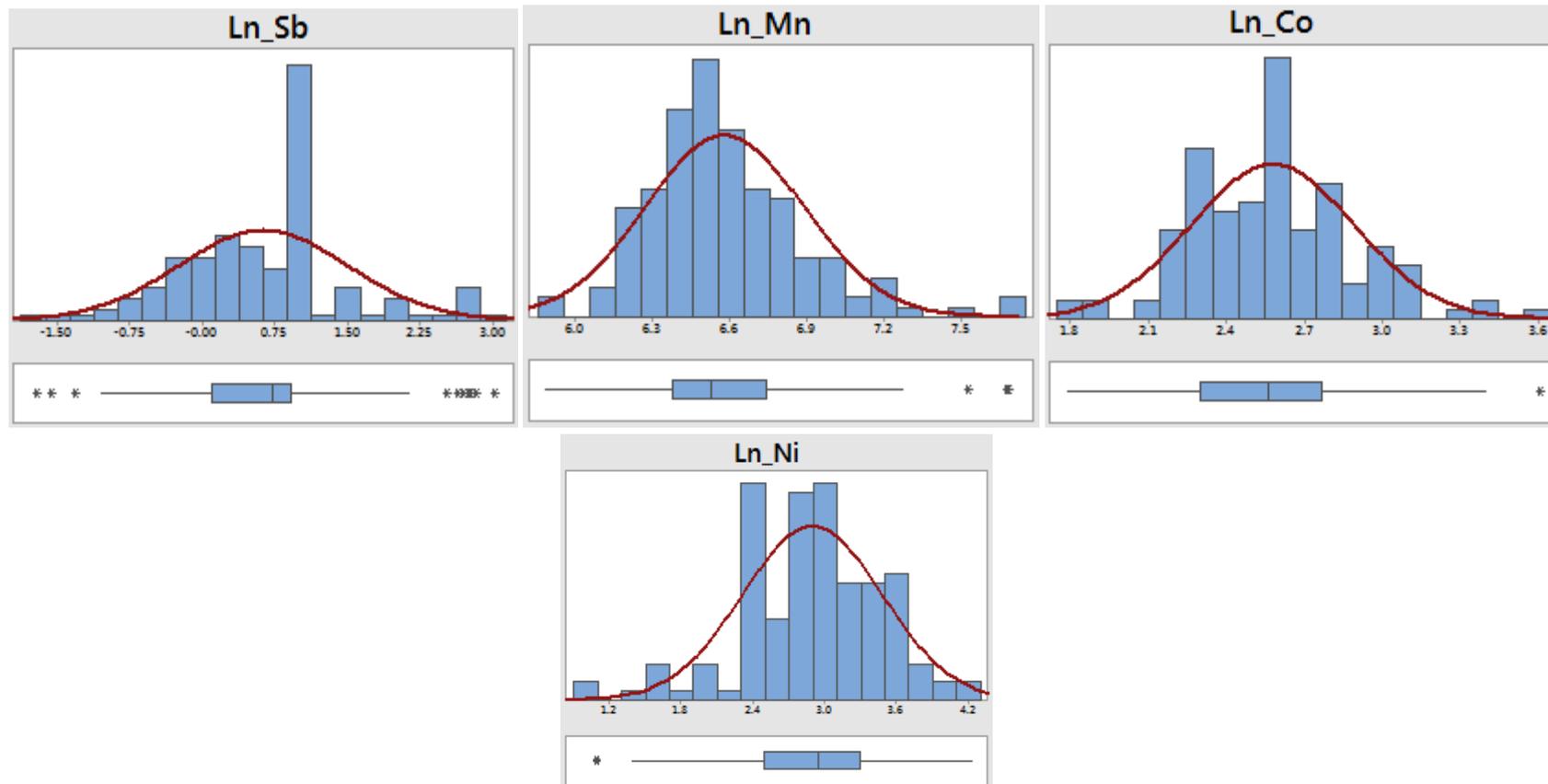


Figura 3.16. Histogramas y BoxPlots del Sb, Mn, Co y Ni de la Población 4 con transformación logarítmica.

El conjunto de datos transformados de la Población 4, sin embargo, no siguen estrictamente una distribución normal tal como se ve en los gráficos de las Figuras 3.17 y 3.18.

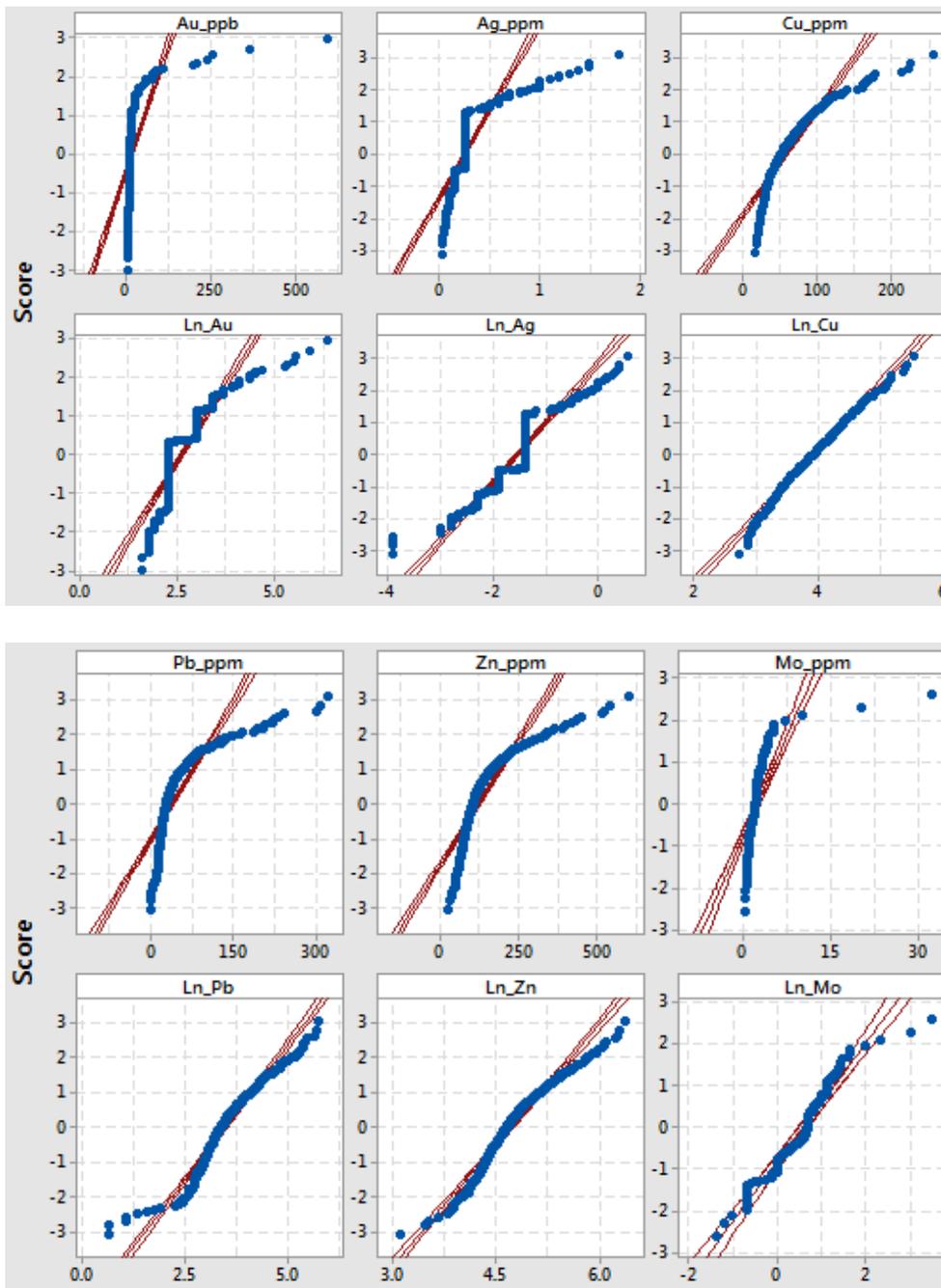


Figura 3.17. Plots de Probabilidad Normal del Au, Ag, Cu, Pb, Zn y Mo de la Población 4 con y sin transformación logarítmica, mostrando sus desviaciones del modelo de distribución normal (líneas de color marrón rojizo).

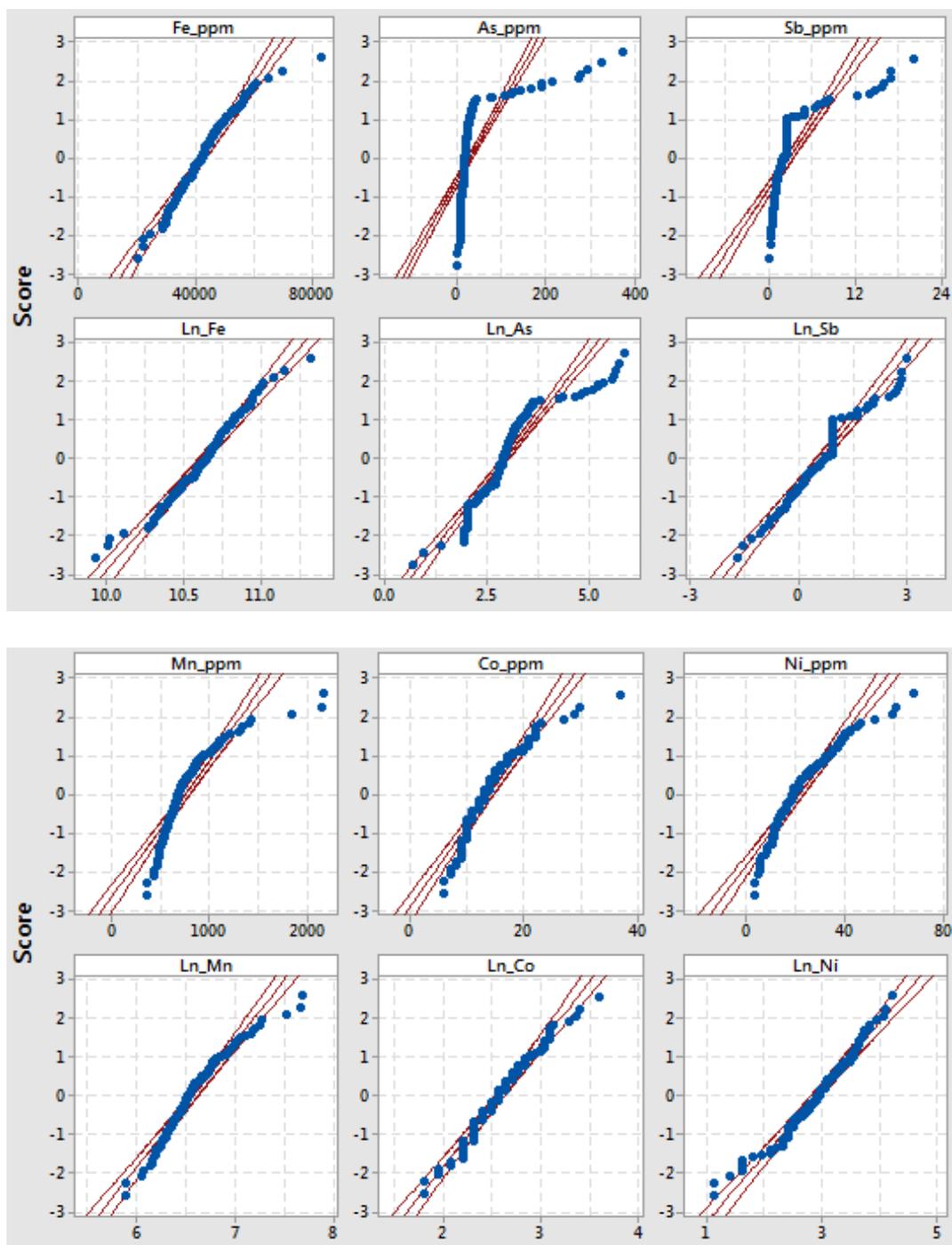


Figura 3.18. Plots de Probabilidad Normal del Fe, As, Sb, Mn, Co y Ni de la Población 4 con y sin transformación logarítmica, mostrando sus desviaciones del modelo de distribución normal (líneas de color marrón rojizo).

Los resultados en general indican que los estimados de la estadística descriptiva clásica, a diferencia de los estimados de la estadística descriptiva EDA, son mucho más sensitivos a los valores dentro o cerca de una o ambas colas de cualquiera de los datos. Los resultados también muestran que la \log_e -transformación ha reducido las influencias de los valores muy bajos o muy altos en o cerca de una o ambas colas de cualquiera de los datos y así mejoró la simetría de la distribución.

3.2.5 Análisis del Threshold y anomalías de los datos unielementales

3.2.5.1 Sedimentos clásticos del Jurásico (Js - Chicama)

La Tabla 3.6 muestra los valores Threshold definidos como la Media+2SDEV, Mediana + 2 MAD y Boxplot UW para cada uno de los elementos tanto crudos como con transformación logarítmica natural en base e. Para el conjunto de datos crudos unielementales, los valores Threshold definidos por la mediana + 2MAD son siempre los más bajos, seguidos por los threshold definidos ya sea por el boxplot UW o la media +2SDEV, dependiendo del elemento. Para los datos Log_e transformados, los valores Threshold definidos por la mediana + 2MAD son siempre los más bajos, seguidos mayormente por aquellos definidos por la media + 2SDEV y los valores threshold definidos por el boxplot UW son mayormente más altos, dependiendo del elemento. Estos hallazgos sobre el ranking de los valores threshold definidos por cada uno de los tres métodos y por tipo de datos (crudos o Log_e -transformados) son consistentes con los hallazgos de Reimann et al. (2005).

Tabla 3.6. Valores Threshold definidos como Media+2SDEV, Mediana+2MAD y Boxplot UW de los datos de la Población 1, sin y con transformación Log_e .

	MEAN+2SDEV			MEDIAN+2MAD			Boxplot UW		
	RAW	Log_e	Antilog $_e$	RAW	Log_e	Antilog $_e$	RAW	Log_e	Antilog $_e$
Ag	0.42015	-0.657	0.52	0.25	-1.3863	0.25	0.25	-0.693147	0.50
Cu	109.206	4.7047	110.47	63.85	4.265132	71	88	4.77068	118
Pb	37.192	3.7017	40.52	32	3.500588	33	36	3.7612	43
Zn	191.01	5.2471	190.01	122.95	4.842932	127	156.4	5.18178	178

Debido a que los datos Log_e transformados se aproximan a distribuciones simétricas (Figura 3.3), los valores threshold determinados de tales datos deberían ser usados en el mapeo de anomalías. La información en la Tabla 3.6 ya indica que los valores threshold de la mediana + 2MAD resultan en el más alto número de anomalías,

seguido por los valores threshold de la media + 2SDEV y luego por los valores threshold del boxplot UW.

3.2.5.2 Sedimentos del Cretácico Inferior (Chimú, SaCa, Casma)

La Tabla 3.7 muestra las mismas conclusiones que la Tabla 3.6.

Tabla 3.7. Valores Threshold definidos como Media+2SDEV, Mediana+2MAD y Boxplot UW de los datos de la Población 2, sin y con transformación Log_e.

	MEAN+2SDEV			MEDIAN+2MAD			Boxplot UW		
	RAW	Log _e	Antilog _e	RAW	Log _e	Antilog _e	RAW	Log _e	Antilog _e
Au (ppb)	111.999	3.6861	39.89	10	2.3026	10.00	30	3.78419	44
Ag	0.62138	-0.7037	0.49	0.25	-1.3863	0.25	0.26	-1.34707	0.26
Cu	100.163	4.6072	100.20	71	4.371552	79.17	96	4.84419	127
Pb	112.354	4.1235	61.78	34	3.64533	38.30	46	4.07754	59
Zn	183.62	5.1846	178.50	122	4.834126	125.73	152	5.11199	166
Mo	5.2849	1.77927	5.93	5	1.673974	5.33	4	1.60944	5
Fe	56362	10.947	56783.44	51050	10.850185	51543.70	58500	10.9768	58501
As	106.255	4.1989	66.61	32	3.542744	34.56	38	3.8712	48
Sb	8.2493	1.85199	6.37	2.5	0.91629	2.50	2.5	0.916291	2.5
Mn	1251.6	7.1506	1274.87	1155	7.0602096	1164.69	1224	7.18539	1320
Co	25.936	3.3211	27.69	21	3.055652	21.24	22	3.17805	24
Ni	58.101	4.0561	57.75	41	3.785782	44.07	49	4.06044	58

Debido a que los datos Log_e transformados se aproximan a distribuciones simétricas (Figuras 3.7 y 3.8), los valores threshold determinados de tales datos deberían ser usados en el mapeo de anomalías. La información en la Tabla 3.7 ya indica que los valores threshold de la mediana + 2MAD resultan en el más alto número de anomalías, seguido por los valores threshold de la media + 2SDEV y luego por los valores threshold del boxplot UW.

3.2.5.3 Volcánicos del paleógeno-Neógeno (Calipuy)

La Tabla 3.8 muestra similares conclusiones que la Tabla 3.7.

Tabla 3.8. Valores Threshold definidos como Media+2SDEV, Mediana+2MAD y Boxplot UW de los datos de la Población 3, sin y con transformación Log_e.

	MEAN+2SDEV			MEDIAN+2MAD			Boxplot UW		
	RAW	Log _e	Antilog _e	RAW	Log _e	Antilog _e	RAW	Log _e	Antilog _e
Au (ppb)	133.396	4.3366	76.45	25.5	3.415538	30.43	35	3.8712	48
Ag	0.73154	0.1655	1.18	0.31	-0.367704	0.69	0.7	0.0953102	1.10
Cu	116.311	4.7747	118.47	53.4	4.21306	67.56	98	5.14575	171.70
Pb	194.496	4.4919	89.29	32	3.606658	36.84	44	3.97029	53
Zn	172.501	5.1616	174.44	123	4.900726	134.39	141	5.22575	186
Mo	6.0505	1.7683	5.86	2.315	1.23991	3.46	3.51	2.18942	8.93
Fe	56132	11.036	62068.88	53400	10.923572	55468.58	64100	11.0682	64100
As	220.404	5.0227	151.82	28	3.58353	36.00	49	4.30407	74
Sb	11.1395	2.48727	12.03	3.16	1.304572	3.69	4.23	2.1471	8.56
Mn	2391.8	7.7813	2395.39	1236	7.150576	1274.84	1510	7.41216	1656
Co	29.52	3.3781	29.32	16	2.849544	17.28	21	3.29584	27
Ni	68.707	3.9123	50.01	24	3.522766	33.88	35	3.93183	51

Debido a que los datos Log_e transformados se aproximan a distribuciones simétricas (Figuras 3.12 y 3.13), los valores threshold determinados de tales datos deberían ser usados en el mapeo de anomalías. La información en la Tabla 3.8 ya indica que los valores threshold de la mediana + 2MAD resultan en el más alto número de anomalías, seguido por los valores threshold de la media + 2SDEV y luego por los valores threshold del boxplot UW.

3.2.5.4 Intrusivos del Cretáceo Superior (Batolito de la Costa)

La Tabla 3.9 muestra las mismas conclusiones que la Tabla 3.6.

Tabla 3.9. Valores Threshold definidos como Media+2SDEV, Mediana+2MAD y Boxplot UW de los datos de la Población 4, sin y con transformación Log_e .

	MEAN+2SDEV			MEDIAN+2MAD			Boxplot UW		
	RAW	Log_e	Antilog _e	RAW	Log_e	Antilog _e	RAW	Log_e	Antilog _e
Au (ppb)	95.773	3.8644	47.67	10	2.3026	10	34	4.00733	55
Ag	0.62291	-0.4402	0.64	0.25	-1.3863	0.25	0.4	-0.63488	0.53
Cu	118.733	4.8817	131.85	82.75	4.598268	99.31	120	5.17048	176
Pb	118.635	4.7885	120.12	50	4.074144	58.80	82	4.91265	136
Zn	265.4	5.5931	268.57	153	5.141758	171.02	221.3	5.70378	300
Mo	8.5615	1.9666	7.15	3.35	1.519188	4.57	4.31	1.9615	7.11
Fe	60825	11.066	63959.16	53100	10.9062	54513.19	61100	11.0883	65401.47
As	129.654	4.4655	86.96	28	3.393028	29.76	37	3.82864	46
Sb	10.0653	2.3852	10.86	3.46	1.560746	4.76	4.09	2.1318	8.43
Ba	813.5	7.2287	1378.43	656.5	6.565672	710.29	851	6.91274	1005
Co	23.567	3.2136	24.87	19	2.980178	19.69	23	3.4012	30
Ni	44.708	4.0622	58.10	33	3.719932	41.26	46	4.21951	68

Debido a que los datos Log_e transformados se aproximan a distribuciones simétricas (Figuras 3.17 y 3.18), los valores threshold determinados de tales datos deberían ser usados en el mapeo de anomalías. La información en la Tabla 3.9 ya indica que los valores threshold de la mediana + 2MAD resultan en el más alto número de anomalías, seguido por los valores threshold de la media + 2SDEV y luego por los valores threshold del boxplot UW.

3.2.6 Análisis del Threshold y anomalías de los datos totales

Los threshold's hallados por Población nos serían muy útiles para hacer análisis predictivo de anomalías a nivel local o distrital, pero a nivel regional, tal como el área de la tesis, se nos presentó un problema a la hora de unir los threshold's de todas las poblaciones por elemento dada la forma en que trabaja el interpolador IDW de MapInfo, por lo que se tuvo que trabajar con todos los datos, previa depuración en Minitab de los valores cero (0) sobre todo para hacer plots de probabilidad normal más robustos.

La Tabla 3.10 muestra los valores Threshold definidos como la Media+2SDEV, Mediana + 2 MAD y Boxplot UW para cada uno de los elementos tanto crudos como con transformación logarítmica natural en base e. Para el conjunto de datos crudos unielementales, los valores Threshold definidos por la mediana + 2MAD son siempre los más bajos, seguidos por los threshold definidos ya sea por el boxplot UW o la media +2SDEV, dependiendo del elemento. Para los datos Log_e transformados, los valores Threshold definidos por la mediana + 2MAD son siempre los más bajos, seguidos mayormente por aquellos definidos por la media + 2SDEV y los valores threshold definidos por el boxplot UW son mayormente más altos, dependiendo del elemento.

Los datos de la Tabla 3.10 serán usados para crear mapas de grid continua con el fin de generar mapas binarios que van a ser nuestras capas de evidencias geoquímicas que abarcaran áreas asociadas con depósitos u ocurrencias (dentro del patrón o inside) y áreas no asociadas con los depósitos u ocurrencias (fuera del patrón o outside).

Tabla 3.10. Valores Threshold definidos como Media+2SDEV, Mediana+2MAD y Boxplot UW de los datos totales, sin y con transformación Log_e.

	MIN	MAX	MEDIAN (mediana)		MEAN+2SDEV			MEDIAN+2MAD			Boxplot UW		
	RAW	RAW	RAW	Log _e	RAW	Log _e	Antilog _e	RAW	Log _e	Antilog _e	RAW	Log _e	Antilog _e
Au (ppb)	5	729	10	2.30	107.177	3.8461	46.81	10	2.30	10.00	35	4	55.00
Ag	0.02	3	0.25	-1.39	0.63	-0.4229	0.66	0.25	-1.39	0.25	0.4	-0.63	0.53
Cu	11	358	47	3.85	111.33	4.78	119.10	75	4.47	87.13	107.4	5.09	162.39
Pb	2	910	26	3.26	126.03	4.52	91.84	40	3.80	44.54	57	4.38	79.84
Zn	22	604	100	4.61	227.58	5.41	223.63	134	4.96	142.39	176	5.34	209.00
Mo	0.19	32	1.62	0.48	7.04	1.93	6.89	3.08	1.44	4.24	4.43	2.19	8.94
Fe	15400	83400	42050	10.65	59715	11.08	64860.88	52550	10.90	54241.41	61800	11.09	65512.75
As	2	727	20	2.99	148.77	4.54	93.69	30	3.57	35.35	43	4.14	62.80
Sb	0.18	20.9	2.5	0.92	10.08	2.37	10.70	3.97	1.59	4.92	4.23	1.95	7.03
Mn	358	4205	857	6.75	1830.47	7.5	1808.04	1219	7.17	1294.66	1510	7.56	1919.85
Co	4	47	14	2.64	26.99	3.37	29.08	20	3.12	22.70	26	3.47	32.14
Ni	3	239	19	2.94	59.77	4.19	66.02	35	3.86	47.42	52	4.22	68.03

En la Figura 3.19 se observa que tanto el oro como la plata presentan una desviación más pronunciada del modelo de distribución normal, por lo que sus mapas binarios no van a ser muy confiables por lo que hay que tener cuidado con ellos en la interpretación.

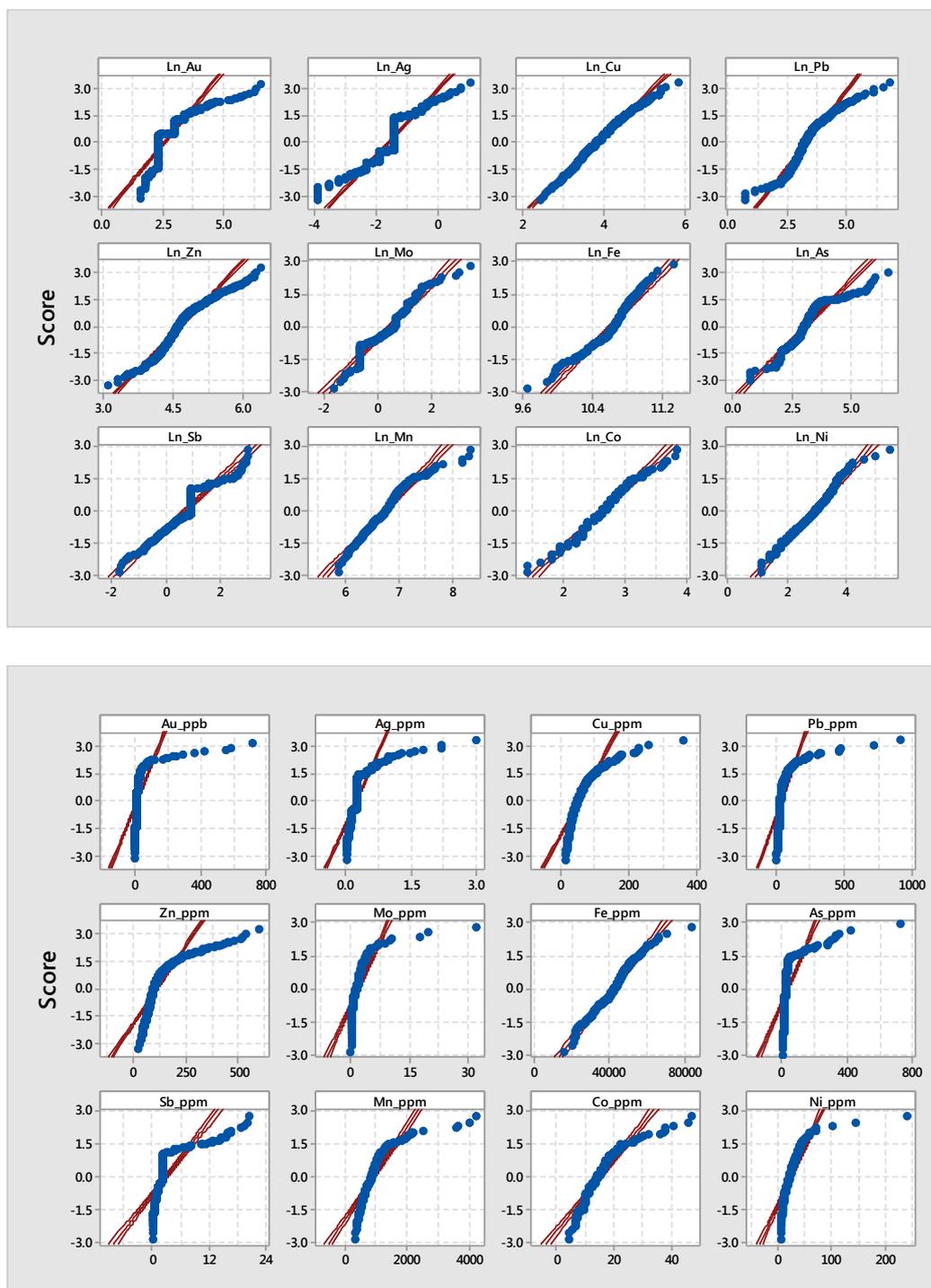


Figura 3.19. Plots de Probabilidad Normal de los 12 elementos seleccionados con y sin transformación logarítmica, mostrando sus desviaciones del modelo de distribución normal (líneas de color marrón rojizo).

3.3 Extracción de evidencia estructural

Un lineamiento es una característica lineal mapeable, simple o compuesta de una superficie, cuyas partes están alineados en una relación rectilínea o ligeramente curvilínea que se diferencia claramente de los patrones de las características adyacentes y presumiblemente refleja un fenómeno del subsuelo (Oleary et al., 1976). Se cree que los lineamientos son las expresiones de estructuras antiguas de la corteza profunda o trans-litosféricas, que periódicamente han sido reactivadas como planos de debilidad durante los eventos tectónicos posteriores. Estos planos de debilidad, y, en particular, sus intersecciones, pueden proporcionar canales de alta permeabilidad para el ascenso de los fluidos de mineralización derivados de la profundidad (Richards, 2000).

Los datos estructurales fueron extraídos de la base de datos del GEOCATMIN y de la página principal del INGEMMET de donde se descargaron los Boletines N°8 y N°28, con información estructural sobre la zona de estudio. También se descargaron las hojas IGN de los cuatro cuadrángulos que abarcan la zona de estudio, así como un artículo de Pedro Navarro: “Características Metalogenéticas de los yacimientos asociados al Grupo Calipuy en el Norte del Perú, Departamento de La Libertad y Ancash”, con el fin de digitalizar algunas fallas que no estaban en los mapas bajados del GEOCATMIN.

El mapa final se muestra en la Figura 3.20, donde se puede apreciar las fallas de la zona de estudio sobre una imagen ASTER GDEM. Esta capa de fallas consta de 50 polilíneas, algunas de las cuales son muy pequeñas. También se puso las fallas sobre una imagen LANDSAT 7 ETM+ en una combinación RGB 742 lo cual resalta la vegetación (Figura 3.21).

En ambas imágenes se puede apreciar que en el área de estudio predominan las fallas con rumbo NW sobre las NE, tal como lo asevera Aurelio Cossío Navarro en el Boletín N°8, cuando dice que las fallas más importantes de esta área son inversas y tienen rumbos que varían de N a NW y buzamientos hacia el E y NE con ángulos relativamente altos.

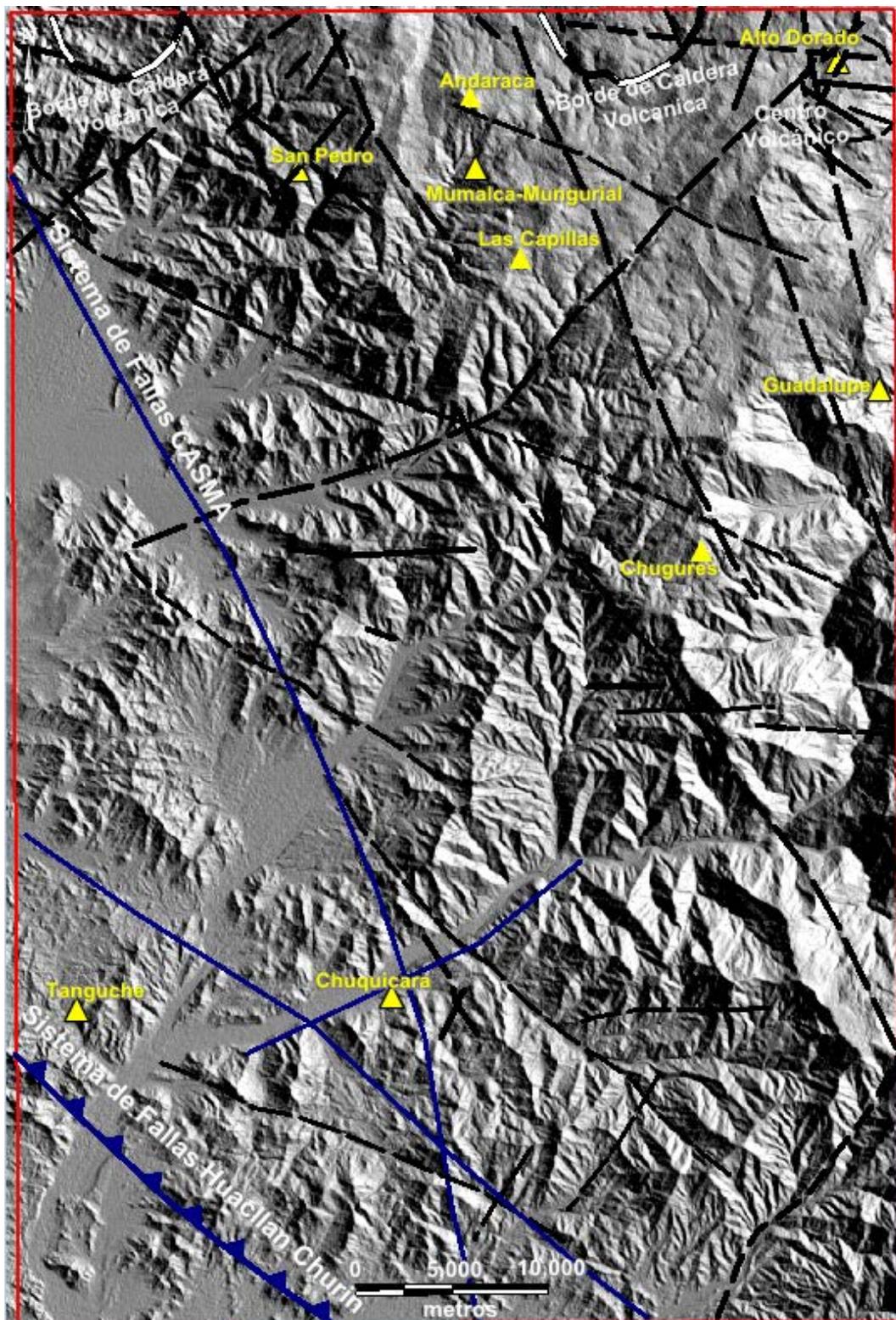


Figura 3.20. Fallas de la zona de estudio sobre una imagen ASTER GDEM v2, las cuales tienen una resolución espacial de 30m (1 arco-segundo).

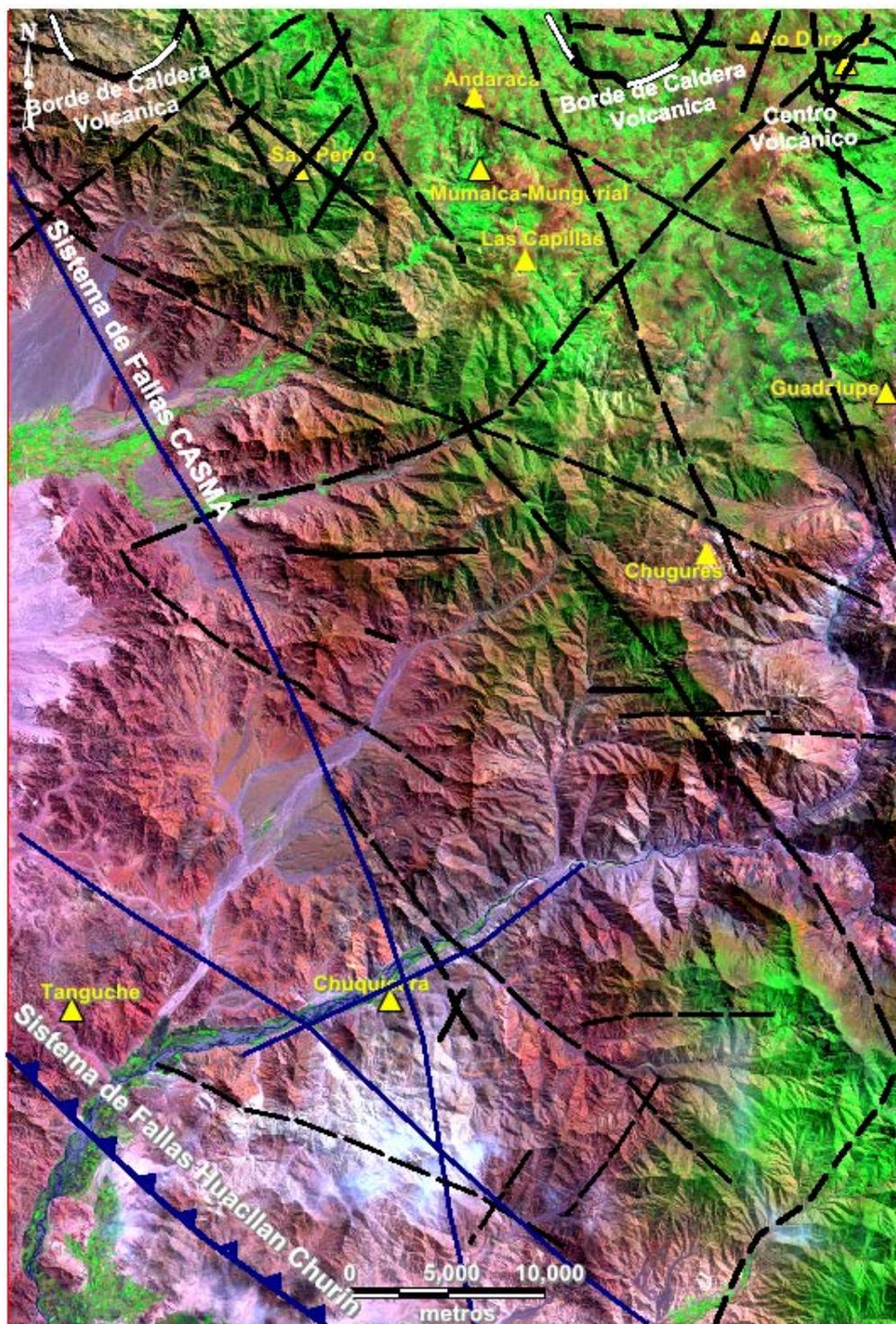


Figura 3.21. Fallas de la zona de estudio sobre una imagen LANDSAT 7 ETM+, en una combinación RGB 742 y con una resolución espacial de 30 m. Esta combinación resalta mejor la vegetación, las rocas y las estructuras.

Para tener una idea del estilo estructural del área de estudio, hay que tener en cuenta las observaciones del Boletín N°21 Serie B (2009), donde se dice que las fallas tienen direcciones andinas (NW-SE), producto de la compresión por subducción de la placa de Nazca y que además generó el volcanismo del Calipuy y un sistema transversal (NE-SW a E-W) con muchas vetas rellenas de mineral.

Por otro lado, en el artículo “Características Metalogénicas de los Yacimientos asociados al Grupo Calipuy en el Norte del Perú, Departamento de La Libertad, Ancash (2009)”, Pedro Navarro determina que en la zona de La Libertad el Mioceno inferior a medio (18 a 9 Ma) es el periodo de tiempo idóneo para la prospección de nuevos yacimientos epitermales auríferos y del tipo pórfido de cobre y cobre-oro, alojados en rocas volcánicas o sedimentarias. Para esto se está considerando que el emplazamiento de los cuerpos intrusivos en esta zona, se ha producido entre los 23 a 18 Ma que corresponde al evento tectónico Quechua I y que coinciden con el volcanismo Calipuy.

Por lo tanto, todos estos papers están de acuerdo en que la fase Quechua I es el evento tectónico compresivo culpable de la mineralización en la zona y que aparte de las fallas NW-SE vamos a encontrar también las fallas NE-SW favorables a la mineralización.

Las fallas no pueden ser usadas directamente en WofE, Fuzzy Logic o Neural Network, requieren dilatación. La dilatación de una línea o punto se hace aplicando Buffering. El Buffer viene a ser el polígono que enmarca el área de influencia que resulta al tomar una determinada distancia desde un punto, línea u otro polígono. En WofE, un método típico para determinar el ancho del óptimo Buffer es generar múltiples Buffers anulares (Ring) y encontrar el radio del Buffer correspondiente al contraste del peso máximo.

Para poder crear la capa de evidencia de fallas, nuestra base de datos debe tener los campos de Azimut y valores de Octante para la dirección de la línea, tal que un valor de octante 8 corresponderá al rango 315°-360°, y que al seleccionar, por ejemplo, todas las fallas con valores de octante 4 y 8 significa que estamos escogiendo todas la fallas NW y SE.

3.3.1 Ocurrencias minerales vs fallas / fracturas de los Octantes 1 y 5

Seleccionamos todas las fallas que caen en los octantes 1 y 5 y creamos 3 Buffers con incrementos de 100 m y 5 Buffers con incrementos de 1000 m alrededor de las fallas seleccionadas (Figura 3.22).

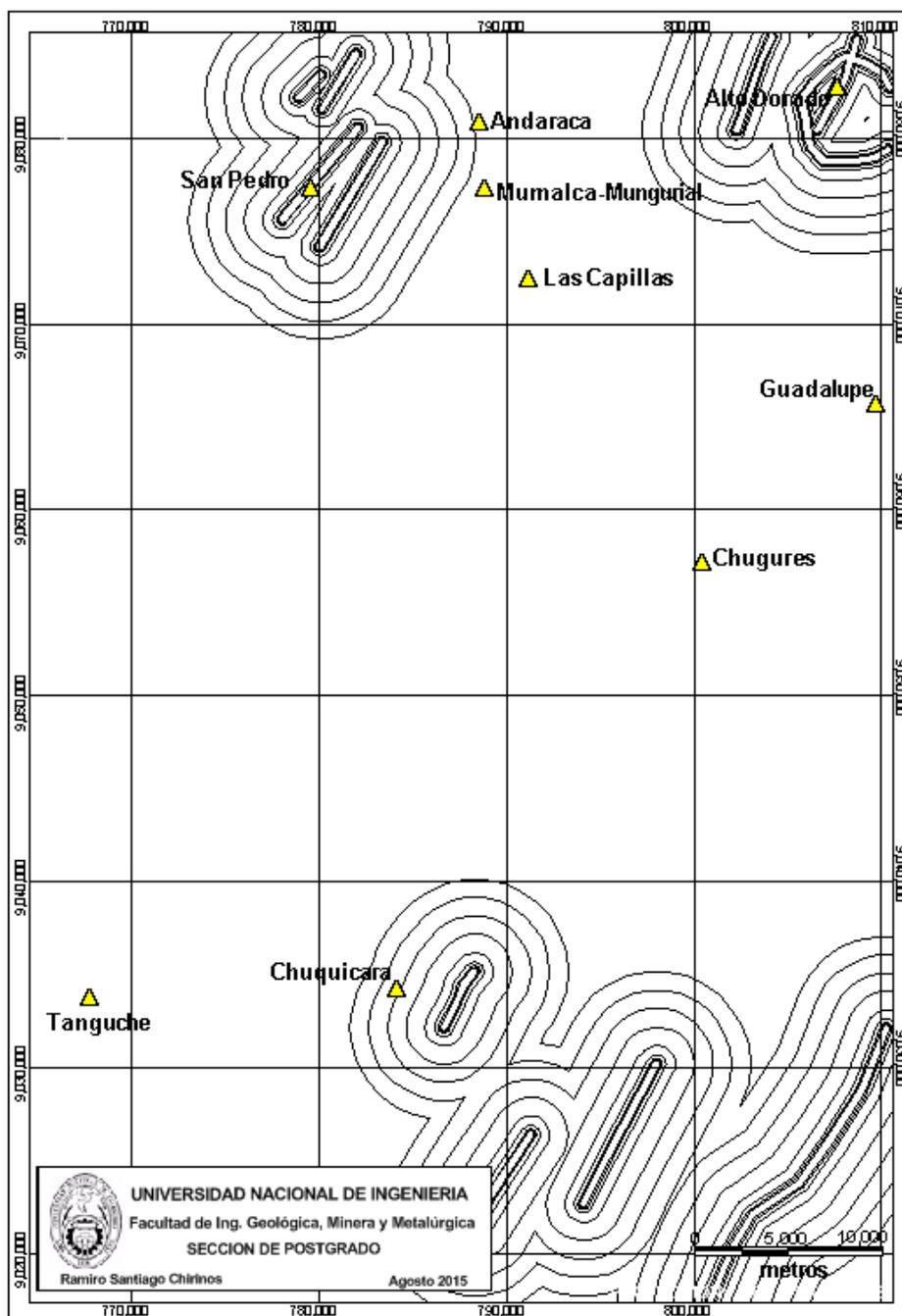


Figura 3.22. Mapa de ocurrencias minerales con distancias favorables a las Fallas / Fracturas de los octante 1 y 5 (NNE-SSW).

3.3.2 Ocurrencias minerales vs fallas / fracturas de los Octantes 2 y 6

Seleccionamos todas las fallas que caen en los octantes 2 y 6 y creamos 13 Buffers alrededor de las fallas seleccionadas. 1 Buffer a 200m, luego 5 Buffers con incrementos de 100 m empezando con 500 m y por ultimo 7 Buffers con incrementos de 1000 m hasta completar los 7 km, (Figura 3.23).

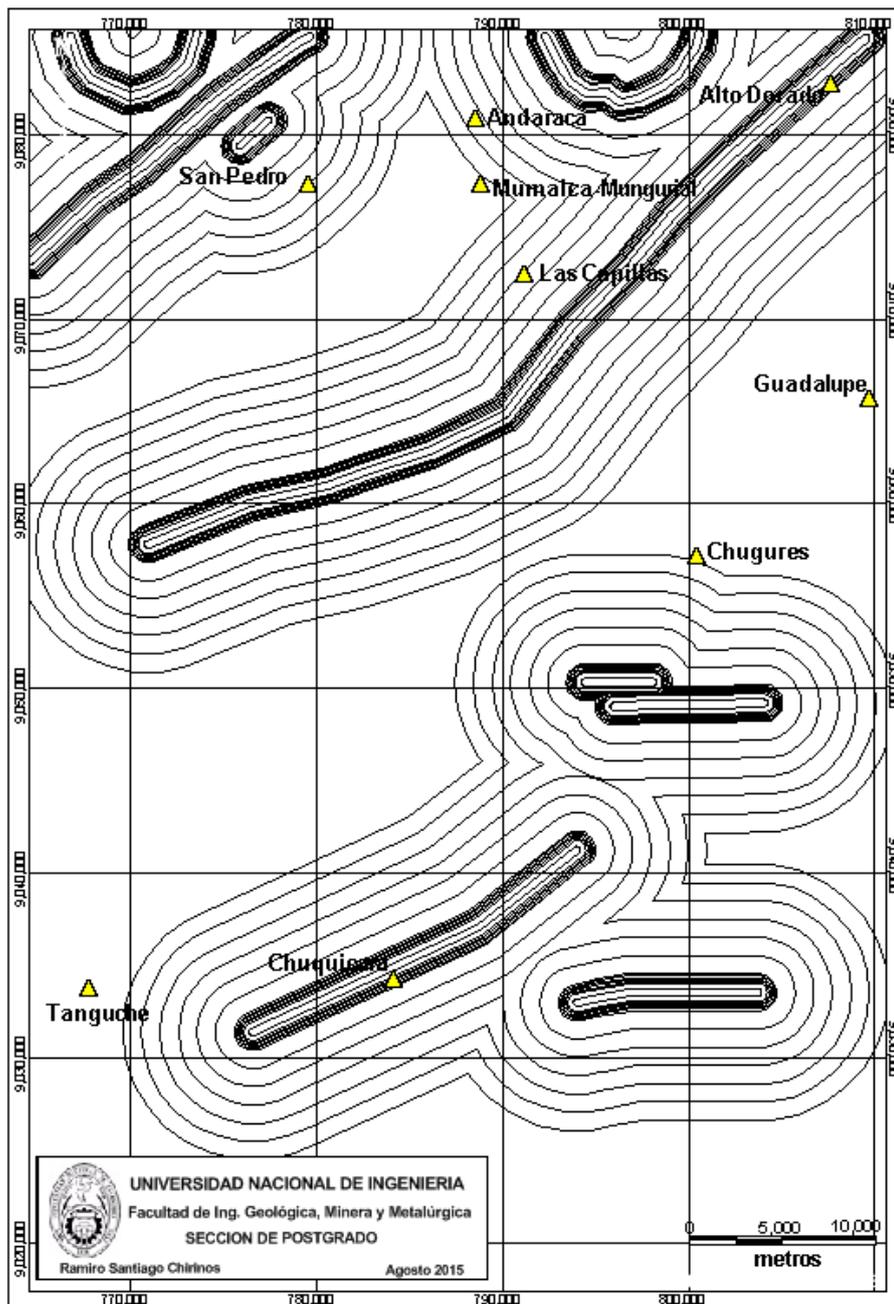


Figura 3.23. Mapa de ocurrencias minerales con distancias favorables a las Fallas / Fracturas de los octante 2 y 6 (NE-SW).

3.3.3 Ocurrencias minerales vs fallas / fracturas de los Octantes 3 y 7

Seleccionamos todas las fallas que caen en los octantes 3 y 7 y creamos 31 Buffers alrededor de las fallas seleccionadas. (Figura 3.24).

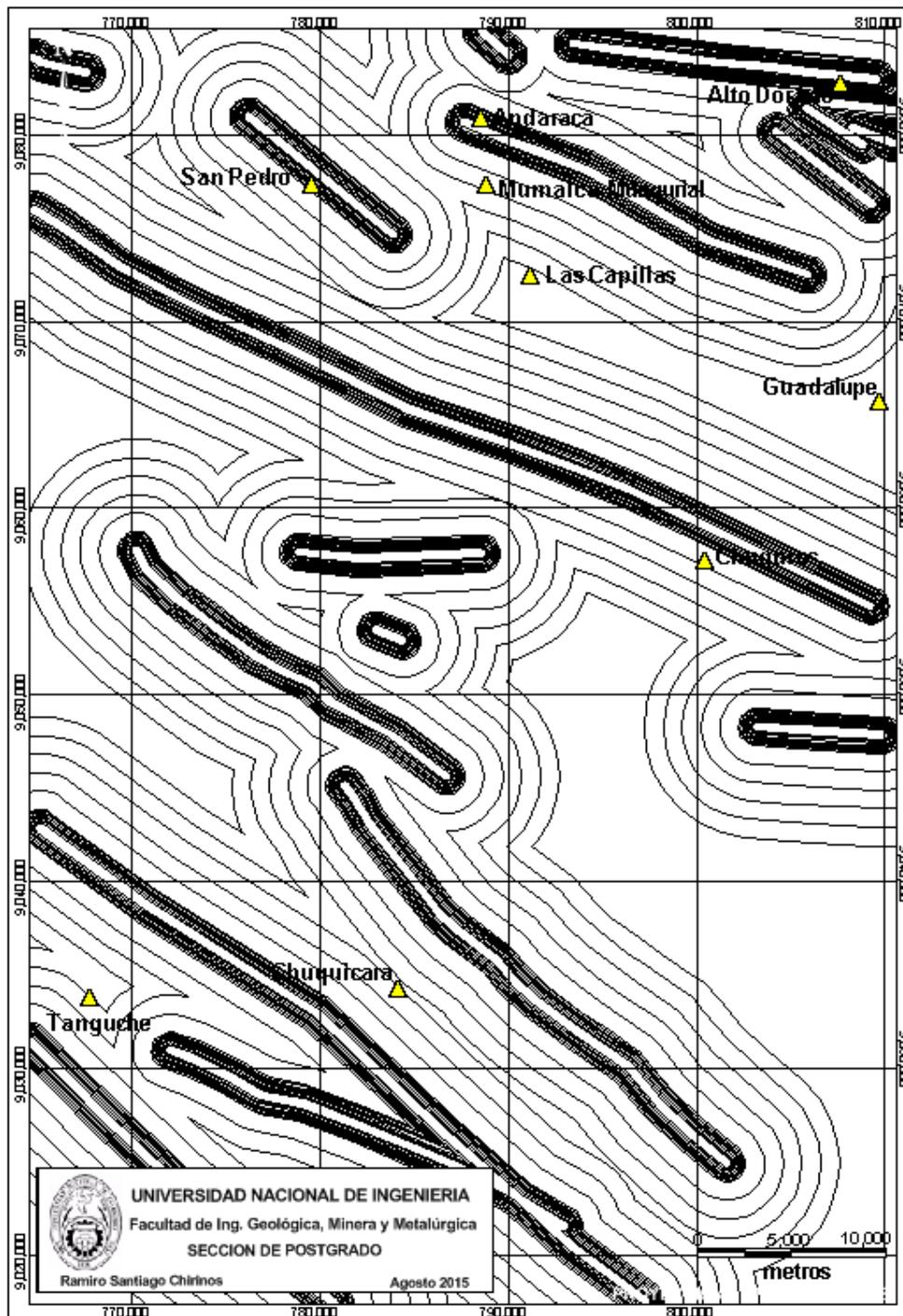


Figura 3.24. Mapa de ocurrencias minerales con distancias favorables a las Fallas / Fracturas de los octante 3 y 7 (SE-NW).

3.3.4 Ocurrencias minerales vs fallas / fracturas de los Octantes 4 y 8

Seleccionamos todas las fallas que caen en los octantes 4 y 8 y creamos 24 Buffers alrededor de las fallas seleccionadas. (Figura 3.25).

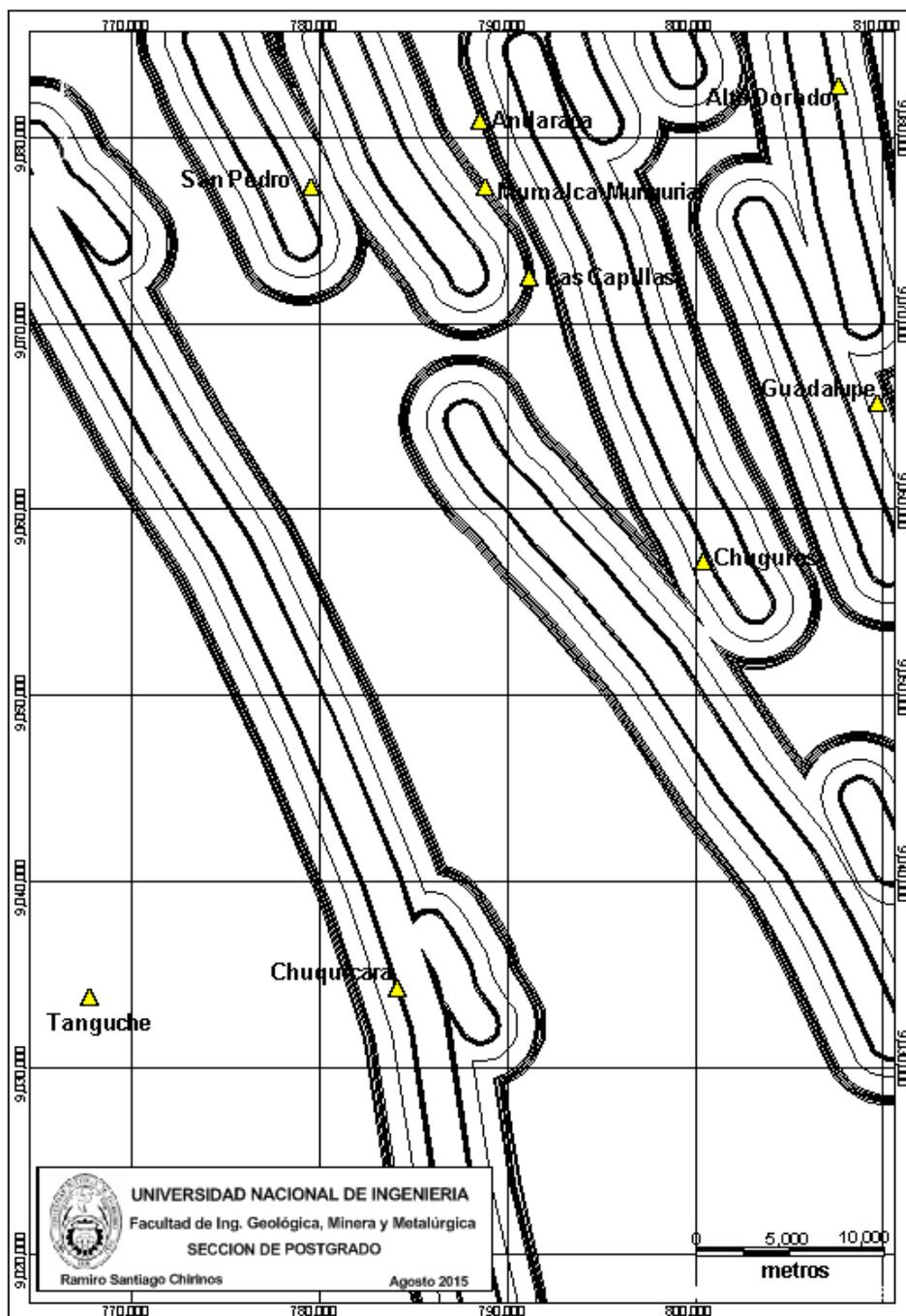


Figura 3.25. Mapa de ocurrencias minerales con distancias favorables a las Fallas / Fracturas de los octante 4 y 8 (SSE-NNW).

3.4 Extracción de evidencia Hidrotermal usando imágenes ASTER

La presencia o proximidad a zonas de alteración hidrotermal es una de los criterios para el reconocimiento de depósitos definido en el Capítulo II. Esta evidencia espacial es mapeada con el método CEM usando imágenes ASTER AST_07.

3.4.1 Aplicación del método Constrained Energy Minimization (CEM)

El algoritmo Constrained Energy Minimization (CEM) se originó a partir de la investigación de procesamiento de señales en la formación de haz adaptativo para el procesamiento de matrices (Frost 1972, como se cita en Chang et al. 2000). El algoritmo intenta maximizar la respuesta de una firma espectral objetivo, mientras que suprime la respuesta de las firmas espectrales del background desconocido (Homayouni and Roux, 2003).

Esto se hace mediante la selección y evaluación del espectro del material objetivo y luego construyendo un operador lineal, o filtro, que aumentaría la respuesta del objetivo deseado, mientras que las respuestas provocadas por materiales desconocidos se minimizan (Chang et al. 2000).

La técnica es, de alguna manera, similar a la configuración de una antena para maximizar la señal recibida desde una dirección y minimizar las respuestas de todas las direcciones no deseadas.

La técnica es adecuada a situaciones en la que el material objetivo es un componente menor de la escena y sus resultados son óptimos cuando se utiliza para la detección de blancos subpixel distribuidos tales como ocurrencias minerales o escasa vegetación (ERDAS 2002). Según Farrand y Harsanyi (1997) una notable fortaleza de la técnica de CEM es su capacidad para tratar con una variedad de backgrounds espectrales. Sin embargo, se ha encontrado que produce los resultados más precisos cuando se aplica a los datos de imágenes hiperespectrales (en contraposición a los datos multispectrales tal como se los de esta tesis), debido a la dimensionalidad más grande de los datos de las imágenes hiperespectrales (Chang et al. 2000).

Las siguientes figuras nos muestran las alteraciones principales y sus correspondientes firmas espectrales comparadas mediante análisis espectral con las librerías resampleadas de ENVI.

3.4.2 Ocurrencias minerales vs Alteración Argílica Avanzada

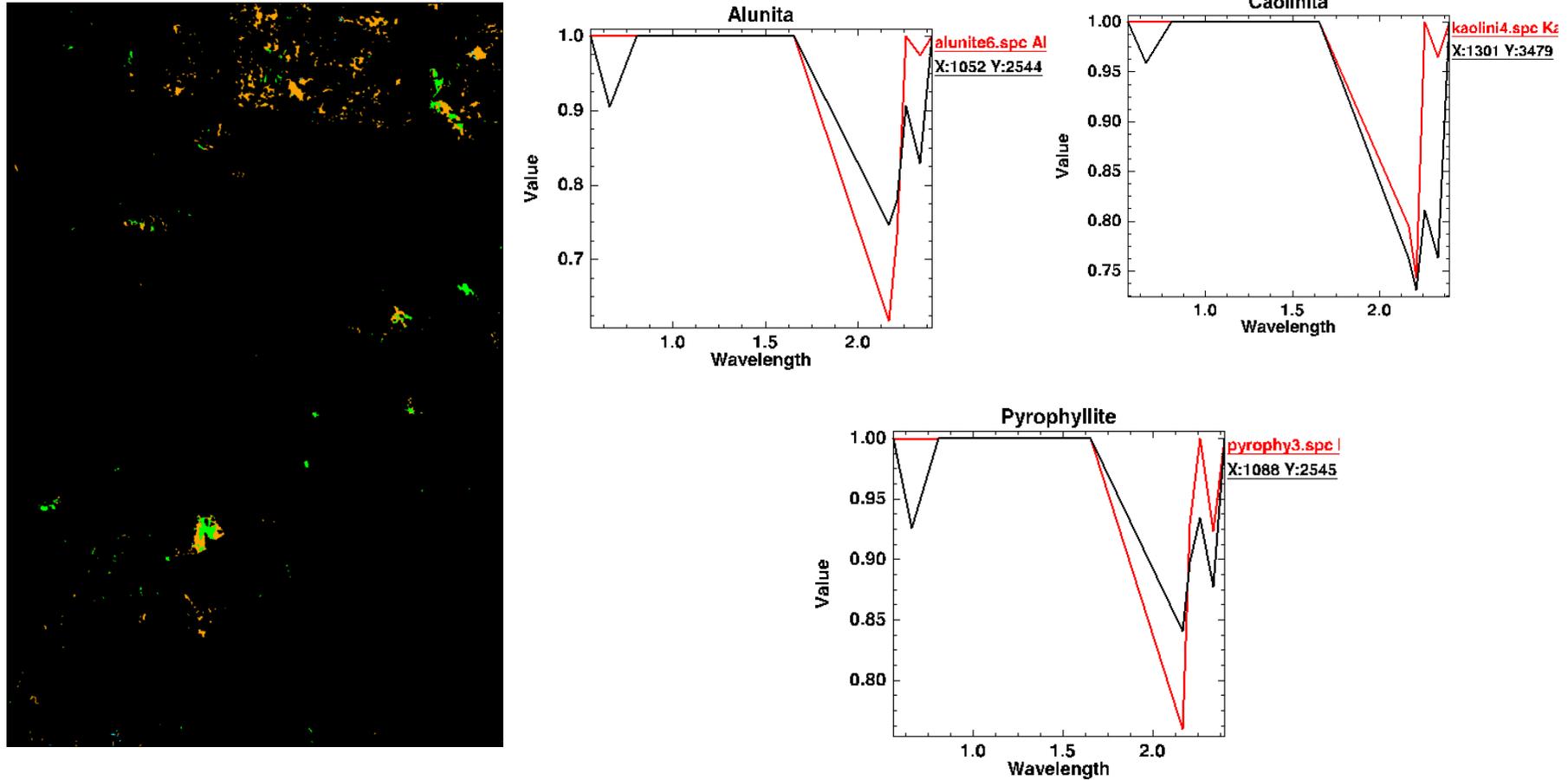


Figura 3.26. Anomalías de Alunite, Pirofilita y Caolinita, extraídas de un mosaico de imágenes ASTER mediante el método del CEM y exportadas al formato GeoTiff.

3.4.3 Ocurrencias minerales vs Alteración Propilítica

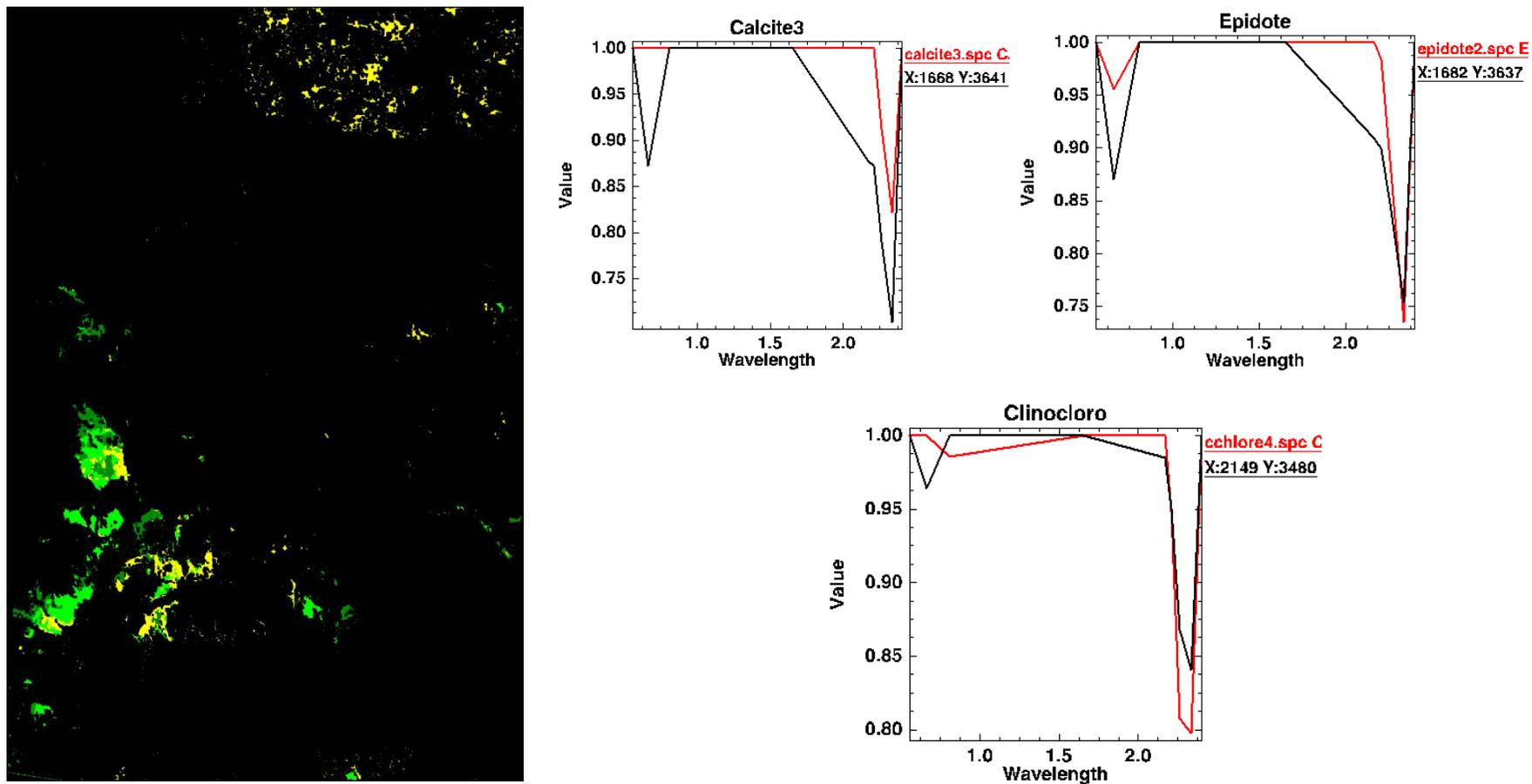


Figura 3.27. Anomalías de Calcita, Clorita y Epidota, extraídas de un mosaico de imágenes ASTER mediante el método del CEM y exportadas al formato GeoTiff.

3.4.4 Ocurrencias minerales vs Alteración Silícica

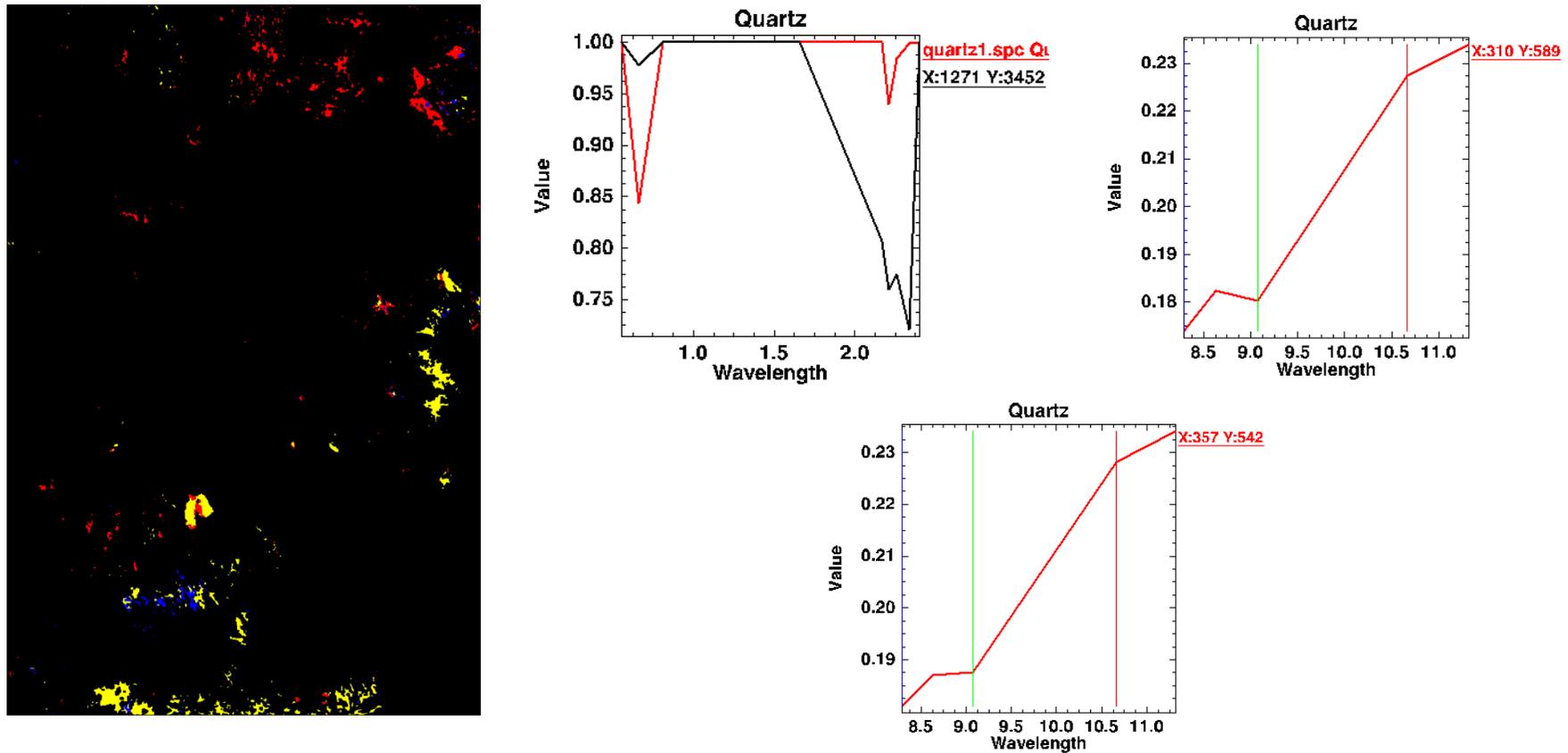


Figura 3.28. Anomalías de Cuarzo, extraídas de un mosaico de imágenes ASTER mediante el método del CEM y exportadas al formato GeoTiff.

CAPITULO IV

ANÁLISIS DE ASOCIACIÓN ESPACIAL

Ciertos tipos de depósitos minerales exhiben asociaciones espaciales con ciertas características geológicas debido a que estas últimas juegan un rol importante en la localización del primero. Por ejemplo, las rocas ígneas proporcionan el calor que causa la formación de celdas de convección hidrotermales mientras que las fallas/fracturas proporcionan sistemas de bombeo para la circulación de los fluidos hidrotermales convectivos (a partir de los cuales pueden precipitar los depósitos minerales). La asociación espacial de la que estamos hablando se refiere a la distancia o rango de distancias a las que cierto tipo de depósitos minerales, que por lo general están representados o mapeados como puntos, tienen una localización preferente con respecto a ciertas características geológicas, las cuales pueden ser representadas o mapeadas como puntos, líneas o polígonos. Esta asociación espacial puede ser considerada como la dependencia espacial; es decir, la ocurrencia de ciertos tipos de depósitos minerales depende de las ubicaciones de ciertas características geológicas. Cuanto menor sea la distancia de asociación espacial, más fuerte es la dependencia espacial (relación inversa).

El conocimiento cualitativo acerca de la asociación espacial entre ciertos depósitos minerales y ciertas características geológicas curvilínea es, de hecho, la base general para la selección del área en muchos programas de exploración mineral.

Sin embargo, los grados de asociaciones espaciales de los depósitos minerales con las características geológicas curvilíneas pueden ser diferentes de un área a otra tal que el conocimiento cualitativo por sí solo es insuficiente para evaluar el potencial mineral.

Un conocimiento cuantitativo de las asociaciones espaciales entre los depósitos minerales conocidos y las características geológicas curvilíneas de un área en particular es más importante.

En este capítulo, para cuantificar la asociación espacial entre los depósitos minerales y las características geológicas curvilínea usaremos dos métodos, uno empírico que usa la estadística, denominado Pesos de Evidencia y el otro conceptual llamado Lógica Difusa que se basa en la experiencia del geólogo.

4.1 Método Pesos de Evidencia (WofE)

El modelamiento Pesos de Evidencia (Weights of evidence-**WofE**) es un método estadístico para cuantificar la asociación espacial entre los depósitos minerales y las características geológicas. (Agterberg, 1989, 1992; Bonham-Carter, Agterberg, and Wright, 1988, 1989; Agterberg, Bonham-Carter, and Wright, 1990; Bonham-Carter and Agterberg, 1990; Bonham-Carter, 1991, 1994; Bonham-Carter et al., 1988, 1989; Watson and Rencz, 1989; Agterberg et al., 1990; Turner, 1997; Carranza and Hale, 1999b, 1999c, 1999d, 2000, 2001g). Este método se aplica normalmente a situaciones de exploración en las cuales hay un número adecuado de ocurrencias o depósitos minerales ya descubiertos.

Pesos de evidencia es un método multivariable discreto que fue aplicado primero para combinar datos espaciales y hacer mapas de potencial minero predictivo desde hace unos 26 años (Bonham-Carter et al., 1988).

Una cierta distancia que va a ser determinada en el modelamiento, será utilizada para crear Buffers de una característica geológica curvilínea para indicar su presencia, definirá el patrón binario.

La asociación espacial entre una capa de evidencia y un conjunto conocido de puntos de entrenamiento (training set) se evalúa mediante el cálculo de un conjunto de pesos, con un peso por cada clase de la evidencia. En esta Tesis, el conjunto de puntos de entrenamiento son las ocurrencias minerales conocidas, y las capas de evidencia son los mapas binarios de geología, geoquímica, estructural y sensores remotos. Para estas capas de evidencia binarios, hay dos pesos por capa y estos reflejan el grado de asociación espacial entre la presencia y la ausencia de las capas de evidencia y los puntos de entrenamiento. Los pesos son aplicados después para construir un mapa del potencial mineral, combinando dos o más capas.

El modelamiento **WofE** de potencial mineral es un proceso de 3 etapas: (1) la estimación de la probabilidad previa $P\{D\}$ de los prospectos; (2) la estimación de los pesos de la evidencia espacial con respecto a los prospectos; y (3) la actualización de $P\{D\}$ por los pesos de la evidencia espacial para estimar la probabilidad posterior de los prospectos.

Este método emplea probabilidad condicional Bayesiana para determinar el patrón binario óptimo de una característica geológica que muestra asociación espacial con un conjunto de depósitos minerales. La siguiente formulación de un modelo de probabilidad Bayesiana fue sintetizado de Bonham-Carter (1994) y Bonham-Carter et al. (1989).

Si un área de estudio se divide en celdas (o píxeles) con un tamaño fijo, s y el área total es t , la $N\{T\} = t / s$ es el número total de celdas unitarias en el área de estudio. Si hay un número de celdas unitarias, $N\{D\}$, que contienen una ocurrencia mineral D , igual al número de ocurrencias si s es lo suficientemente pequeño (es decir, una ocurrencia por celda), entonces la probabilidad previa de una ocurrencia mineral se expresa por

$$P\{D\} = N\{D\} / N\{T\} \quad (\text{Eq. 4.1})$$

Ahora supongamos que un predictor binario (es decir, la anomalía) patrón B , ocupando $N\{B\}$ celdas unitarias se produce en la región y que una serie de depósitos minerales conocidos ocurre preferentemente dentro del patrón, es decir, $N\{A \cap B\}$. Claramente, la probabilidad de depósitos minerales que ocurren dentro del patrón predictor es mayor que la probabilidad previa. Por el contrario, la probabilidad de un depósito mineral que se encuentra fuera del patrón predictor es menor que la probabilidad previa. La favorabilidad del hallazgo de un depósito mineral dada una presencia de un patrón predictor puede ser expresada por la probabilidad condicional

$$P\{D/B\} = \frac{P\{D \cap B\}}{P\{B\}} = P\{D\} \frac{P\{B/D\}}{P\{B\}} \quad (\text{Eq. 4.2})$$

Donde $P\{D/B\}$ es la probabilidad condicional o posterior de una ocurrencia mineral dada la presencia del patrón predictor B , $P\{B/D\}$ es la probabilidad condicional de un patrón predictor B , dada la presencia de una ocurrencia mineral D , y $P\{B\}$ es la probabilidad previa del patrón predictor.

La favorabilidad de encontrar una ocurrencia mineral dada la ausencia de un patrón predictor puede ser expresada por la probabilidad condicional

$$P\{D/\bar{B}\} = \frac{P\{D \cap \bar{B}\}}{P\{\bar{B}\}} = P\{D\} \frac{P\{\bar{B}/D\}}{P\{\bar{B}\}} \quad (\text{Eq. 4.3})$$

Donde $P\{D/\bar{B}\}$ es la probabilidad posterior de una ocurrencia mineral dada la ausencia de un patrón predictor, $P\{\bar{B}/D\}$ es la probabilidad posterior de la ausencia de un predictor B dada la presencia de una ocurrencia mineral D , y $P\{\bar{B}\}$ es la probabilidad previa de la ausencia de un patrón predictor.

Las ecuaciones 4.2 y 4.3 satisfacen el teorema de Bayes. El mismo modelo se puede expresar en una formulación de probabilidades, donde las probabilidades, O , son definidas como $O = P(1 - P)$. Expresado como probabilidades, las Ecuaciones 4.2 y 4.3, respectivamente, se convierten en

$$O\{D/B\} = O\{D\} \frac{P\{B/D\}}{P\{\bar{B}/D\}} \quad (\text{Eq. 4.4})$$

$$O\{D/\bar{B}\} = O\{D\} \frac{P\{\bar{B}/D\}}{P\{B/D\}} \quad (\text{Eq. 4.5})$$

Donde $O\{D/B\}$ y $O\{D/\bar{B}\}$ son, respectivamente, las probabilidades posteriores de un depósito mineral dada la presencia y ausencia de un patrón predictor binario, y $O\{D\}$ es la probabilidad previa de una ocurrencia mineral.

Los pesos para el patrón binario predictor se definen como

$$W^+ = \log_e \frac{P\{B/D\}}{P\{\bar{B}/D\}} \quad (\text{Eq. 4.6})$$

$$W^- = \log_e \frac{P\{\bar{B}/D\}}{P\{\bar{B}/\bar{D}\}} \quad (\text{Eq. 4.7})$$

Donde W^+ y W^- son los pesos de evidencia cuando un patrón predictor binario está presente y ausente, respectivamente. Por lo tanto,

$$\log_e O\{D/B\} = \log_e O\{D\} + W^+ \quad (\text{Eq. 4.8})$$

$$\log_e O\{D/\bar{B}\} = \log_e O\{D\} + W^- \quad (\text{Eq. 4.9})$$

Los pesos proporcionan una medida de asociación espacial entre depósitos puntuales y un patrón evidencial. Un valor positivo del peso indica asociación espacial positiva, por lo tanto hay más depósitos en una clase de evidencia que se produciría debido a la casualidad; por el contrario, un valor negativo indica que ocurren menos depósitos de lo esperado. Un valor de cero, o muy cerca de cero, indica que el número de depósitos se distribuye al azar con respecto al patrón evidencial; Por lo tanto, hay una falta de asociación espacial.

El significado de los pesos puede ser estimado mediante sus varianzas por las siguientes expresiones (Bishop et. al., 1975):

$$S^2(W^+) = [1/N \{B \cap D\}] + [1/N \{B \cap \bar{D}\}] \quad (\text{Eq. 4.10})$$

Y

$$S^2(W^-) = [1/N \{\bar{B} \cap D\}] + [1/N \{\bar{B} \cap \bar{D}\}] \quad (\text{Eq. 4.11})$$

El **contraste C** es definido como

$$C = W^+ - W^- \quad (\text{Eq. 4.12})$$

Y representa una útil medida de la asociación espacial entre un conjunto de evidencias espaciales y las ocurrencias; $C > 0$ si la asociación espacial es positiva, $C < 0$ si la asociación espacial es negativa, y $C = 0$ si no hay asociación espacial o es insuficiente.

El **máximo C** generalmente da la distancia Búfer o Cutoff en la que existe una asociación espacial óptima entre un dominio dado y un conjunto de puntos (Bonham-Carter et al., 1989).

En muchos casos de modelado WofE con gran número de prospectos u ocurrencias (por ejemplo > **20**), hay un claro máximo **C**, que es útil en la decisión de los cutoff adecuados para convertir los datos evidenciales multiclase en mapas binarios predictores, en el que W^+ y W^- se asignan a B y \bar{B} , respectivamente.

En algunas otras situaciones, sin embargo, sobre todo con pequeño número de prospectos u ocurrencias, digamos ~ **20**, (e.g., Carranza y Hale, 2000, 2002), rara vez hay un claro máximo **C** tal que la generación de los mapas binarios predictores puede ser problemático y la incertidumbre de los pesos podría ser grande de manera que **C** no tiene sentido.

Por lo tanto, una medida útil para determinar una distancia óptima o cutoff es calcular el **valor Estudentizado de C** (Bonham-Carter, 1994).

El **Estudentizado C** o **Confidence** o **sigC**, calculado como la relación de **C** a su desviación estándar, $C / s(C)$, indica el significado estadístico de la asociación espacial.

$$\text{sigC} = C / S(C) = C / \sqrt{S^2(W^+) + S^2(W^-)} \quad (\text{Eq. 4.13})$$

Las estimaciones de los valores del **Estudentizado C** > **1,96**, por ejemplo, sugieren un contraste estadísticamente significativo para $\alpha = 0,05$ bajo algunas condiciones (Bonham-Carter, Agterberg, y Wright, 1989).

Si el **Contraste** > **0.5** y **sigC** > **1.5** puede ser considerado un mapa de evidencia (Bonham-Carter, 1994).

En esta Tesis, el modelado WofE es demostrado para el mapeo de potencial mineral en un área de estudio con un número pequeño de puntos de entrenamiento.

De la discusión anterior, es evidente que el cálculo de los pesos para estimar la asociación espacial requiere dominios poligonales. Nuestros dominios de prueba, sin embargo, son características geológicas ya sea del tipo punto o curvilínea. Para

convertir estos dominios del tipo punto y curvilínea en dominios poligonales, se llevó a cabo un buffering de distancias mediante un SIG.

La determinación de las asociaciones espaciales de interés involucró los siguientes pasos:

1. Digitalizar las características geológicas como líneas o puntos, según sea el caso (Figura 3.20 para las fallas)
2. Reclassificar los mapas representando las distancias a las características geológicas en una serie de dominios binarios que representan corredores bufferados de distancias lejos de las características geológicas. El dominio dentro de una distancia acumulada particular, indica la presencia de la característica geológica; el dominio fuera de la acumulada distancia indica su ausencia (Figuras 3.22 al 3.25 para las fallas).
3. Calcular los pesos de acuerdo con las ecuaciones (4-6) y (4-7) (Tabla 4.2 para litología, Tablas 4.3 al 4.14 para geoquímica, Tablas 4.15 al 4.18 para las fallas y Tablas 4.19 al 4.22 para sensores remotos).
4. Determinar el contraste C y el Estudentizado Contraste o Confidence (las mismas tablas del paso 3).

Las variaciones en magnitud de las asociaciones espaciales cuantificadas entre los depósitos minerales y cada una de las diferentes características geológicas curvilínea refleja la fuerza o la debilidad de las asociaciones espaciales. La comparación de la fuerza/debilidad de la asociación espacial de los depósitos minerales con diferentes características geológicas curvilíneas fue basada en las distancias a las cuales la asociación espacial es óptima. La fuerza de una asociación espacial positiva es inversamente proporcional a la distancia, es decir, cortas distancias representan fuerte asociación espacial positiva y largas distancias representan débil asociación espacial. Por otro lado, la fuerza de una asociación espacial negativa es directamente proporcional a la distancia, es decir, cortas distancias representan una débil asociación espacial negativa y largas distancias representan una fuerte asociación espacial negativa. Por lo tanto, la comparación puede ser hecha solo con tipos similares de asociación espacial, es decir, la fuerza de una asociación espacial positiva no puede ser comparada con la fuerza de una asociación espacial negativa.

NOTA: Como los depósitos minerales se suelen representar como puntos (o un depósito por píxel), las probabilidades previas y posteriores calculadas pueden no

ser representativas de la realidad porque el número de píxeles de la zona de estudio es bastante grande en comparación con el número de píxeles de los depósitos. Por lo tanto, los puntos de entrenamiento de los depósitos fueron representados como "zonas mineralizadas" al aplicarles el buffer a una distancia que va a depender del tamaño del depósito u ocurrencia.

4.2 Método Lógica Difusa (Fuzzy Logic)

Una posibilidad para la generación de mapas de favorabilidad mineral es a través del uso de funciones matemáticas que expresan el grado de relevancia de un dato sin la necesidad de puntos de entrenamiento. Este método, que utiliza el conocimiento de un experto para definir la relación entre las evidencias y las funciones, es conocida como la Lógica Difusa (Bonhan-Carter, 1994, Cheng & Agterberg 1999, Luo & Dimitrakopoulos 2003, Karimi & Valadan Zoej, 2004, Porwal et al. 2004, Lee 2007, Nelson et al. 2007). La lógica difusa proporciona una manera conveniente de interpretar y transferir el conocimiento de un experto en el análisis espacial cuantitativa dentro de una plataforma SIG como lo expresa la Figura 4.1.

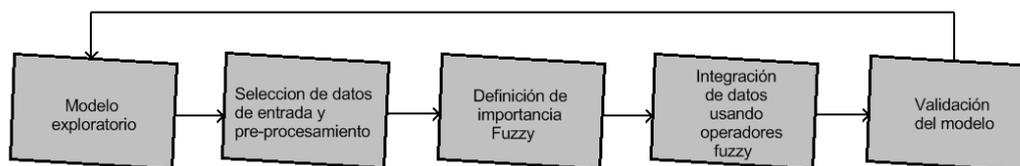


Figura 4.1. Metodología del modelado espacial para Fuzzy Logic (Nykänen et al. 2008).

4.2.1 Conjuntos Difusos (Fuzzy Sets)

En la teoría de conjuntos clásica, la pertenencia a un conjunto se define como verdadero o falso, 1 o 0. La pertenencia a un conjunto difuso, sin embargo, se expresa en una escala continua de 1 (pertenencia total) a 0 (no pertenencia total). Así, mediciones individuales de arsénico (As) en los sedimentos de quebrada podrían definirse en función de su grado de pertenencia al conjunto denominado "anomalía de arsénico". Valores muy altos de As son definitivamente anómalos, con una pertenencia difusa de 1; valores muy bajos o por debajo del background

tienen una pertenencia difusa de cero; entre estos extremos existe un rango de posibles valores de pertenencia (Figura 4.2).

Figura 4.2. *Gráfico de la función de pertenencia Fuzzy para un conjunto de datos de entrada. Los valores en el mapa menores que 10 corresponden a cero en la función de pertenencia, o sea, no tienen relación con el objeto de la investigación. En contraste, los valores encima de 48 representan pertenencia total (Pertenencia Fuzzy = 1).*

Los valores de pertenencia Fuzzy deben caer en el rango (0, 1), pero no hay limitaciones prácticas en la elección de los valores de pertenencia difusa. Esta función puede generalizarse de forma que los valores asignados a los elementos del conjunto caigan en un rango particular, y con ello indiquen el grado de pertenencia de los elementos al conjunto en cuestión. Esta función se llama “función de pertenencia” y el conjunto por ella definida “Conjunto difuso”. La función de pertenencia μ_A por la que un conjunto difuso A se define, siendo [0, 1] el intervalo de números reales que incluye los extremos, tiene la forma:

$$\mu_A = X \rightarrow [0, 1]$$

Los valores son simplemente elegidos para reflejar el grado de pertenencia a un conjunto, basado en el juicio subjetivo. Los valores no tienen por qué aumentar o disminuir monótonamente con el número de clase.

Las clases de cualquier mapa se pueden asociar con valores de pertenencia difusa en una tabla de atributos. El nivel de la medición de la variable mapeada puede ser categórica, ordinal o de intervalo.

La presencia de los diversos estados o clases de un mapa puede ser expresada en términos de la pertenencia difusa de los diferentes conjuntos, posiblemente almacenándolos como varios campos en la tabla de atributos mapa. Por lo tanto los valores de As en un mapa pueden ser considerados en función de su pertenencia difusa de un conjunto "Indicador favorable para depósitos de oro", o un segundo conjunto "adecuado para la perforación de pozos de agua". Las funciones de pertenencia para estos dos conjuntos se vería muy diferente, uno reflejando la importancia de As como un elemento pathfinder para depósitos de oro, el otro reflejando la inconveniencia de la perforación de un pozo de agua en rocas con niveles elevados de As.

Para la Tesis estudiada aquí, un gran conjunto es el conjunto de distancias de todas las características geológicas. El subconjunto es las distancias, \mathbf{X} , de cada una de las características geológicas estudiadas en el área. Por lo tanto, empleando la teoría de conjuntos difusos introducida por Zadeh (1965), la clase "distancia favorable", \mathbf{d} , se traduce en una serie de medidas (\mathbf{x}) tal que:

$$\mathbf{d} = \{(\mathbf{x}, \mu_d(\mathbf{x})) \mid \mathbf{x} \in \mathbf{X}\}$$

Donde $\mu_d(\mathbf{x})$ define un grado de pertenencia de la distancia \mathbf{x} en la clase "distancia favorable". Otro gran conjunto usado en esta Tesis es el conjunto de formaciones litológicas. El subconjunto son las formaciones litológicas \mathbf{Y} en el área de estudio. Similarmente, la clase "formación litológica favorable", \mathbf{I} , se traduce en una serie de medidas (\mathbf{y}) tal que:

$$\mathbf{I} = \{(\mathbf{y}, \mu_I(\mathbf{y})) \mid \mathbf{y} \in \mathbf{Y}\}$$

Donde $\mu_I(\mathbf{y})$ define un grado de pertenencia de la formación litológica \mathbf{y} en la clase "formación litológica favorable".

No sólo un único mapa puede tener más de una función de pertenencia difusa sino que también varios mapas diferentes pueden tener valores de pertenencia para la misma proposición o hipótesis.

Tenga en cuenta que los valores de pertenencia difusa deben reflejar la importancia relativa de cada mapa, así como la importancia relativa de cada clase de un solo mapa.

Varias funciones pueden ser utilizadas para definir los valores de relevancia difusa, y su elección está basada en el juicio de expertos y aplicado a cada mapa evidencial que irá a constituir el mapa integrado. Esta etapa corresponde a la fuzificación de datos, que básicamente consiste en una simplificación de los diferentes datos de la naturaleza, para que puedan ser utilizados en conjunto en un intento de generar mapas de evidencia (Quadros *et al.* 2006, Nelson *et al.* 2007).

4.2.2 Operadores Fuzzy

An *et al.* (1991), Bonham-Carter (1994) e Raines *et al.* (2010) usaron los operadores de lógica difusa más útiles para combinar mapas en la exploración de minerales (Tabla 4.1):

Tabla 4.1. Operadores Fuzzy (Bonham-Carter, 1994)

Operador	Equivalente Booleano	Descripción
Fuzzy AND	AND (Intersección lógica)	Este también podría ser llamado como operador Mínimo, ya que crea una salida, que está controlada por los valores de pertenencia difusa más pequeños en cada ubicación. Esto resulta en un estimado conservador del conjunto de los miembros, con tendencia a producir valores pequeños y áreas mínimas. Útil para encontrar las áreas donde todas las evidencias utilizadas deben estar presentes para que la hipótesis sea cierta.
Fuzzy OR	OR (Unión lógica)	Esto podría ser llamado como operador Máximo, ya que crea una salida, cuyos valores de pertenencia son controlados por los valores máximos de cualquiera de los mapas de entrada. Mediante el uso de este operador cualquier evidencia positiva puede ser suficiente para sugerir favorabilidad.
Producto algebraico Fuzzy		Los valores de pertenencia Fuzzy combinados tienden a ser muy pequeños debido al efecto de la multiplicación de varios números

		menores que 1. La salida es siempre menor que, o igual a, al más pequeño contribuyente valor de pertenencia.
Suma algebraica Fuzzy		El resultado es siempre más grande (o igual a) el más grande contribuyente valor de pertenencia.
Fuzzy Gamma (Producto Algebraico Fuzzy * Suma Algebraica Fuzzy)		Este es definido en términos del producto y la suma algebraica Fuzzy, siendo una combinación de estos dos operadores.

Dos o más conjuntos Fuzzy combinados por cualquiera de los operadores Fuzzy producirán un conjunto Fuzzy. Para esta tesis, se trató de combinar conjuntos Fuzzy de favorables distancias a las características geológicas, conjuntos Fuzzy de formaciones litológicas favorables, conjuntos Fuzzy de geoquímica favorable y por ultimo conjuntos Fuzzy de alteraciones hidrotermales favorables para producir un conjunto Fuzzy (o mapa) de zonas favorables para la mineralización de oro, cobre y/o polimetálicos pero después de 59 combinaciones se concluyó que para encontrar el mapa ideal solo se debería usar la Geoquímica y las alteraciones hidrotermales.

4.3 Asociación Espacial según el método WofE

4.3.1. Depósitos u ocurrencias minerales vs roca caja favorable

Para poder trabajar la litología en un SIG, los datos deben de ser del tipo polígono, para nuestro caso, a una escala de 1:100,000, y debe estar bien estructurada, es decir debe tener, como mínimo, los campos con los atributos de código de la unidad litológica y la descripción de dicha unidad de tal manera que el SIG al aplicar el método Pesos de Evidencia (WoFe) pueda convertir dichos polígonos a una grid clasificada, que es mucho más rápido de procesar, para luego reclasificarla como un mapa binario con áreas asociadas a depósitos (aquellos que están dentro del patrón) y áreas no asociadas con depósitos (es decir fuera del patrón), el cual al final viene a ser nuestro mapa de evidencia.

En el área de estudio, la capa de geología tiene 74 clases categóricas (Tabla 3.1), es decir los valores de las clases no están ordenados y no hay una relación numérica entre los valores de las clases (la magnitud de las clases no está de ninguna forma

4.3.3 Ocurrencias minerales vs fallas / lineamientos

4.3.3.1 Ocurrencias minerales vs fallas / fracturas de los Octantes 1 y 5

La variación en Contrastes para distancias acumuladas entre las fallas / fracturas NNE-SSW con respecto a las ocurrencias se muestran en la Tabla 4.15. Los contrastes entre 1,000 y 3,000 m no son significativamente mayores que cero, lo cual indica que no hay asociación espacial o que es negativa. Ésta ausente o negativa asociación espacial es óptima dentro de los 3,000 m donde se encuentra el más bajo contraste y Estudentizado Contraste (Confidence). Los contrastes son significativamente mayores que cero dentro de los 500 m, lo cual indica una asociación espacial positiva. El más alto Estudentizado Contraste (Confidence) indica que la asociación espacial positiva es óptima aunque no estadísticamente significativa dentro de los 200 m. (Figura 4.3).

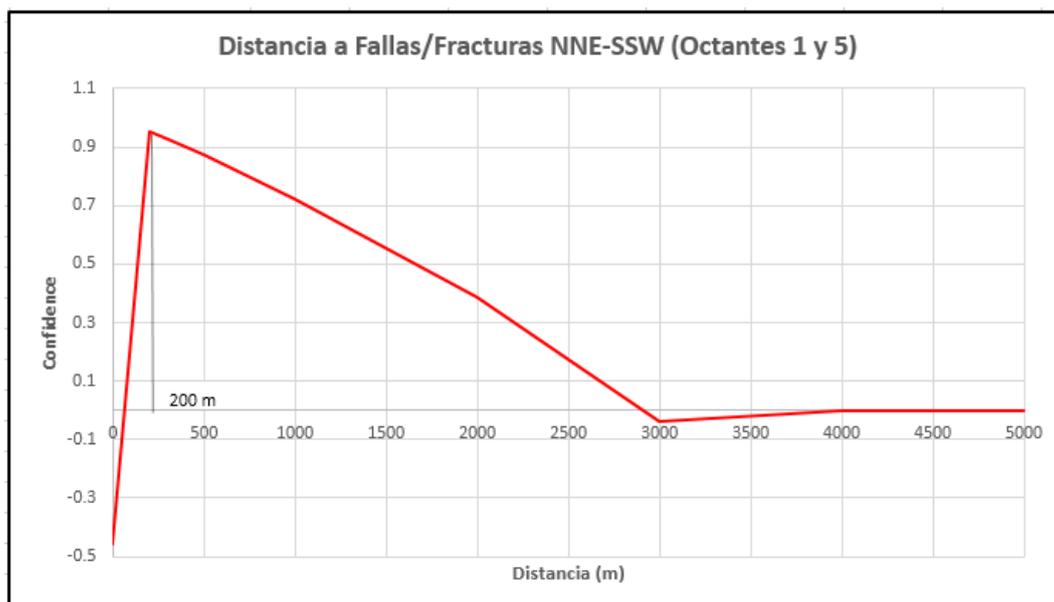


Figura 4.3. Grafico de dispersion o Scatter Plot entre Fallas/Fracturas NNE-SSW y la distancia a las ocurrencias o depositos.

Tabla 4.15. Variación de pesos y contrastes para distancias acumuladas de las fallas/fracturas NNE-SSW con respecto a las ocurrencias. La fila resaltada en rojo pertenece a la asociación espacial óptima.

Distancia_Buffer_m	Numero_de_Celdas	Numero_de_Puntos	W_Plus	Sdev_W_Plus	W_Minus	Sdev_W_Minus	Contraste	Sd_Contraste	Confidence
0	57,447	6	-0.096941	0.408783	0.227642	0.578395	-0.324583	0.708268	-0.458277
200	791	8	0.178162	0.354162	-0.835318	1.00063	1.01348	1.06145	0.954804
300	418	8	0.171289	0.354158	-0.81509	1.00064	0.986379	1.06146	0.929263
500	872	8	0.156839	0.35415	-0.770696	1.00067	0.927535	1.06149	0.873807
1,000	2,175	8	0.120788	0.354129	-0.647222	1.00076	0.768011	1.06156	0.723471
2,000	4,188	8	0.05503	0.354092	-0.356515	1.00101	0.411544	1.06179	0.387594
3,000	4,045	8	-0.004518	0.354061	0.036902	1.0015	-0.041421	1.06224	-0.038994
4,000	4,292	9	0.054014	0.333841	0	0	0	0	0
5,000	3,978	9	0.001604	0.333815	0	0	0	0	0

4.3.3.2 Ocurrencias minerales vs fallas / fracturas de los Octantes 2 y 6

El contraste C para distancias acumuladas de las fallas / fracturas NE-SW con respecto a las ocurrencias son bajos pero significativamente mayores que cero mayormente dentro de los 1,000m (Tabla 4.16). Esto indica una tendencia hacia una asociación espacial positiva. El más alto Estudentizado Contraste (Confidence) indica que la asociación espacial positiva es óptima aunque no estadísticamente significativa dentro de los 600 m. (Figura 4.4).

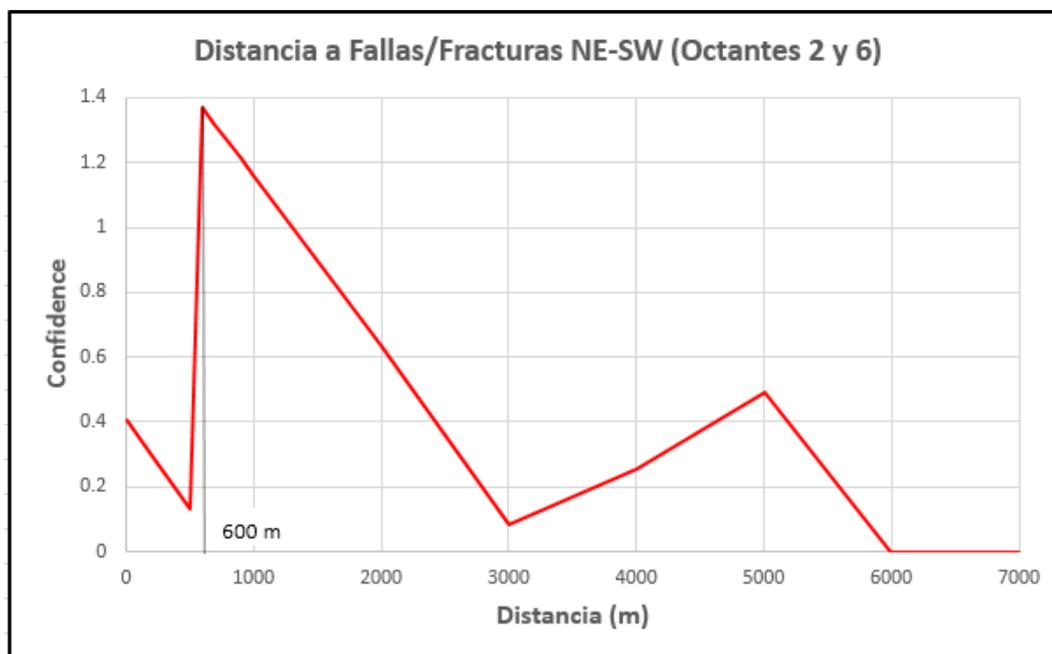


Figura 4.4. Grafico de dispersion o Scatter Plot entre Fallas/Fracturas NE-SW y la distancia a las ocurrencias o depositos.

Tabla 4.16. Variación de pesos y contrastes para distancias acumuladas de las fallas/fracturas NE-SW con respecto a las ocurrencias. La fila resaltada en rojo pertenece a la asociación espacial óptima.

Distancia_Buffer_m	Numero_de_Celdas	Numero_de_Puntos	Wplus	sd_Wplus	Wminus	sd_Wminus	Contraste	sd_Contraste	Confidence
0	29,725	4	0.159721	0.500843	-0.111626	0.447789	0.271347	0.671832	0.403891
200	1,359	4	0.115159	0.500806	-0.08344	0.447805	0.198599	0.671816	0.295616
500	2,107	4	0.049562	0.500755	-0.037953	0.447833	0.087515	0.671796	0.13027
600	721	6	0.435565	0.409155	-0.53427	0.577837	0.969835	0.708028	1.36977
700	721	6	0.415021	0.409137	-0.518406	0.577845	0.933427	0.708024	1.31836
800	740	6	0.39418	0.409118	-0.501705	0.577853	0.895885	0.70802	1.26534
900	699	6	0.375159	0.409102	-0.485901	0.577861	0.86106	0.708017	1.21616
1,000	757	6	0.35444	0.409085	-0.468044	0.57787	0.822483	0.708014	1.16168
2,000	7,282	6	0.17303	0.408946	-0.275945	0.57798	0.448974	0.708024	0.634123
3,000	7,232	6	0.020509	0.408847	-0.039798	0.578148	0.060308	0.708104	0.085168
4,000	6,892	7	0.048806	0.378535	-0.154196	0.707978	0.203002	0.802821	0.252861
5,000	6,738	8	0.072885	0.3541	-0.446185	1.00092	0.51907	1.06171	0.4889
6,000	6,770	9	0.091672	0.333858	0	0	0	0	0
7,000	6,704	9	0.00192	0.333813	0	0	0	0	0

4.3.3.3 Ocurrencias minerales vs fallas / fracturas de los Octantes 3 y 7

Hay una asociación espacial positiva entre las fallas / fracturas NW-SE con respecto a las ocurrencias como es indicado por el contraste C (Tabla 4.17). La asociación espacial positiva es estadísticamente significativa dentro de los 699 a 900 m; sin embargo, de acuerdo al más alto Estudentizado Contraste (Confidence), este es óptimo aunque no estadísticamente significativo dentro de los 700m. (Figura 4.5).

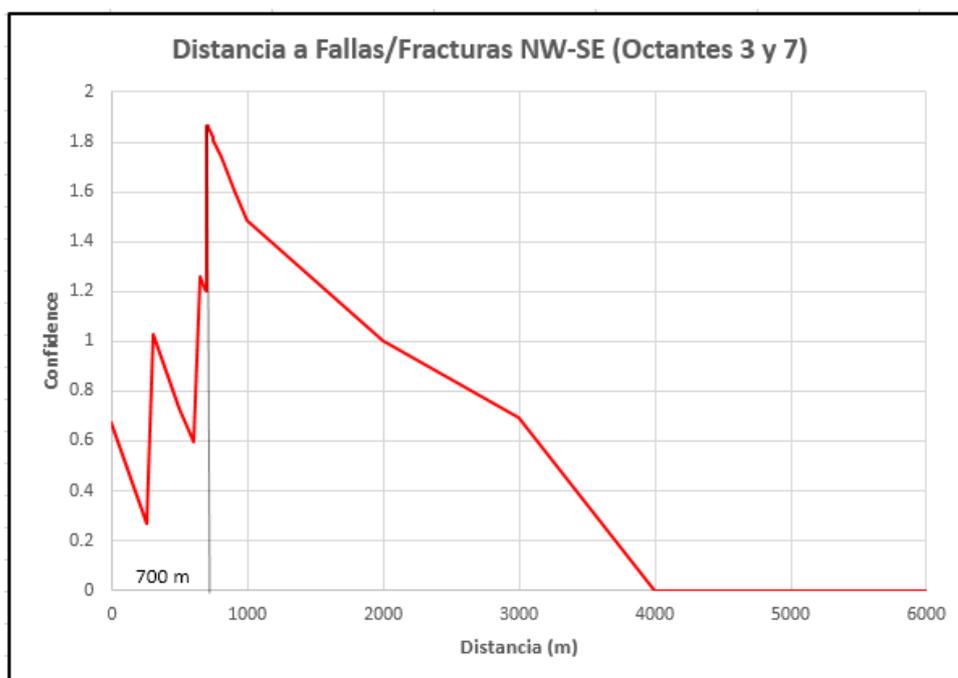


Figura 4.5. Grafico de dispersion o Scatter Plot entre Fallas/Fracturas NW-SE y la distancia a las ocurrencias o depositos.

Tabla 4.17. Variación de pesos y contrastes para distancias acumuladas de las fallas/fracturas NW-SE con respecto a las ocurrencias. La fila resaltada en rojo pertenece a la asociación espacial óptima.

Distancia_Buffer_m	Numero_de_Celdas	Numero_de_Puntos	Wplus	sd_Wplus	Wminus	sd_Wminus	Contraste	sd_Contraste	Confidence
0	11,229	2	0.442791	0.708687	-0.097323	0.378457	0.540114	0.803409	0.672278
260	3,524	2	0.170325	0.70831	-0.043773	0.378484	0.214098	0.80309	0.266593
300	583	3	0.538997	0.578771	-0.189242	0.408733	0.728239	0.708547	1.02779
400	1,367	3	0.45404	0.578655	-0.167607	0.408744	0.621646	0.708458	0.877463
500	1,398	3	0.374345	0.578555	-0.145078	0.408755	0.519424	0.708383	0.733252
600	1,410	3	0.299243	0.578468	-0.121607	0.408767	0.42085	0.708319	0.594153
650	705	4	0.552636	0.501247	-0.292412	0.447693	0.845048	0.67207	1.25738
690	544	4	0.526756	0.501215	-0.283362	0.447697	0.810119	0.672049	1.20545
695	71	4	0.524326	0.501212	-0.282496	0.447698	0.806823	0.672047	1.20055
696	13	4	0.524326	0.501212	-0.282496	0.447698	0.806823	0.672047	1.20055
697	15	4	0.524326	0.501212	-0.282496	0.447698	0.806823	0.672047	1.20055
698	18	4	0.524326	0.501212	-0.282496	0.447698	0.806823	0.672047	1.20055
699	9	5	0.748684	0.44857	-0.506073	0.500433	1.25476	0.672048	1.86707
700	5	5	0.748684	0.44857	-0.506073	0.500433	1.25476	0.672048	1.86707
701	32	5	0.74747	0.448568	-0.50564	0.500433	1.25311	0.672047	1.86462
702	14	5	0.74747	0.448568	-0.50564	0.500433	1.25311	0.672047	1.86462
703	12	5	0.74747	0.448568	-0.50564	0.500433	1.25311	0.672047	1.86462
704	16	5	0.74747	0.448568	-0.50564	0.500433	1.25311	0.672047	1.86462
705	14	5	0.74747	0.448568	-0.50564	0.500433	1.25311	0.672047	1.86462
710	73	5	0.745046	0.448565	-0.504773	0.500433	1.24982	0.672045	1.85973
720	164	5	0.737808	0.448555	-0.502168	0.500435	1.23998	0.672039	1.84509
730	152	5	0.730622	0.448546	-0.499555	0.500436	1.23018	0.672034	1.83053
740	141	5	0.724673	0.448538	-0.497373	0.500437	1.22205	0.672029	1.81844
750	133	5	0.71876	0.44853	-0.495187	0.500438	1.21395	0.672025	1.8064
800	708	5	0.686274	0.448488	-0.482852	0.500443	1.16913	0.672001	1.73977
900	1,413	5	0.624308	0.448412	-0.457716	0.500454	1.08202	0.671958	1.61026
1,000	1,401	5	0.565958	0.448344	-0.431932	0.500466	0.997889	0.671922	1.48513
2,000	14,209	6	0.294731	0.409035	-0.412465	0.577899	0.707196	0.708009	0.998851
3,000	13,454	7	0.152237	0.378596	-0.401626	0.707786	0.553863	0.802681	0.690017
4,000	11,523	9	0.205578	0.333921	0	0	0	0	0
5,000	8,408	9	0.0818	0.333853	0	0	0	0	0
6,000	5,783	9	0.004801	0.333814	0	0	0	0	0

4.3.3.4 Ocurrencias minerales vs fallas / fracturas de los Octantes 4 y 8

Para todas las distancias acumuladas de las fallas / fracturas NNW-SSE con respecto a las ocurrencias, los contrastes son negativos (Tabla 4.18); esto indica asociación espacial negativa. Esta asociación espacial negativa es óptima aunque no estadísticamente significativa dentro de los 3100 m tal como lo indica el más negativo Estudentizado Contraste (Confidence), por lo que debido a esta asociación negativa, esta evidencia no es útil para el modelamiento y por lo tanto no será considerada en el análisis. (Figura 4.6).

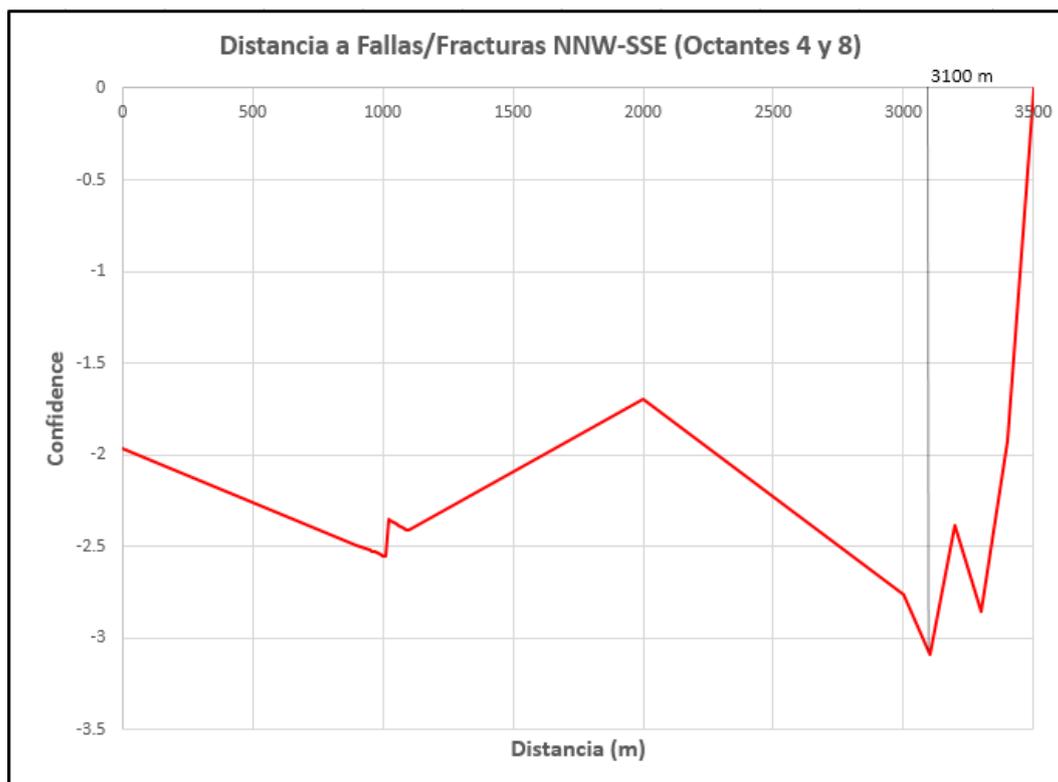


Figura 4.6. Grafico de dispersion o Scatter Plot entre Fallas/Fracturas NNW-SSE y la distancia a las ocurrencias o depositos.

Tabla 4.18. Variación de pesos y contrastes para distancias acumuladas de las fallas/fracturas NNW- SSE con respecto a las ocurrencias. La fila resaltada en rojo pertenece a la asociación espacial óptima.

Distancia_Buffer_m	Numero_de_Celdas	Numero_de_Puntos	Wplus	sd_Wplus	Wminus	sd_Wminus	Contraste	sd_Contraste	Confidence
0	39,278	1	-1.50919	1.00032	0.580499	0.354462	-2.08968	1.06126	-1.96905
900	10,542	1	-1.74675	1.00025	0.896462	0.354799	-2.64321	1.06131	-2.49051
950	577	1	-1.75823	1.00025	0.916971	0.354825	-2.6752	1.06132	-2.52064
960	117	1	-1.76022	1.00025	0.920581	0.35483	-2.6808	1.06132	-2.52591
970	108	1	-1.7622	1.00025	0.924204	0.354834	-2.6864	1.06132	-2.53119
980	132	1	-1.76467	1.00025	0.928752	0.35484	-2.69342	1.06132	-2.5378
990	115	1	-1.76664	1.00025	0.932405	0.354845	-2.69904	1.06132	-2.54309
1,000	137	1	-1.7691	1.00025	0.93699	0.354851	-2.70609	1.06133	-2.54973
1,010	121	1	-1.77106	1.00025	0.940673	0.354856	-2.71173	1.06133	-2.55504
1,020	116	2	-1.07938	0.707453	0.809913	0.379186	-1.8893	0.802665	-2.35378
1,030	118	2	-1.08134	0.707452	0.81362	0.379191	-1.89496	0.802667	-2.36083
1,040	106	2	-1.08329	0.707451	0.817341	0.379195	-1.90063	0.802668	-2.36789
1,050	124	2	-1.08524	0.707451	0.821076	0.3792	-1.90632	0.80267	-2.37497
1,060	123	2	-1.08718	0.70745	0.824825	0.379205	-1.91201	0.802672	-2.38206
1,070	126	2	-1.08961	0.707449	0.829531	0.37921	-1.91914	0.802674	-2.39093
1,080	123	2	-1.09155	0.707449	0.833312	0.379215	-1.92486	0.802675	-2.39805
1,090	126	2	-1.09396	0.707448	0.838058	0.379221	-1.93202	0.802677	-2.40697
1,100	112	2	-1.09589	0.707447	0.841871	0.379226	-1.93776	0.802679	-2.41411
2,000	10,345	5	-0.35975	0.447663	0.77917	0.501567	-1.13892	0.672289	-1.69409
3,000	10,845	6	-0.337592	0.408668	1.62525	0.581559	-1.96284	0.710789	-2.7615
3,100	1,035	6	-0.35154	0.408662	1.84839	0.582607	-2.19993	0.711643	-3.09134
3,200	1,009	7	-0.210479	0.378405	1.71448	0.712741	-1.92496	0.806964	-2.38543
3,300	991	7	-0.2234	0.3784	2.08845	0.715282	-2.31184	0.809206	-2.85693
3,400	959	8	-0.101974	0.354013	1.95782	1.01015	-2.0598	1.07039	-1.92435
3,500	957	9	0.003849	0.333815	0	0	0	0	0

4.4 Ocurrencias minerales vs evidencias de alteración hidrotermal

Para este tipo de datos raster en formato TIF provenientes de sensores remotos, donde tenemos las alteraciones hidrotermales representadas por diversos colores (Figuras 3.16, 3.17 y 3.18), procederemos a explorar la asociación de cada anomalía con los puntos de entrenamiento usando el módulo de MapInfo, MI-SDM: Primero, usamos la opción *Classify a Raster by Grayscale* para convertir la imagen raster a grid, dado que una imagen raster no puede ser usada en el modelamiento; y por último aplicamos *Calculate Layer Weights* para calcular los pesos de evidencia en forma categórica para cada clase, lo cual nos dará una tabla con los valores del Contraste y el Confidence tal como se ve en las siguientes tablas

4.4.1 Ocurrencias minerales vs Alteración Argílica Avanzada (AA)

Tabla 4.19. Variación de pesos y contrastes para distancias acumuladas de las anomalías AA con respecto a las ocurrencias. La fila resaltada en rojo pertenece a la asociación espacial óptima.

Class	Area_sq_km	NumPoints	Wplus	sdWplus	Wminus	sdWminus	Contrast	sdContrast	Confidence	ClassByWt	ClassByWtDesc
1	3,107	8	-0.10751	0.354009	2.38615	1.01551	-2.49366	1.07544	-2.31873	1	Outside
10	8	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Outside
11	24	1	2.71639	1.02151	-0.11041	0.354008	2.8268	1.08111	2.61472	2	Inside
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Outside

4.4.2 Ocurrencias minerales vs Alteración Argílica Intermedia (AI)

Tabla 4.20. Variación de pesos y contrastes para distancias acumuladas de las anomalías AI con respecto a las ocurrencias. La fila resaltada en rojo pertenece a la asociación espacial óptima.

Class	Area_sq_km	NumPoints	Wplus	sdWplus	Wminus	sdWminus	Contrast	sdContrast	Confidence	ClassByWt	ClassByWtDesc
1	2,933	10	-0.06101	0.316768	0.991798	1.00489	-1.05281	1.05364	-0.999215	1	Outside
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Outside
9	61	1	1.52243	1.0083	-0.075276	0.316761	1.5977	1.05688	1.51171	2	Inside
13	13	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Outside
14	25	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Outside
18	2	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Outside

4.4.3 Ocurrencias minerales vs Alteración Propilitica (AP)

Tabla 4.21. Variación de pesos y contrastes para distancias acumuladas de las anomalías AP con respecto a las ocurrencias. La fila resaltada en rojo pertenece a la asociación espacial óptima.

Class	Area_sq_km	NumPoints	Wplus	sdWplus	Wminus	sdWminus	Contrast	sdContrast	Confidence	ClassByWt	ClassByWtDesc
1	3,055	8	-0.090588	0.354017	1.42107	1.00594	-1.51165	1.06641	-1.41752	1	Outside
6	20	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Outside
10	30	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Outside
15	34	1	2.35538	1.01504	-0.107187	0.35401	2.46256	1.075	2.29075	2	Inside

4.4.4 Ocurrencias minerales vs Silicificación (Q)

Tabla 4.22. Variación de pesos y contrastes para distancias acumuladas de las anomalías Q con respecto a las ocurrencias. En este caso no hay relación espacial y no será usado en el análisis.

Class	Area_sq_km	NumPoints	Wplus	sdWplus	Wminus	sdWminus	Contrast	sdContrast	Confidence
1	3,078	11	0.020014	0.302052	0	0	0	0	0
3	6	0	0	0	0	0	0	0	0
6	22	0	0	0	0	0	0	0	0
18	33	0	0	0	0	0	0	0	0

4.5 Asociación Espacial según el método Fuzzy Logic

Todos los valores Fuzzy de las diferentes evidencias fueron elegidos de acuerdo a un criterio subjetivo y aplicados para seleccionar el mejor mapa predictivo.

Valores Fuzzy de 0.0 y 1.0 no fueron asignados debido a que nunca es cierto de que para una clase dada (unidad litológica, distancias, etc.) es totalmente desfavorable o totalmente favorable para la ocurrencia de depósitos minerales. Otras condiciones pueden estar presentes dentro de tales clases para hacerlos más o menos favorables.

La incorporación del conocimiento geológico en la interpretación de evidencias espaciales es la mayor ventaja de la aplicación de la teoría de conjuntos Fuzzy sobre WofE.

Tabla 4.23. Tablas de geología y Alt. Hidrotermal con sus valores Fuzzy.

Geología	
Unidades Litológicas	Valores Fuzzy
Q-al	0.01
KTI-vca	0.998
KTi-gd	0.9
KTI-di	0.5
Ks-huaylas	0.771
Ki-sc	0.962
Ki-cas	0.992
Js-chic	0.995

Alt. Argilica Intermedia	
Clases	Valores Fuzzy
1	0.05
8	0.85
9	0.998
13	0.94
14	0.93
18	0.92

Alt. Argilica Avanzada	
Clases	Valores Fuzzy
1	0.01
10	0.414
11	0.985
12	0.414

Alt. Propilitica	
Clases	Valores Fuzzy
1	0.01
6	0.175
10	0.175
15	0.985

Silicificación	
Clases	Valores Fuzzy
1	0.001
3	0.998
6	0.997
18	0.996

Tabla 4.24. Tablas de geoquímica con sus valores Fuzzy.

Au (ppb)		Ag (ppb)		Cu (ppb)		Pb (ppb)		Zn (ppb)	
Clases	Valores Fuzzy								
1	0.01	1	0.01	1	0.01	1	0.01	3	0.01
2	0.01	2	0.01	2	0.1	2	0.2	4	0.02
3	0.5	3	0.01	3	0.2	3	0.4	5	0.03
4	0.55	4	0.01	4	0.25	4	0.5	6	0.04
5	0.6	5	0.013	5	0.3	5	0.55	7	0.05
6	0.65	6	0.031	6	0.4	6	0.6	8	0.06
7	0.7	7	0.109	7	0.45	7	0.65	9	0.07
8	0.75	8	0.315	8	0.5	8	0.7	10	0.08
9	0.8	9	0.5	9	0.645	9	0.75	11	0.09
10	0.839	10	0.6	10	0.839	10	0.8	12	0.15
11	0.931	11	0.65	11	0.931	11	0.883	13	0.305
12	0.969	12	0.7	12	0.969	12	0.947	14	0.505
13	0.986	13	0.75	13	0.986	13	0.975	15	0.689
14	0.993	14	0.8	14	0.993	14	0.988	16	0.82
15	0.996	15	0.85	15	0.996	15	0.994	17	0.899
16	0.998	16	0.998	16	0.998	16	0.997	18	0.943
						17	0.998	19	0.967
								20	0.981
								21	0.988
								22	0.993
								23	0.995
								24	0.997
								25	0.998

Tabla 4.25. Tablas de fallas con sus valores Fuzzy.

Fallas NE-SW		Fallas NW-SE	
Distancia (Km)	Valores Fuzzy	Distancia (Km)	Valores Fuzzy
0	0.775	0	0.5
0.2	0.8	0.26	0.55
0.5	0.885	0.3	0.6
0.6	0.998	0.4	0.65
0.7	0.9	0.5	0.7
0.8	0.885	0.6	0.75
0.9	0.8	0.65	0.8
1	0.5	0.69	0.9
2	0.4	0.695	0.994
3	0.5	0.696	0.995
4	0.5	0.697	0.996
5	0.003	0.698	0.997
6	0.002	0.699	0.998
7	0.001	0.7	0.999
		0.701	0.998
		0.702	0.997
		0.703	0.996
		0.704	0.995
		0.705	0.994
		0.71	0.99
		0.72	0.985
		0.73	0.98
		0.74	0.975
		0.75	0.97
		0.8	0.965
		0.9	0.95
		1	0.94
		2	0.6
		3	0.15
		4	0.009
		5	0.005
		6	0.001

CAPITULO V

INTEGRACIÓN DE DATOS ESPACIALES PARA MODELAMIENTO PREDICTIVO

Los mapas de potencial mineral proporcionan una visión general de la prospectividad de grandes regiones. El modelamiento de potencial mineral requiere la consideración simultánea de una serie de evidencias espaciales: geológicos, estructurales, geoquímicos, geofísicos, etc. En este capítulo, la asociación espacial cuantificada obtenida en el último capítulo será utilizada para generar los patrones predictores binarios para el mapeo de potencial de pórfidos y epitermales de la zona de estudio. Primero, los patrones binarios serán combinados para generar un mapa de potencial mineral utilizando el método **Pesos de Evidencia**, el cual asume que los mapas de entrada son condicionalmente independientes uno de otro con respecto a los depósitos minerales u ocurrencias y luego serán combinados utilizando el método **Fuzzy Logic**.

5.1 Generación de patrones predictores binarios

Los resultados del análisis de asociación espacial fueron las bases para la generación de los patrones binarios predictivos. Todos los mapas binarios fueron elaborados con el software MapInfo Spatial Data Modeler (MI-SDM) que es un módulo del software MapInfo Professional.

5.1.1 Generación del mapa binario geológico

Para la evidencia Litológica, se generó un patrón binario (Figura 5.1.) reclasificando (generalizando) el mapa litológico a partir de la Tabla 4.2, basada en la información del **Confidence** mediante la función “*Classify and Generalize Evidential Layer*” del MISDM.

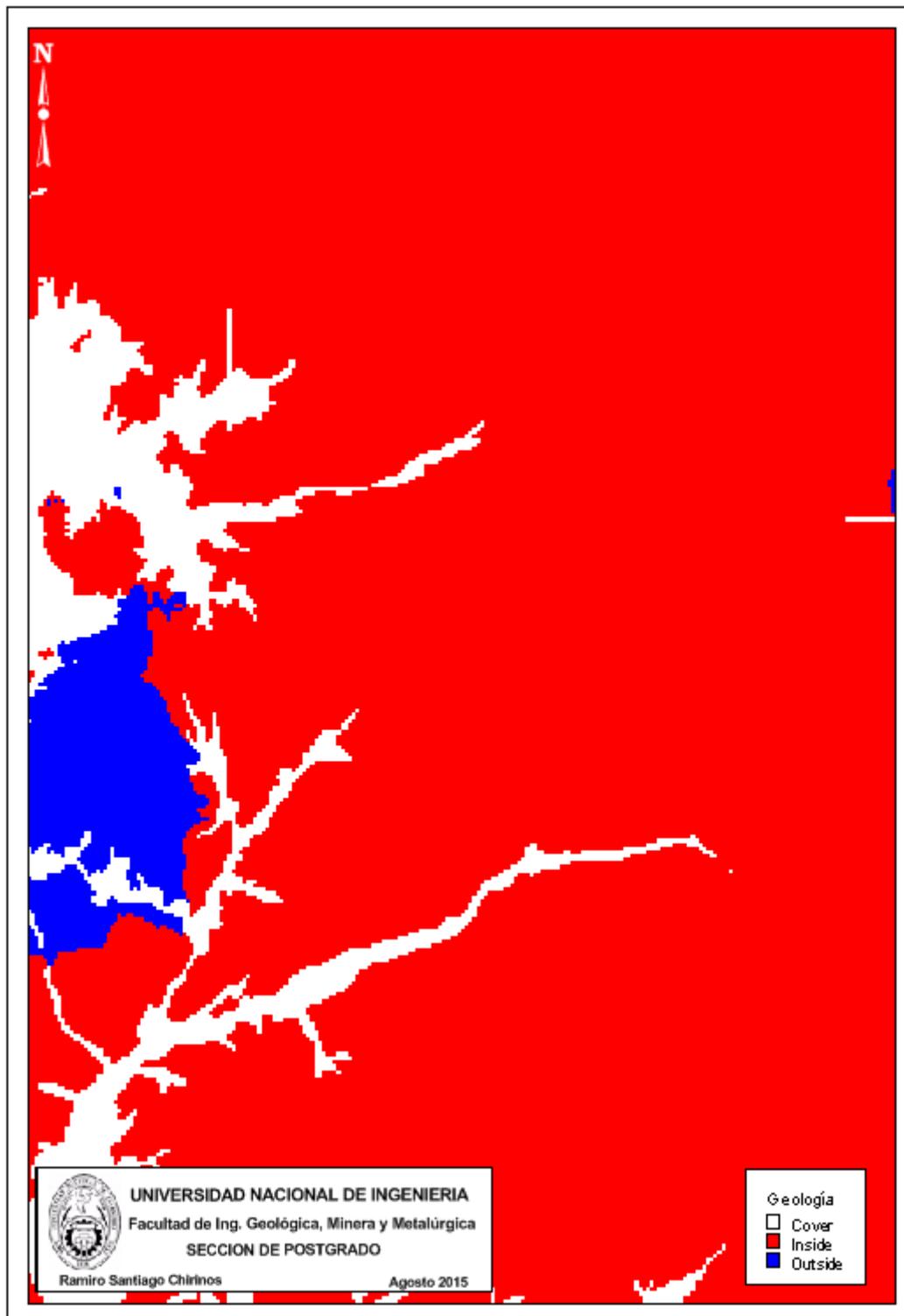


Figura 5.1. Mapa binario de la geología.

5.1.2 Generación de los mapas binarios geoquímicos

Para la evidencia geoquímica, se generaron 12 mapas binarios a partir de la Tabla 3.10, donde primero se crearon los mapas de grid continua usando el interpolador IDW de MapInfo, y luego se reclasificó cada grid clasificada usando las funciones de MI-SDM grid transform y grid classification. La Reclasificación fue hecha usando $\frac{1}{4}$ de la desviación estándar como intervalos de clase. Luego, se usó las nuevas clases ordenadas para explorar la asociación de dichas evidencias con los puntos de entrenamiento mediante el cálculo de los Pesos de Evidencia, el cual nos definirá el cut-off de los valores altos, es decir los valores arriba de los cuales nosotros consideramos que van a estar dentro del patrón (inside). En este caso, dada la poca cantidad de puntos de entrenamiento, usaremos el Estudentizado Contraste o Confidence (Figura 5.2).

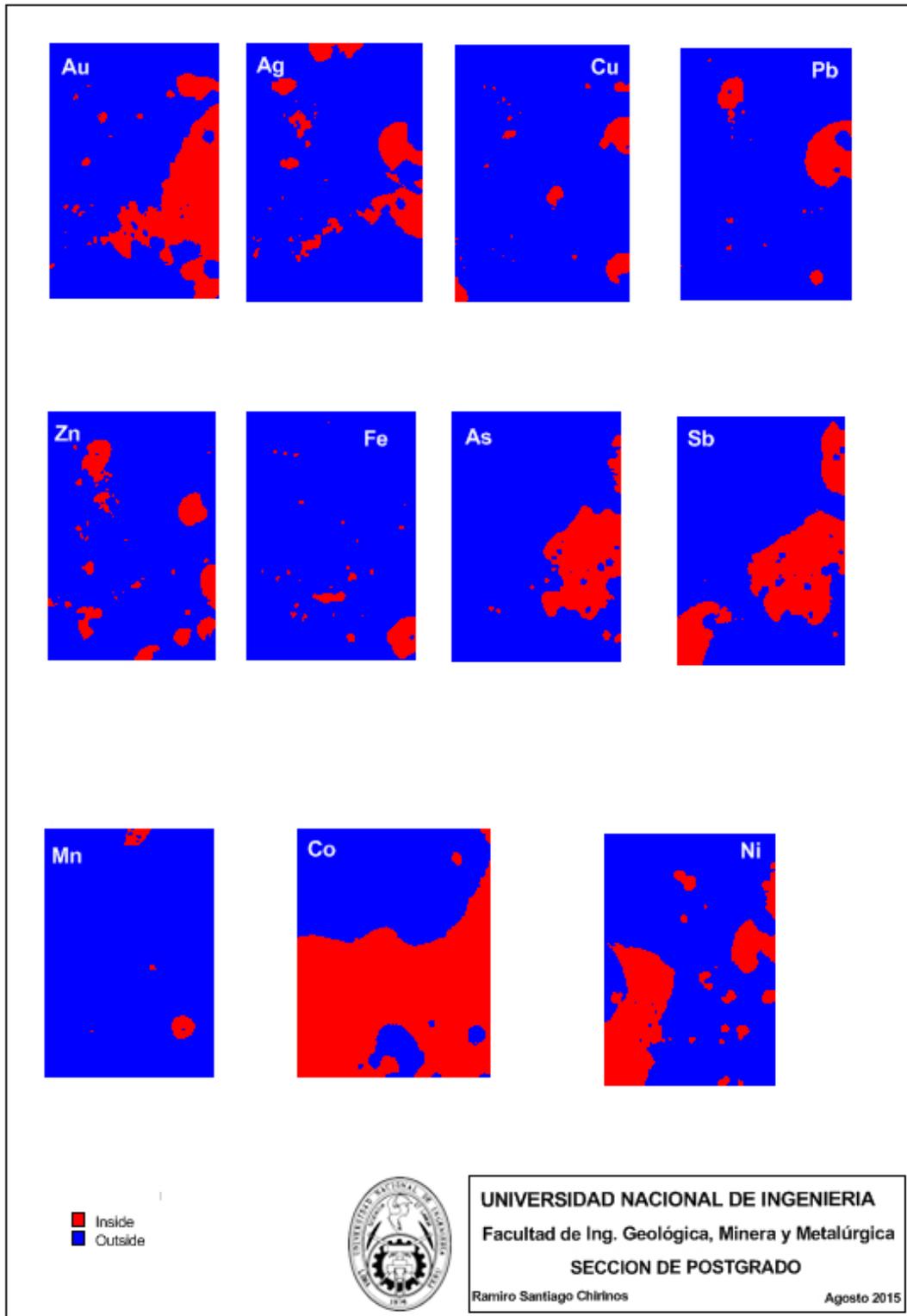


Figura 5.2. Mapas binarios de 12 de los 13 elementos seleccionados. El Mo no está presente dada su asociación espacial negativa.

5.1.3 Generación de los mapas binarios estructurales

A las fallas/fracturas se les aplicó Buffer a distancias con óptima asociación espacial con los depósitos u ocurrencias basados en el Estudentizado Contraste (Confidence) de las **Tablas 4.15, 4.16 y 4.17** (Figuras 5.3, 5.4 y 5.5).

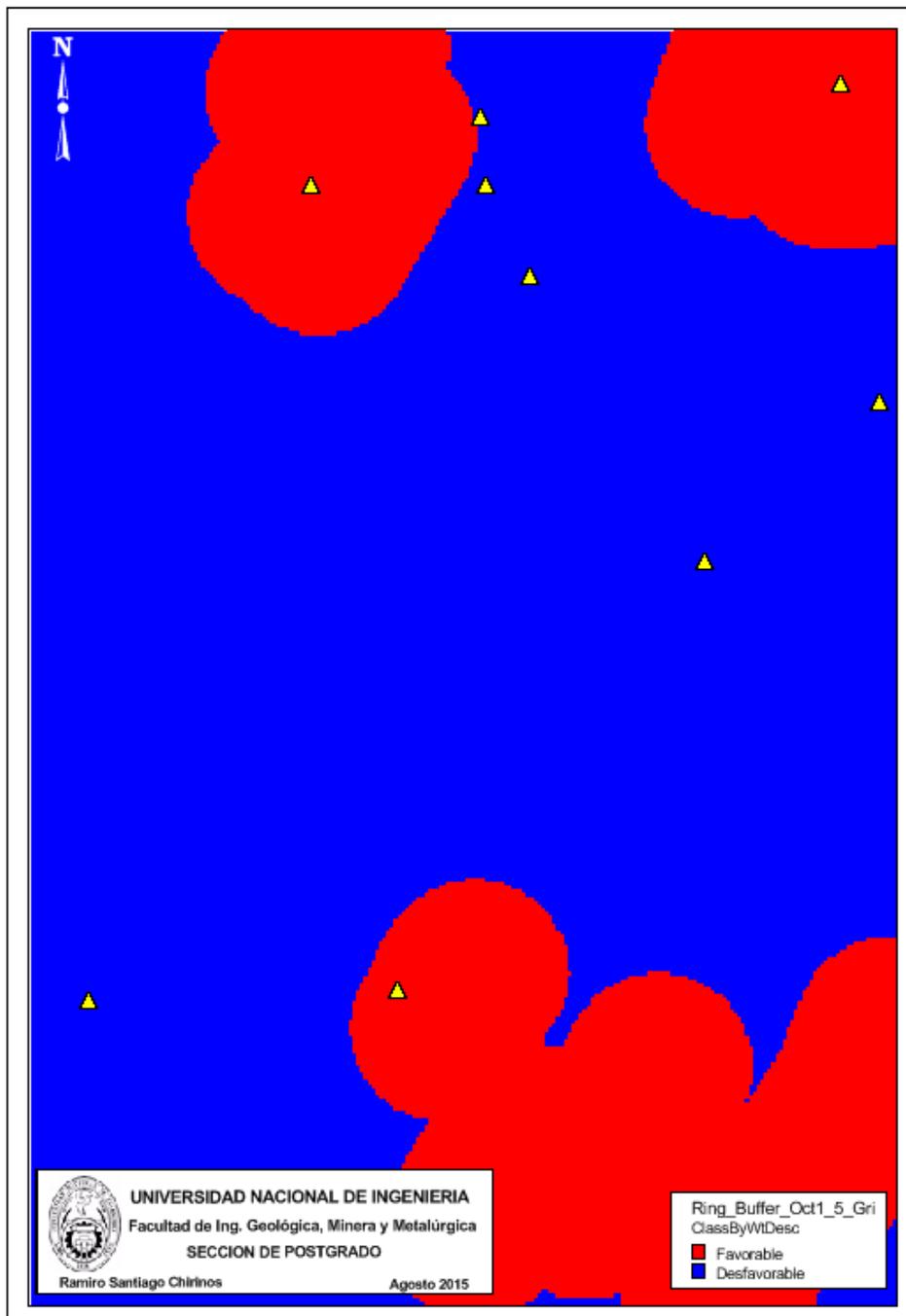


Figura 5.3. Patrón estructural de las Fallas / Fracturas de los octante 1 y 5 (NNE-SSW).

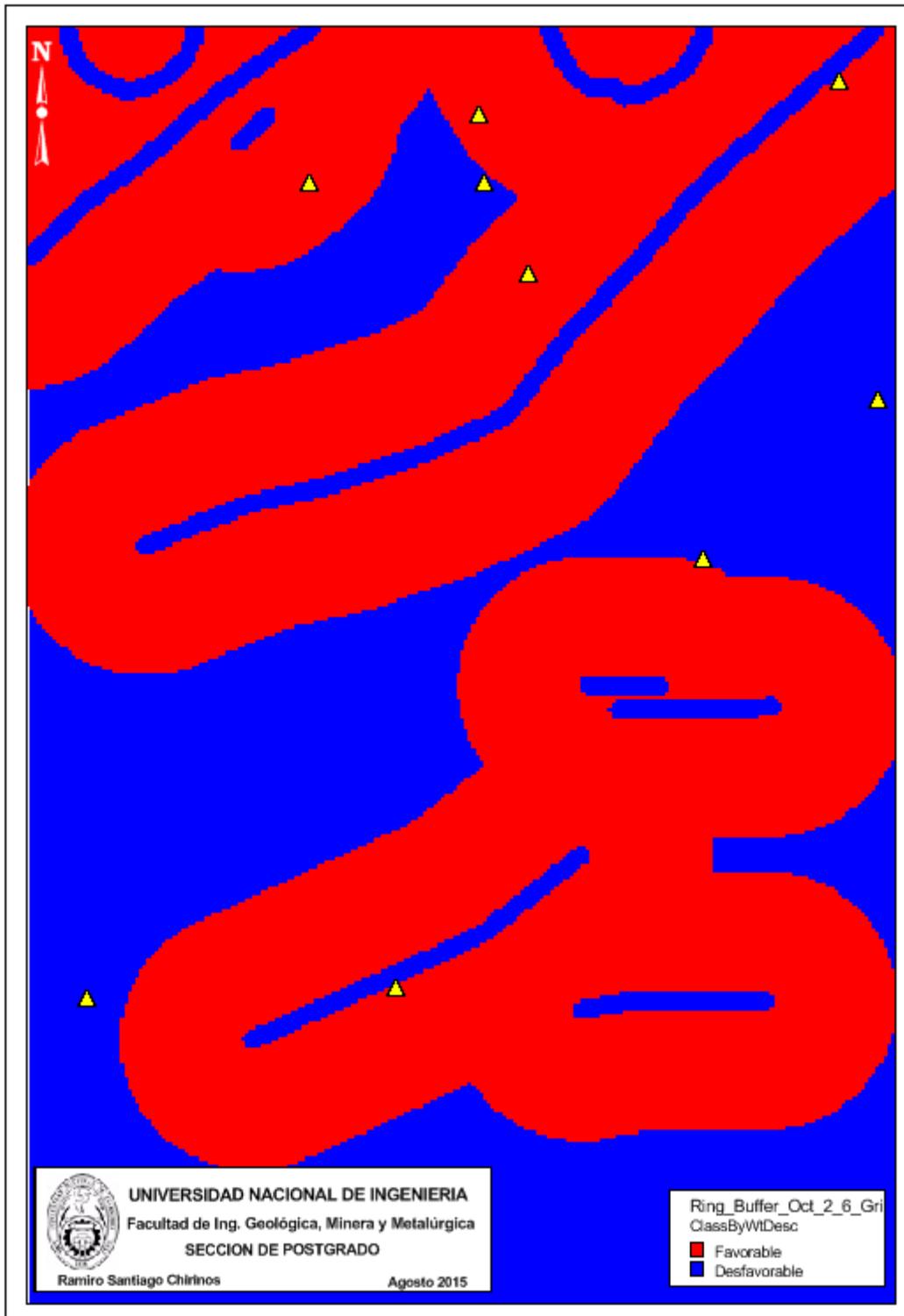


Figura 5.4. Patrón estructural de las Fallas/ Fracturas de los octante 2 y 6 (NE-SW).

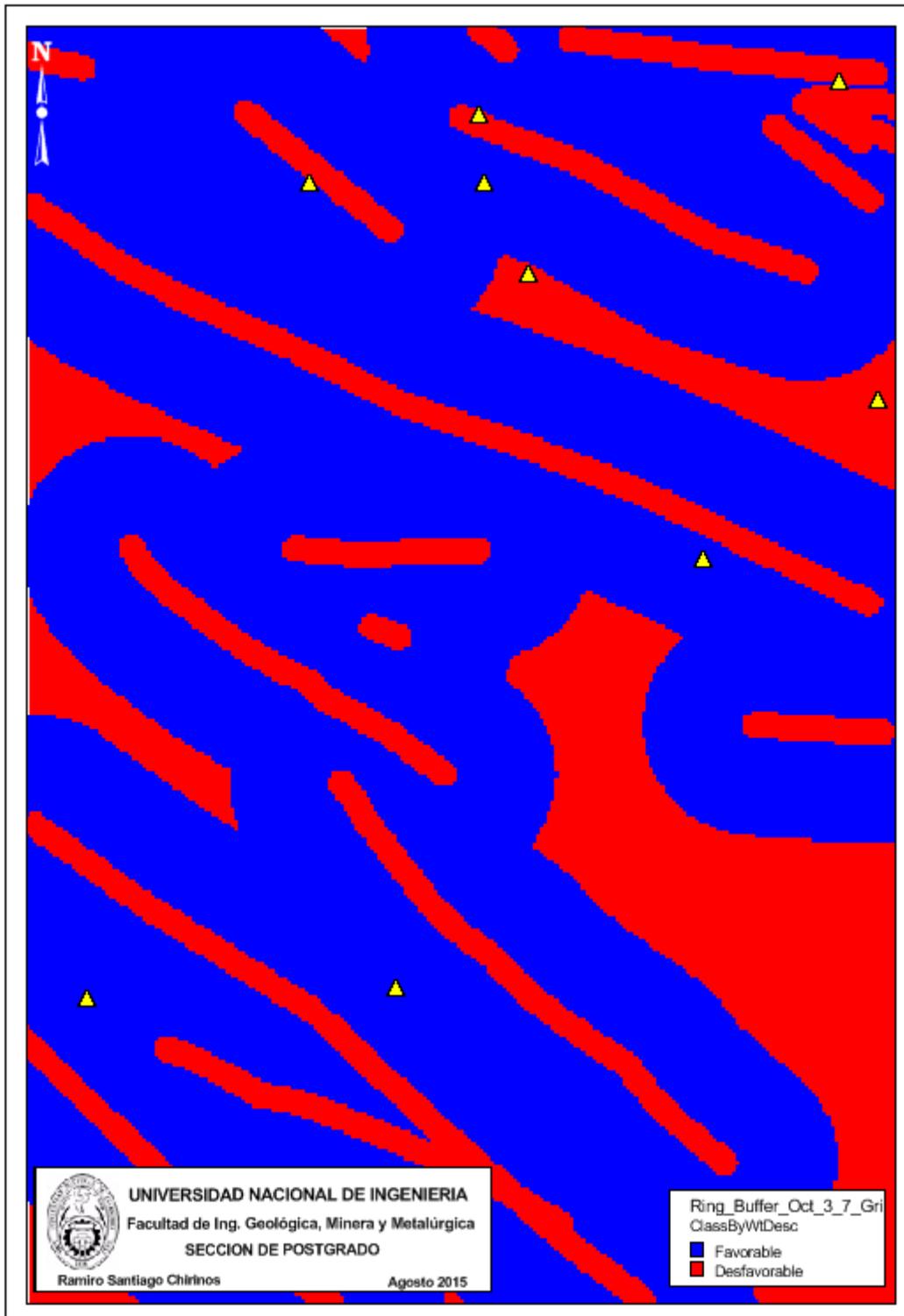


Figura 5.5. Patrón estructural de las Fallas / Fracturas de los octante 3 y 7 (SE-NW).

5.1.4 Generación de los mapas binarios de alteraciones hidrotermales

Para la evidencia hidrotermal, se generaron 03 mapas binarios a partir de las Tablas 4.19, 4.20 y 4.21, la Tabla 4.22 no se usó dada su nula asociación espacial (Figuras 5.6, 5.7 y 5.8).

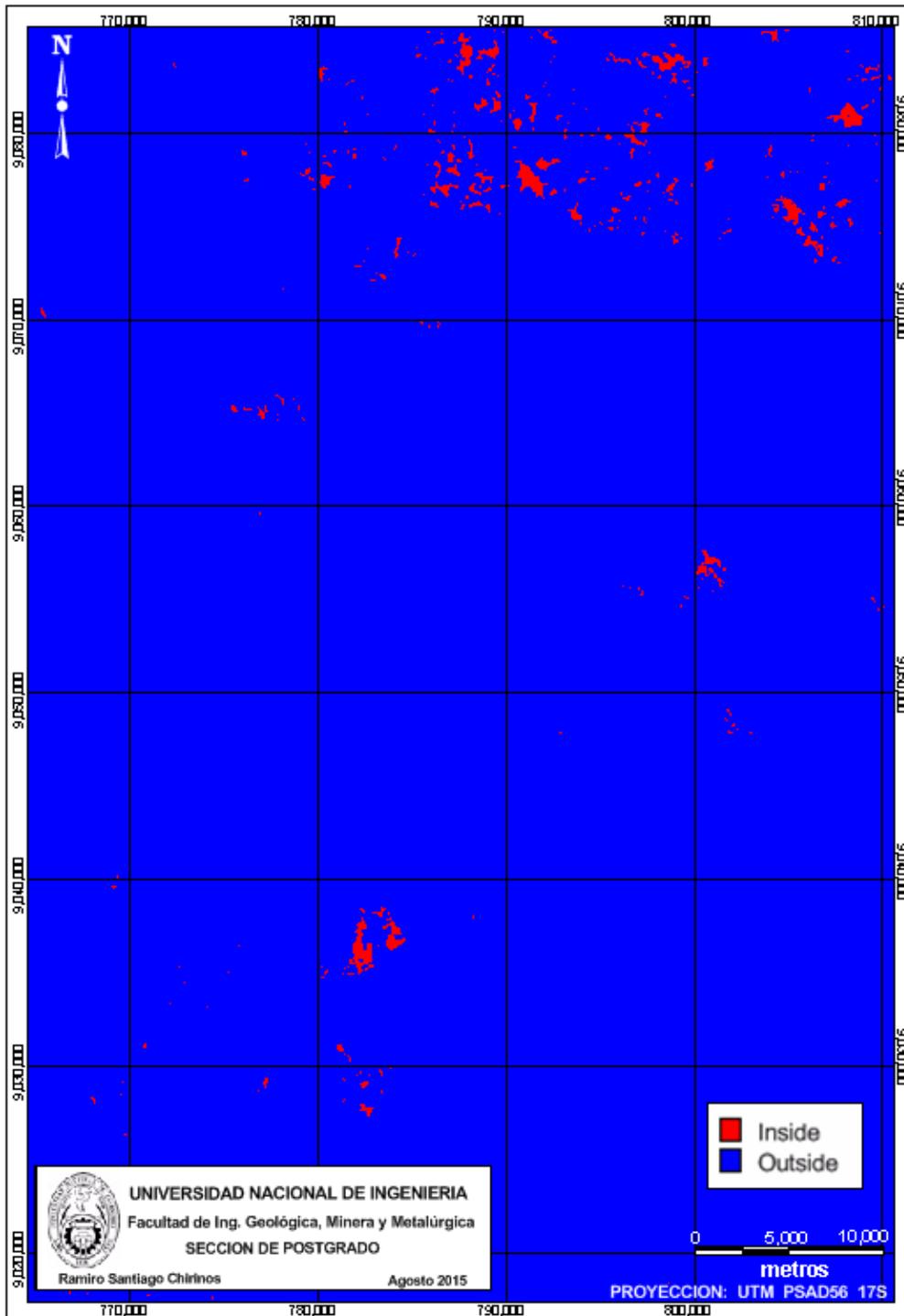


Figura 5.6. Mapa binario de la Alteración Argílica Avanzada (Alunita, Pirofilita, Caolinita).

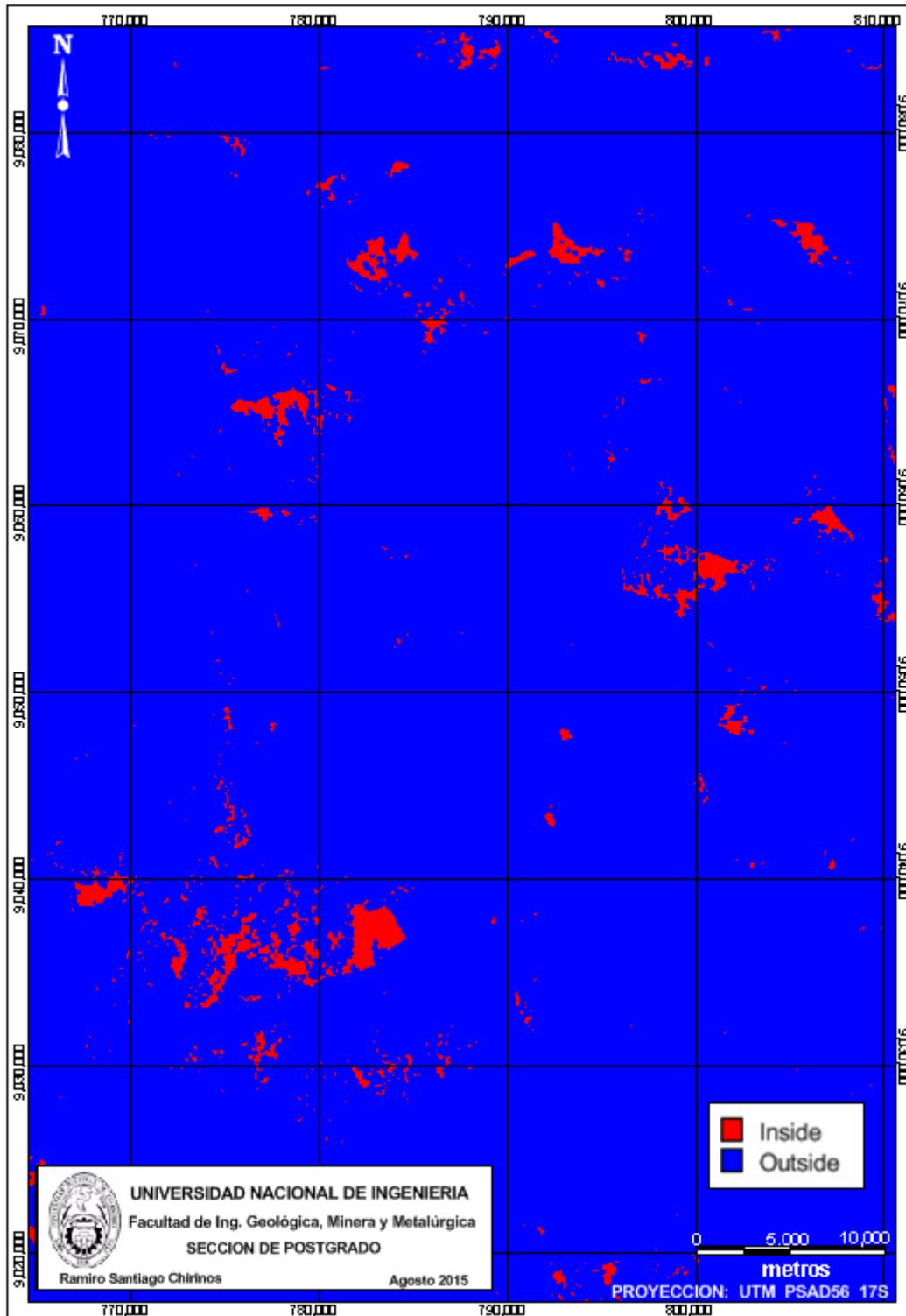


Figura 5.7. Mapa binario de la Alteración Argílica Intermedia (Iilita, Kaoesmectita).

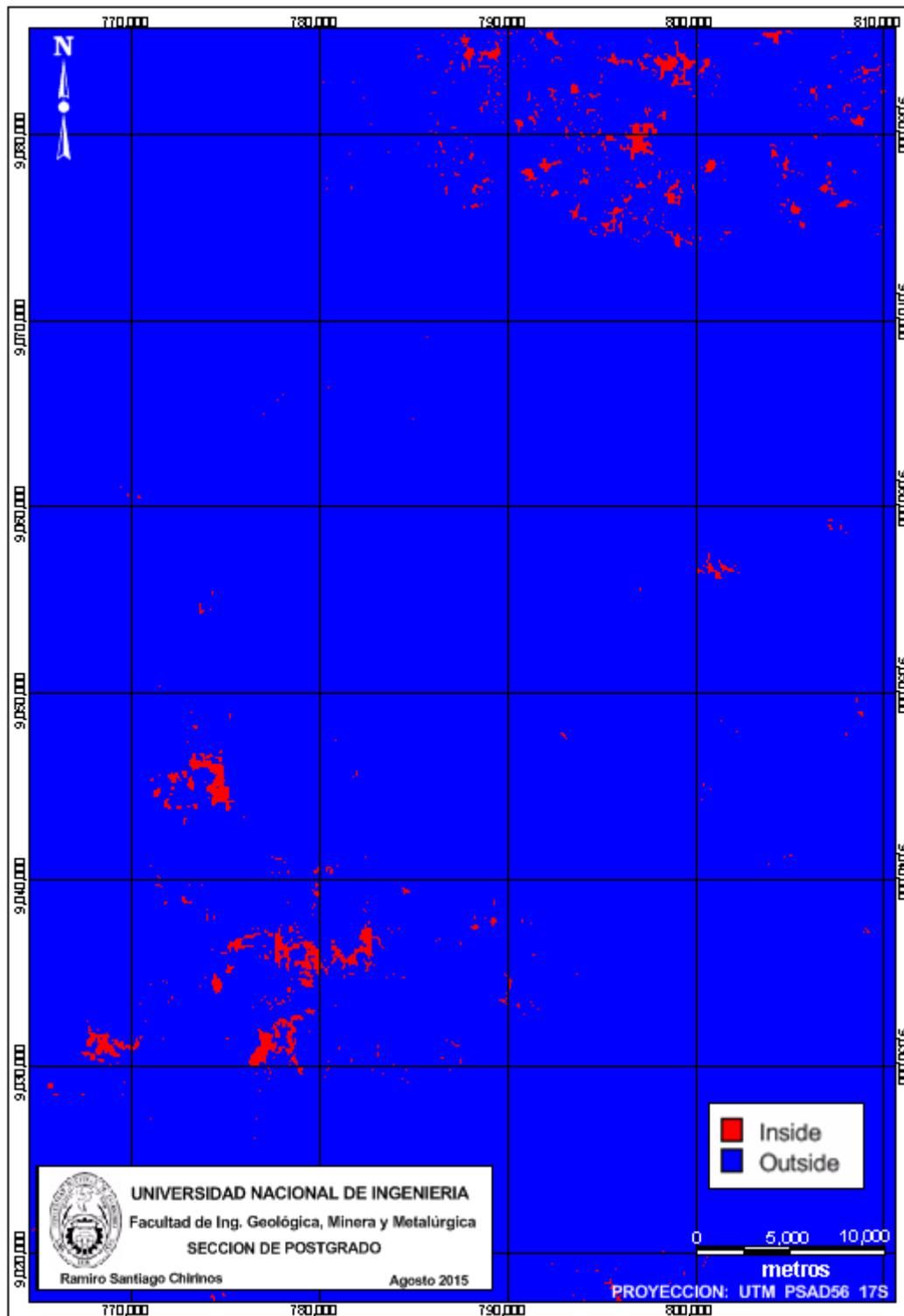


Figura 5.8. Mapa binario de la Alteración Propilítica (Calcita, Clorita, Epidota).

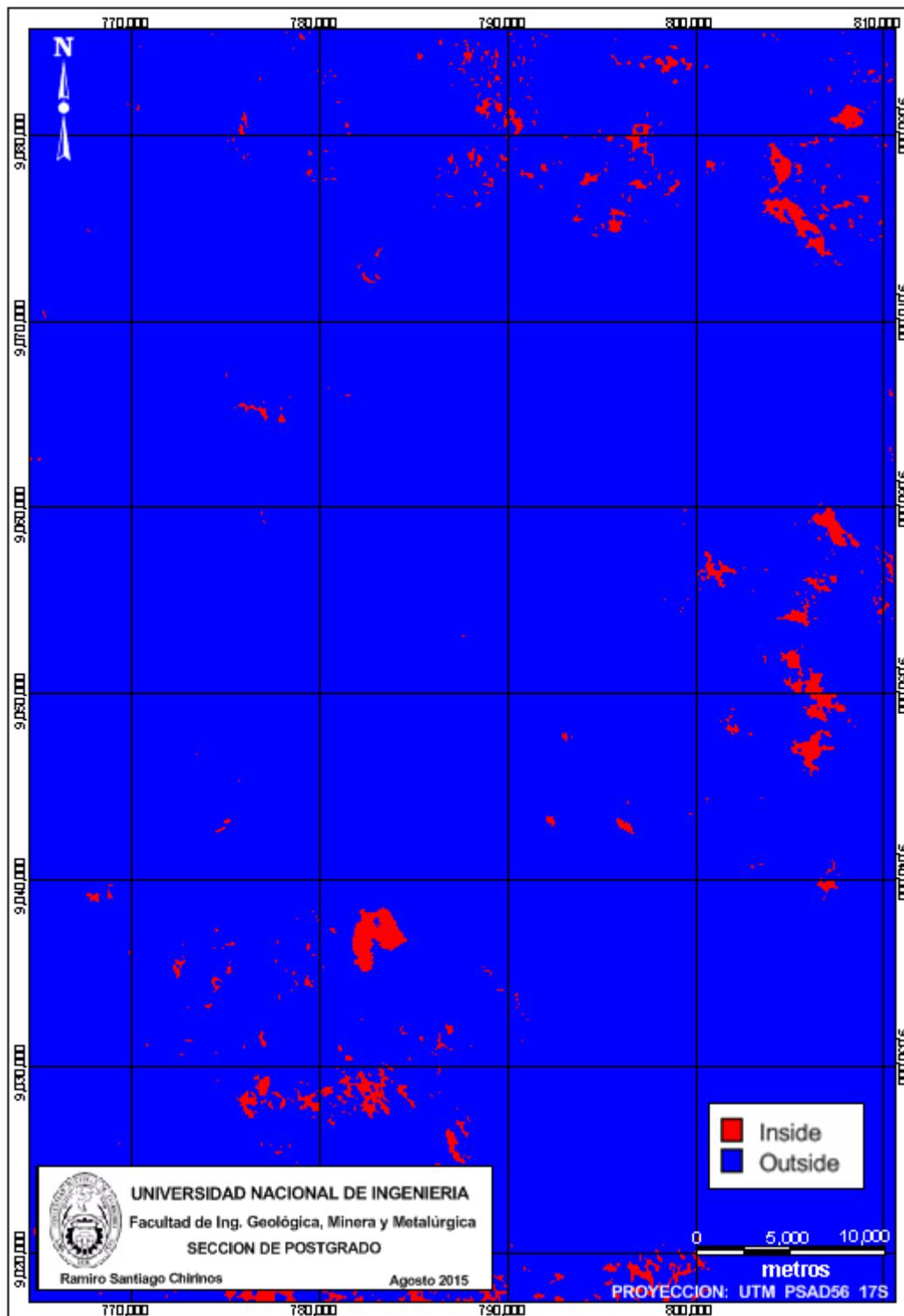


Figura 5.9. Mapa binario de la Alteración Silícica (Cuarzo).

5.2 Combinando patrones predictores binarios aplicando el método WofE

Los mapas de potencial mineral proporcionan una visión general de la prospectividad de grandes regiones. El modelamiento de potencial minero requiere la consideración simultánea de una serie de evidencias espaciales - geológicos, estructural, geoquímica, geofísica, etc. La capacidad del Sistema de Información Geográfica (SIG) para integrar capas espaciales de evidencia facilita el modelamiento de potencial mineral. En este capítulo la cuantificada asociación espacial obtenida en el capítulo anterior será utilizada para generar patrones predictores binarios para el modelamiento del potencial de epitermales y pórfidos. Los patrones binarios serán combinados para generar mapas de potencial mineral utilizando el método de **Pesos de Evidencia (WofE)**, el cual asume que los mapas de entrada son condicionalmente independientes (CI) entre sí con respecto a los depósitos minerales. La violación de esta asunción causa que la posterior probabilidad sea sobreestimada o subestimada.

5.2.1 Independencia Condicional (CI)

De la teoría de la probabilidad, se puede demostrar que la probabilidad condicional de dos depósitos minerales dada la presencia de dos patrones, B_1 y B_2 es:

$$P\{D/B_1 \cap B_2\} = \frac{P\{B_1 \cap B_2/D\}P\{D\}}{P\{B_1 \cap B_2/D\}P\{D\} + P\{B_1 \cap B_2/\bar{D}\}P\{\bar{D}\}} \quad (\text{Eq. 5.1})$$

Si B_1 y B_2 son condicionalmente independientes uno de otro con respecto a un conjunto de puntos, significa que se satisfacen las siguientes relaciones:

$$P\{B_1 \cap B_2/D\} = P\{B_1/D\}P\{B_2/D\} \quad (\text{Eq. 5.2})$$

Esto permite que la Eq (5.1) sea simplificada, así:

$$P\{B_1 \cap B_2/D\} = P\{D\} \frac{P\{B_1/D\}}{P\{B_1\}} \frac{P\{B_2/D\}}{P\{B_2\}} \quad (\text{Eq. 5.3})$$

La manipulación algebraica de la ecuación 5.3 conduce a:

$$N\{B_1 \cap B_2 \cap D\} = \frac{N\{B_1 \cap D\}N\{B_2 \cap D\}}{N\{D\}} \quad (\text{Eq. 5.4})$$

El lado izquierdo de la Eq. 5.4 es el observado número de depósitos ocurriendo en la zona de superposición donde ambos B_1 y B_2 están presentes. El lado derecho es el pronosticado o esperado número de depósitos en esta zona de superposición.

La superposición espacial entre dos patrones binarios predictores y un patrón binario de depósitos minerales conducen al cálculo de una tabla de contingencia para probar la independencia condicional de dos patrones predictores binarios (Tabla 5.1). Las cuatro celdas de la tabla corresponden a las cuatro condiciones de superposición entre B_1 y B_2 , donde los depósitos minerales están presentes

Tabla 5.1. Tabla de contingencia para una prueba de independencia condicional por parejas basado en píxeles que contienen depósitos minerales. Hay un grado de libertad. (Adaptado de Bonham-Carter, 1994).

	B1 Present	B1 Absent	Total
B2 Present	$N\{B_1 \cap B_2 \cap D\}$	$N\{\bar{B}_1 \cap B_2 \cap D\}$	$N\{B_2 \cap D\}$
B2 Absent	$N\{B_1 \cap \bar{B}_2 \cap D\}$	$N\{\bar{B}_1 \cap \bar{B}_2 \cap D\}$	$N\{\bar{B}_2 \cap D\}$
Total	$N\{B_1 \cap D\}$	$N\{\bar{B}_1 \cap D\}$	$N\{D\}$

Como cada tema evidencial se refiere al mismo conjunto de referencia (depósitos) es natural que la asunción de CI será violado en algún grado. La pregunta es ¿"cuándo" es grave la CI? En varios estudios que involucran la violación de la CI en WofE, mapas de similar favorabilidad fueron obtenidos con WofE y con Logistic Regression (Atterberg et al., 1993; Wright, 1996; Wright and Bonham-Carter, 1996).

Con el fin de juzgar la gravedad de CI, varias pruebas han sido sugeridas:

1. La prueba Chi Cuadrado (X^2 Test) (Agterberg, Bonham-Carter, y Wright, 1990)
2. La prueba Overall o "ómnibus" Test (OT) (Bonham-Carter, 1994) y
3. La prueba New Omnibus Test (NOT) (Agterberg y Cheng, 2002).

Las dos primeras pruebas de CI pueden producir resultados engañosos y arbitrarios, mientras que el NOT es un enfoque más confiable.

Prueba Chi Cuadrado (X^2 Test)

El primer método considera todas las posibles comparaciones por pares de temas evidenciales. Una tabla de contingencia se establece entre estas dos capas. La independencia condicional es probada calculando X^2 usando la siguiente expresión:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^4 \frac{(\text{observed}_i - \text{predicted}_i)^2}{\text{predicted}_i} \quad (\text{Eq. 5.5})$$

Debido a que los depósitos son considerados como puntos, o celdas unitarias, los valores resultantes de X^2 no son afectados por las unidades de medidas de área. Los valores calculados de X^2 pueden ser comparados con los valores críticos de X^2 con un grado de libertad (Bonham-Carter, 1994).

Con pequeñas frecuencias esperadas es necesario aplicar la corrección de Yates (Walker and Lev, 1953). La ecuación incluida la corrección es:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^4 \frac{(|\text{observed}_i - \text{predicted}_i| - 0.5)^2}{\text{predicted}_i} \quad (\text{Eq. 5.6})$$

Donde el valor absoluto de la diferencia entre el número de depósitos observados y pronosticados es menor que 0.5, no se hace la corrección en esa celda. Snedecor and Cochran (1967) enunciaron que cuando las frecuencias esperadas son menores que 5 en cualquier celda, la aproximación a la distribución X^2 es pobre.

Si cualquier par de patrones predictores binarios muestra algún grado de dependencia condicional, basado en los críticos X^2 usados, ellos aún pueden ser combinados para el modelamiento del potencial de mineral de acuerdo a la ecuación 5.1, pero la validez estadística del mapa de probabilidad posterior resultante debe ser examinado aplicando la prueba New Omnibus Test (NOT). La prueba chi cuadrado ha sido descrita como potencialmente poco fiable.

5.2.2 Generación de mapas de posterior probabilidad

Usando la formulación de posibilidades, se puede demostrar que

$$\log_e O\{D/B1 \cap B2\} = \log_e\{O\} + W1^+ + W2^+ \quad (\text{Eq. 5.7})$$

$$\log_e O\{D/B1 \cap \bar{B}2\} = \log_e\{O\} + W1^+ + W2^- \quad (\text{Eq. 5.8})$$

$$\log_e O\{D/\bar{B}1 \cap B2\} = \log_e\{O\} + W1^- + W2^+ \quad \text{and} \quad (\text{Eq. 5.9})$$

$$\log_e O\{D/\bar{B}1 \cap \bar{B}2\} = \log_e\{O\} + W1^- + W2^- \quad (\text{Eq. 5.10})$$

Similarmente, si se utilizan más de dos patrones binarios predictores, se pueden añadir a condición de que también son condicionalmente independientes uno de otro con respecto a los depósitos minerales. Así, con B_j ($j=1,2,\dots,n$) patrones binarios, los logs de las posibilidades posteriores son:

$$\ln O\{D/B_1^k \cap B_2^k \cap B_3^k \dots B_n^k\} = \sum_{j=1}^n W_j^k + \ln O\{D\} \quad (\text{Eq. 5.11})$$

Donde el superíndice k es positivo (+) o negativo (-) si el patrón binario predictor está presente o ausente, respectivamente. Las posibilidades posteriores pueden ser convertidas a probabilidades posteriores, basado en la relación $P=O/(1+O)$, que representan el potencial de mineral.

5.2.2.1 Prueba Overall o "ómnibus" Test (OT)

El overall test (OT) es una prueba simple, la cual no hace suposiciones (por ejemplo, requerimientos de que las esperadas frecuencias sean > 5). En esta prueba la relación del número de depósitos minerales conocidos, $N(D)$ son comparados con el número de depósitos minerales esperados.

$$OT = N(D)/N(D)_{\text{calc}}$$

Donde el número esperado, $N(D)_{\text{calc}}$ de depósitos minerales es calculado (Bonham-Carter, 1994); así:

$$N\{D\}_{\text{pred}} = \sum_{k=1}^m P_k * N\{A\}_k, \quad (\text{Eq. 5.12})$$

Donde $N\{A\}$ es el número de pixeles con posterior probabilidad P y $K=1,2,\dots,m$ pixeles en el mapa. En la práctica el número de depósitos minerales esperados es

usualmente mayor que el número de depósitos minerales observados. Si el número de depósitos pronosticados es mayor en un 15% que el número de depósitos minerales observados, la suposición de CI es seriamente violada (Bonham-Carter, 1994). Los mapas problemáticos deben ser removidos del análisis o combinados antes del cálculo de los pesos (Agterberg, 1992).

Si $OT = 1$, el número de depósitos observados y esperados son iguales. Esto ocurre en WofE solo cuando hay un solo tema de evidencia (es decir, no hay posibilidad de independencia condicional). Con más de un tema de evidencia, OT es siempre menor que 1, y la diferencia de 1 es una medida del grado de dependencia condicional entre los temas. Como regla general, Bonham-Carter (1994) sugirió que si $OT > 0.85$, entonces la dependencia condicional no es motivo de preocupación, pero esto fue basado en consideraciones empíricas solamente. Si $OT \gg 0.85$, entonces Bonham-Carter (1994) sugirió que algunos temas deberían ser sacados o combinados antes del análisis de los pesos, usando la prueba chi-cuadrado para conseguir una indicación de cuales temas están causando los mayores problemas.

La ventaja del OT sobre chi-cuadrado es que se detecta la CI presente debido a la interacción de más de dos capas a la vez, y se evita la dificultad impuesta por tener pequeñas frecuencias esperadas en las tablas de contingencia. Sin embargo, el problema con el OT es que el threshold de 0.85 es empírico y arbitrario. La siguiente prueba supera este problema usando la varianza de $N(D)_{calc}$ para determinar si la diferencia entre el número de depósitos observados y calculados es significativo.

5.2.2.2 Prueba New Omnibus Test (NOT) o “Agterberg-Cheng (AC) test”

Esta prueba es útil en situaciones donde las suposiciones de la prueba chi-cuadrado no son satisfechas, y esto proporciona una base estadística para decidir si la razón en la prueba OT es demasiado pequeña.

Agterberg y Cheng (2002) derivaron la esperanza y la varianza del número previsto de depósitos $N(D)_{calc}$. La esperanza del número de depósitos esperados se da como:

$$E[N(D)_{calc}] = N(D)$$

Y la varianza de $N(D)_{calc}$ es dada como:

$$\sigma^2[N(D)_{calc}] = \sum_{i=1}^m [N(A)_k^2 \times \sigma^2(P_k)]$$

Así, la varianza de los depósitos esperados es la suma de cada área (en términos de unidades de área) multiplicado por la varianza de la posterior probabilidad.

Si la suposición de independencia condicional es satisfecha, uno esperaría que el número de depósitos pronosticados debería estar cerca del número de puntos observados. Este concepto puede ser enunciado más formalmente (en términos de una hipótesis) como:

$$H_0 : N(D)_{calc} = N(D)$$

Frente a la alternativa:

$$H_a : N(D)_{calc} > N(D)$$

Elegimos una alternativa unilateral ya que es muy poco probable que el $N(D)_{calc}$ sea menor que el número observado de depósitos: temas evidenciales son seleccionados en primer lugar debido a que se cree que ellos están fuertemente asociados con los depósitos minerales conocidos. El valor de la prueba estadística, o "new" ómnibus NOT CI es por lo tanto:

$$NOT = \frac{N(D)_{calc} - N(D)}{s[N(D)_{calc}]}$$

Es decir, el número de depósitos esperados menos el número de depósitos observados dividido entre la desviación estándar del número de depósitos esperados. Probabilidades mayores que 95% o 99% indican que la hipótesis de CI debe ser rechazada, pero cualquier valor mayor que 50% indica que ocurre alguna dependencia condicional (Agterberg y Cheng, 2002).

Agterberg y Cheng (2002) probaron que existen los dos primeros momentos de $N(D)_{calc}$, por tanto debe aplicarse, el teorema del límite central (Rice, 1995), asumiendo una normalidad aproximada de NOT. La prueba estadística entonces se puede utilizar como criterio contra una distribución Normal para juzgar si la

hipótesis nula puede ser rechazada (número esperado de los depósitos demasiado grandes, CI rechazada) o no rechazada (número esperado de depósitos cerca de lo observado, CI aceptada). Una gran ventaja de esta nueva prueba es que el número de grados de libertad no están involucrados, y ahora tenemos una prueba sencilla con una base estadística.

El NOT es estadísticamente robusto y debería utilizarse rutinariamente en el modelado WofE no solo para probar modelos de múltiples capas por CI sino también por CI en parejas y otras combinaciones de mapas, porque la prueba de chi-cuadrado puede dar resultados engañosos sobre todo en situaciones con un pequeño número de puntos de entrenamiento, y / o comparaciones entre mapas con múltiples clases (C. Thiart et al, 2006).

MI-SDM viene con una herramienta para calcular la independencia condicional con el nombre de “Check Conditional Independence”. Este test nos da un valor NOT reescalado de 0% - 100%, donde un valor de 95%, por ejemplo, indica un aproximado al 95% de confianza de que la probabilidad posterior es condicionalmente independiente.

En las Tablas 5.2 a 5.6 hice un chequeo de la Independencia Condicional para los patrones geoquímicos, estructurales e hidrotermales en forma independiente, así también como sus combinaciones y en cada tabla resultante se ha resaltado con un marco rectangular el valor del NOT donde dice que todas pasan la prueba con un nivel de confianza de 95%.

Tabla 5.2. Prueba de Independencia Condicional (CI) para los 12 patrones geoquímicos.

Statistic	Evidence_Layer	Au_ppb	As_ppm	Co_ppm	Cu_ppm	Fe_ppm	Mn_ppm	Ni_ppm	Pb_ppm	Sb_ppm	Zn_ppm
Probability	Ag_ppm	0.15638	0.91468	0.77681	0.57075	1.0	0.57075	0.57075	0.57075	0.57075	0.91468
Probability	As_ppm	0.15638		0.77681	0.47852	1.0	0.57075	0.15638	0.15638	0.15638	0.91468
Probability	Au_ppb			0.45326	0.70766	1.0	0.45326	0.45326	0.45326	0.45326	0.57075
Probability	Co_ppm				0.45326	1.0	0.45326	0.45326	1.0	0.45326	0.57075
Probability	Cu_ppm					1.0	0.70766	0.70766	0.70766	0.70766	0.57075
Probability	Fe_ppm						1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
Probability	Mn_ppm							0.45326	0.45326	0.45326	0.57075
Probability	Ni_ppm								0.45326	0.45326	0.57075
Probability	Pb_ppm									0.45326	0.15638
Probability	Sb_ppm										0.57075
Probabilities > 0.05 indicate pairwise CI											
Probability values depend on											
chi-squared and degrees of freedom											
Chi-Squared	Ag_ppm	2.009	0.011	0.08	0.321	0.0	0.321	0.321	0.321	0.321	0.011
Chi-Squared	As_ppm	2.009		0.08	0.502	0.0	0.321	2.009	2.009	2.009	0.011
Chi-Squared	Au_ppb			0.563	0.141	0.0	0.563	0.563	0.563	0.563	0.321
Chi-Squared	Co_ppm				0.563	0.0	0.563	0.563	0.0	0.563	0.321
Chi-Squared	Cu_ppm					0.0	0.141	0.141	0.141	0.141	0.321
Chi-Squared	Fe_ppm						0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
Chi-Squared	Mn_ppm							0.563	0.563	0.563	0.321
Chi-Squared	Ni_ppm								0.563	0.563	0.321
Chi-Squared	Pb_ppm									0.563	2.009
Chi-Squared	Sb_ppm										0.321
Degrees of Freedom	Ag_ppm	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Degrees of Freedom	As_ppm	1		1	1	1	1	1	1	1	1
Degrees of Freedom	Au_ppb			1	1	1	1	1	1	1	1
Degrees of Freedom	Co_ppm				1	1	1	1	1	1	1
Degrees of Freedom	Cu_ppm					1	1	1	1	1	1
Degrees of Freedom	Fe_ppm						1	1	1	1	1
Degrees of Freedom	Mn_ppm							1	1	1	1
Degrees of Freedom	Ni_ppm								1	1	1
Degrees of Freedom	Pb_ppm									1	1
Degrees of Freedom	Sb_ppm										1
Original Overall Test of CI = 0.35											
CI may not hold if value < 0.85											
New Overall Test of CI = 0.12											
Pass NOT at 95% significance											

Tabla 5.3. Prueba de Independencia Condicional (CI) para los patrones estructurales.

Statistic	Evidence_Layer	Fallas_NE_SW_Oct_2_6	Fallas_SE_NW_Oct_3_7
Probability	Fallas NNE-SSW (Oct 1 y 5)	0.08453	0.81252
Probability	Fallas NE-SW (Oct 2 y 6)		0.63526
Probabilities > 0.05 indicate pairwise CI			
Probability values depend on			
chi-squared and degrees of freedom			
Chi-Squared	Fallas NNE-SSW (Oct 1 y 5)	2.976	0.056
Chi-Squared	Fallas NE-SW (Oct 2 y 6)		0.225
Degrees of Freedom	Fallas NNE-SSW (Oct 1 y 5)	1	1
Degrees of Freedom	Fallas NE-SW (Oct 2 y 6)		1
Original Overall Test of CI = 0.99	CI may not hold if value < 0.85		
New Overall Test of CI = 0.40	Probability of 0.3450		
Pass NOT at 95% significance			

Tabla 5.4. Prueba de Independencia Condicional (CI) para los patrones hidrotermales.

Statistic	Evidence_Layer	Calcite3_Chlorite3_Epidote3_Gr
Probability	Alun3_Pyro3_Kaol4_Grid	1.0
Probabilities > 0.05 indicate pairwise CI		
Probability values depend on		
chi-squared and degrees of freedom		
Chi-Squared	Alun3_Pyro3_Kaol4_Grid	0.0
Degrees of Freedom	Alun3_Pyro3_Kaol4_Grid	1
Original Overall Test of CI = 1.16	CI may not hold if value < 0.85	
New Overall Test of CI = 0.38	Probability of 0.3511	
Pass NOT at 95% significance		

Tabla 5.5. Prueba general de Independencia Condicional (CI) para los patrones geológico, estructural e hidrotermal.

Statistic	Evidence_Layer	Calcite3_Chlorite3_Epidote3_Gr	Geologia_Area_Estudio_HCT	Ring_Buffer_Oct1_5_Grid	Ring_Buffer_Oct_2_6_Grid	Ring_Buffer_Oct_3_7_Grid
Probability	Alun3_Pyro3_Kaol4_Grid	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
Probability	Calcite3_Chlorite3_Epidote3_Gr		1.0	1.0	1.0	1.0
Probability	Geologia_Area_Estudio_HCT			0.87989	0.99907	0.9924
Probability	Ring_Buffer_Oct1_5_Grid				0.08453	0.81252
Probability	Ring_Buffer_Oct_2_6_Grid					0.63526
Probabilities > 0.05 indicate pairwise CI						
Probability values depend on						
chi-squared and degrees of freedom						
Chi-Squared	Alun3_Pyro3_Kaol4_Grid	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
Chi-Squared	Calcite3_Chlorite3_Epidote3_Gr		0.0	0.0	0.0	0.0
Chi-Squared	Geologia_Area_Estudio_HCT			2.396	0.371	0.787
Chi-Squared	Ring_Buffer_Oct1_5_Grid				2.976	0.056
Chi-Squared	Ring_Buffer_Oct_2_6_Grid					0.225
Degrees of Freedom	Alun3_Pyro3_Kaol4_Grid	1	6	1	1	1
Degrees of Freedom	Calcite3_Chlorite3_Epidote3_Gr		6	1	1	1
Degrees of Freedom	Geologia_Area_Estudio_HCT			6	6	6
Degrees of Freedom	Ring_Buffer_Oct1_5_Grid				1	1
Degrees of Freedom	Ring_Buffer_Oct_2_6_Grid					1
Original Overall Test of CI = 1.13						
CI may not hold if value < 0.85						
New Overall Test of CI = 0.36						
Pass NOT at 95% significance						

5.2.3 Mapa predictivo integrado del potencial minero del área de estudio

Se hicieron varias pruebas usando diferentes combinaciones de mapas binarios con el fin de obtener el mejor mapa predictivo y pasar la prueba de CI. Para crear el mapa final probabilístico de la Figura 5.9 se utilizaron los mapas binarios de Geología, Geoquímica (Cu, Pb, Zn), fallas / fracturas NE-SW y NW-SE y Alteración Hidrotermal (Alteración argílica avanzada).

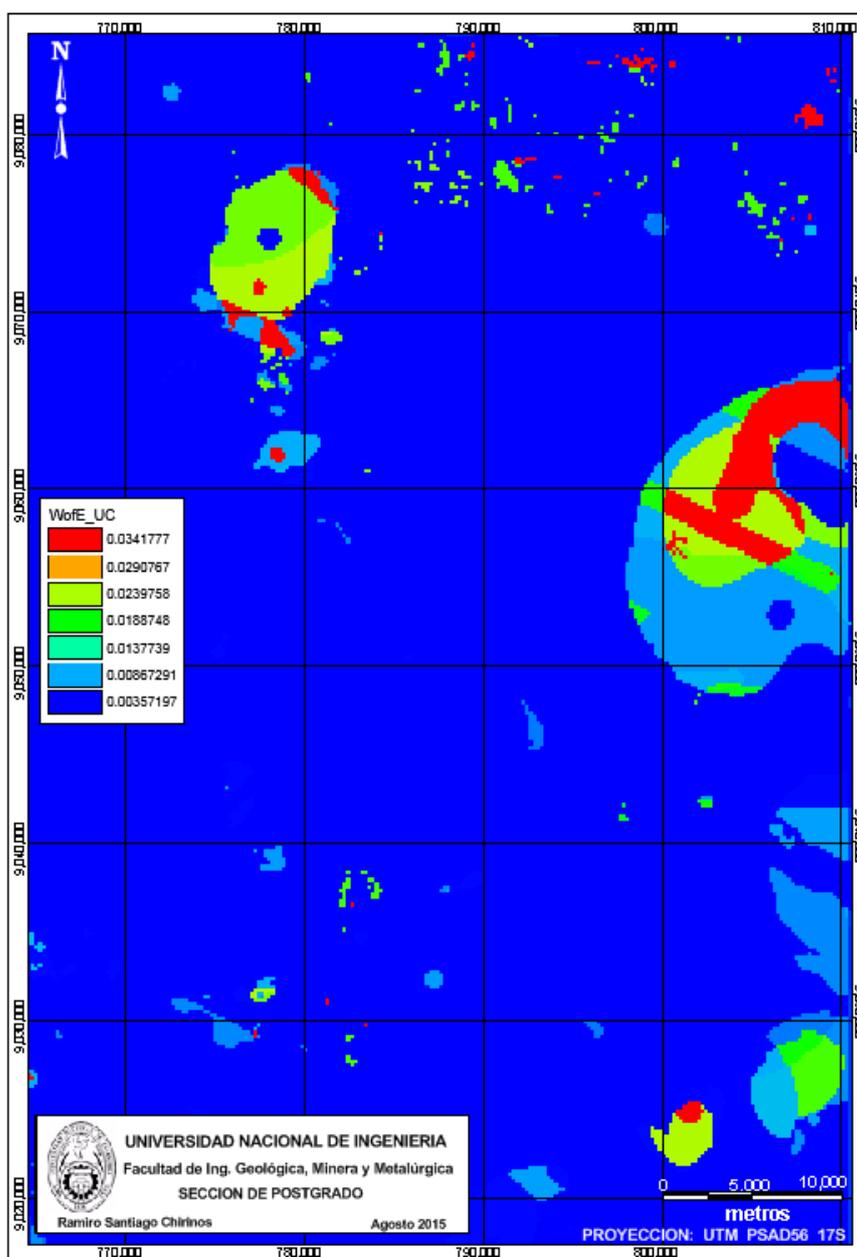


Figura 5.9. Mapa predictivo, aplicando el método WofE, del potencial minero de la zona de estudio.

El New Overall Test pasó la prueba de la Independencia Condicional (CI) tal como se muestra en la Tabla 5.7.

Tabla 5.7. Estadística de la Independencia Condicional (CI) del mapa predictivo, para los patrones geológico, geoquímico (Cu, Pb, Zn), hidrotermal (Alunita, Pirofilita, Caolinita) y estructural (Fallas NE-SW y NW-SE).

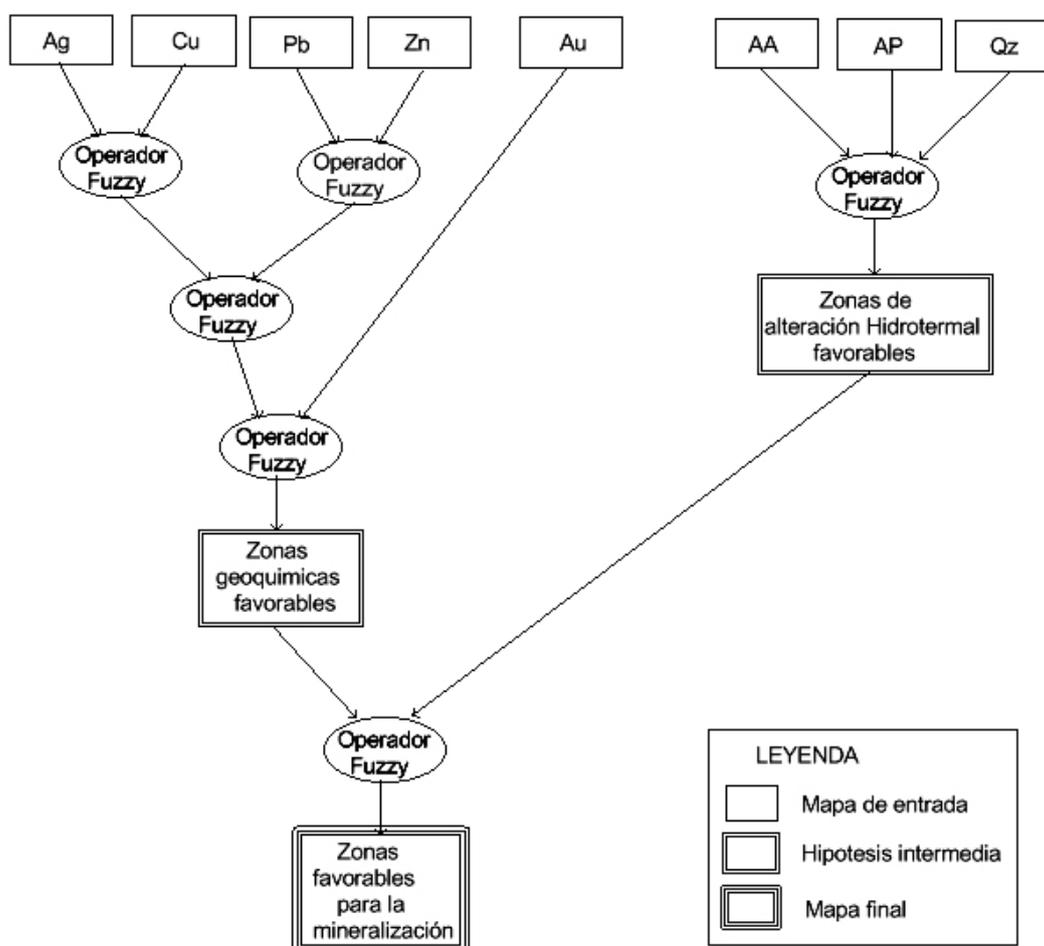
Statistic	Evidence_Layer	Cu_ppm	Pb_ppm	Zn_ppm	Geologia	Buffer_Oct_2_6	Buffer_Oct_3_7
Probability	Alun3_Pyro3_Kaol4	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
Probability	GEOQ_TESIS_Cu_ppm		0.70766	0.57075	1.0	0.9056	0.9056
Probability	GEOQ_TESIS_Pb_ppm			0.15638	1.0	0.81252	0.81252
Probability	GEOQ_TESIS_Zn_ppm				1.0	0.85771	0.85771
Probability	Geologia					1.0	1.0
Probability	Buffer_Oct_2_6						0.70766
Probabilities > 0.05 indicate pairwise CI							
Probability values depend on							
chi-squared and degrees of freedom							
Chi-Squared	Alun3_Pyro3_Kaol4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
Chi-Squared	GEOQ_TESIS_Cu_ppm		0.141	0.321	0.0	0.014	0.014
Chi-Squared	GEOQ_TESIS_Pb_ppm			2.009	0.0	0.056	0.056
Chi-Squared	GEOQ_TESIS_Zn_ppm				0.0	0.032	0.032
Chi-Squared	Geologia					0.0	0.0
Chi-Squared	Buffer_Oct_2_6						0.141
Degrees of Freedom	Alun3_Pyro3_Kaol4	1	1	1	2	1	1
Degrees of Freedom	Cu_ppm		1	1	2	1	1
Degrees of Freedom	Pb_ppm			1	2	1	1
Degrees of Freedom	Zn_ppm				2	1	1
Degrees of Freedom	Geologia					2	2
Degrees of Freedom	Buffer_Oct_2_6						1
Original Overall Test of CI = 0.80	CI may not hold if value < 0.85						
New Overall Test of CI = 0.32	Probability of 0.3740						
Pass NOT at 95% significance							

5.3 Combinando patrones binarios aplicando el método Fuzzy Logic

Los conjuntos Fuzzy pueden ser combinados todos juntos usando un operador Fuzzy o una variedad de diferentes operadores Fuzzy.

Para esta tesis, combiné los conjuntos difusos de evidencia en un número de pasos para representar las hipótesis intermedias con respecto al significado de las evidencias para la ocurrencia de mineralización. Hay 3 hipótesis intermedias. Primero, la combinación de las anomalías dejadas por los sedimentos de quebrada representadas por Ag, Cu, Pb, Zn y Au. Segundo, la combinación de las alteraciones hidrotermales y tercero, las ocurrencias combinadas de geoquímica y alteración hidrotermal que nos van a indicar las zonas mineralizadas. La Figura 5.10 muestra la red de inferencia para predecir el potencial minero en el área de estudio.

Figura 5.10. Red de Inferencia para predecir el potencial minero de la zona de estudio.

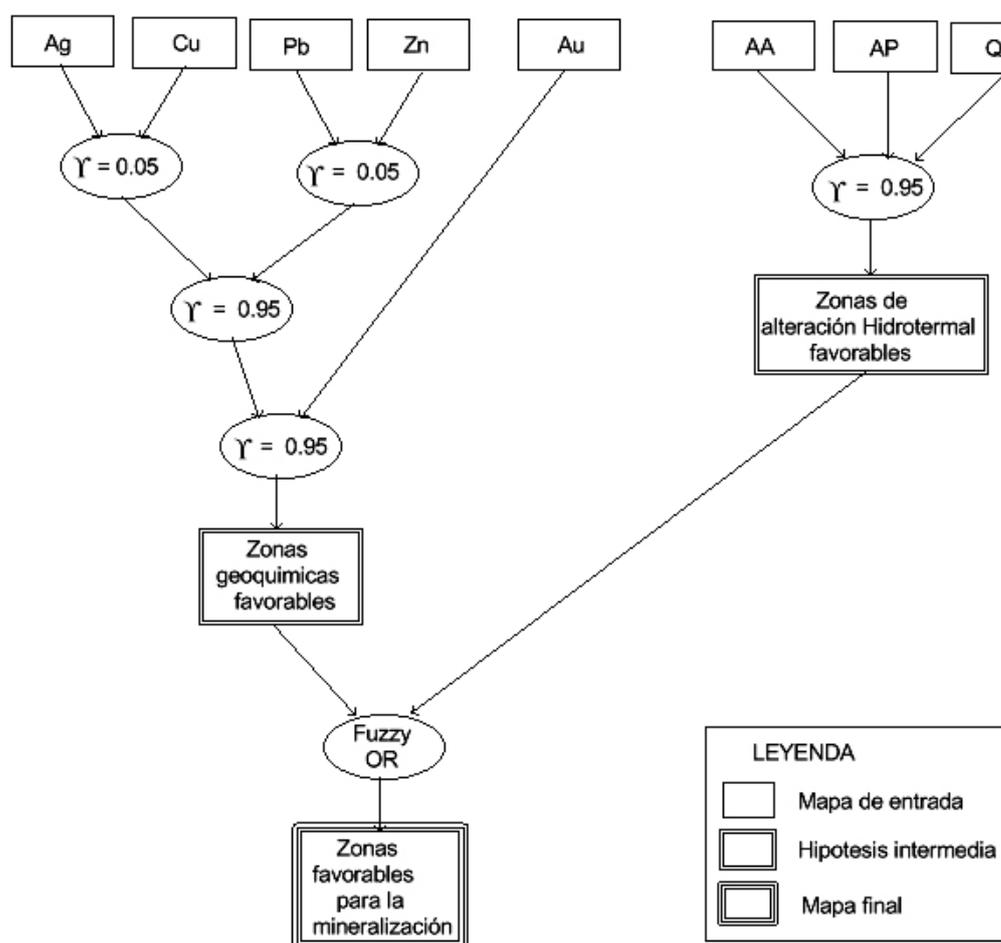


Es evidente, de la Figura 5.10, que hay varias posibles combinaciones de operaciones Fuzzy para integrar los mapas fuzzy de entrada y derivar un mapa final de “zonas favorables para mineralización”.

Experimenté con muchas combinaciones (59) de operaciones Fuzzy para producir un mapa final que me prediga mejor las zonas favorables para mineralización.

De las varias combinaciones de operaciones Fuzzy que experimenté para producir el mapa final, solo una fue considerada óptima para predecir las zonas que son favorables para la mineralización. El mapa mostrado en la Figura 5.13 es el resultado de la red de inferencia mostrada en las Figuras 5.11 y 5.12.

Figura 5.11. Red de Inferencia para producir el mapa predictivo Fuzzy del potencial minero de la zona de estudio mostrado en la Figura 5.13.



El mapa predictivo final de la Figura 5.13., delinea aproximadamente el 30% del área de estudio como favorable para la mineralización y predice al menos el 49% de las ocurrencias conocidas y el 64% de las ocurrencias desconocidas.

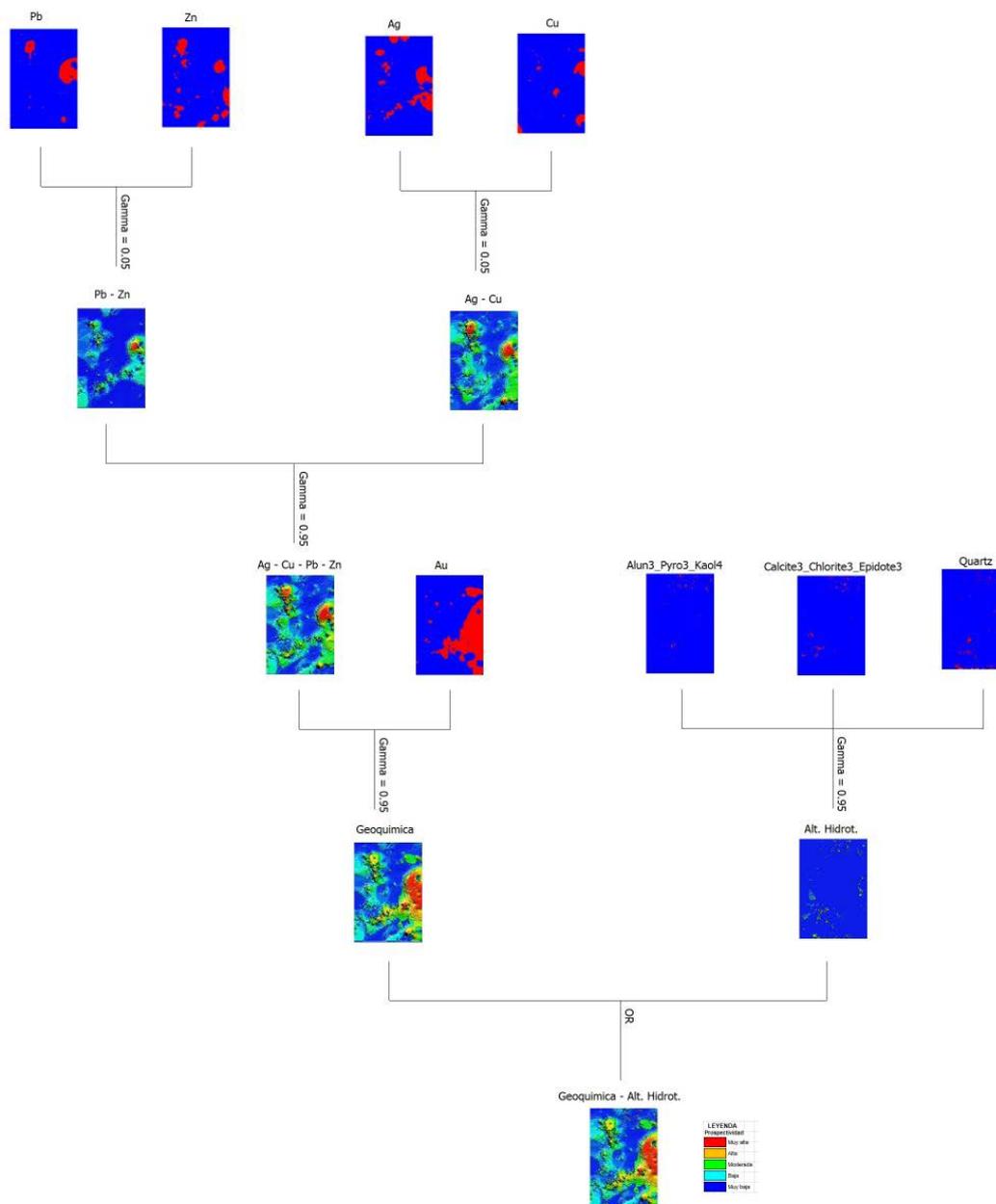


Figura 5.12. Red de Inferencia para producir el mapa predictivo del potencial minero de la zona de estudio mostrado en la Figura 5.13.

5.3.1 Mapa predictivo integrado del potencial minero del área de estudio

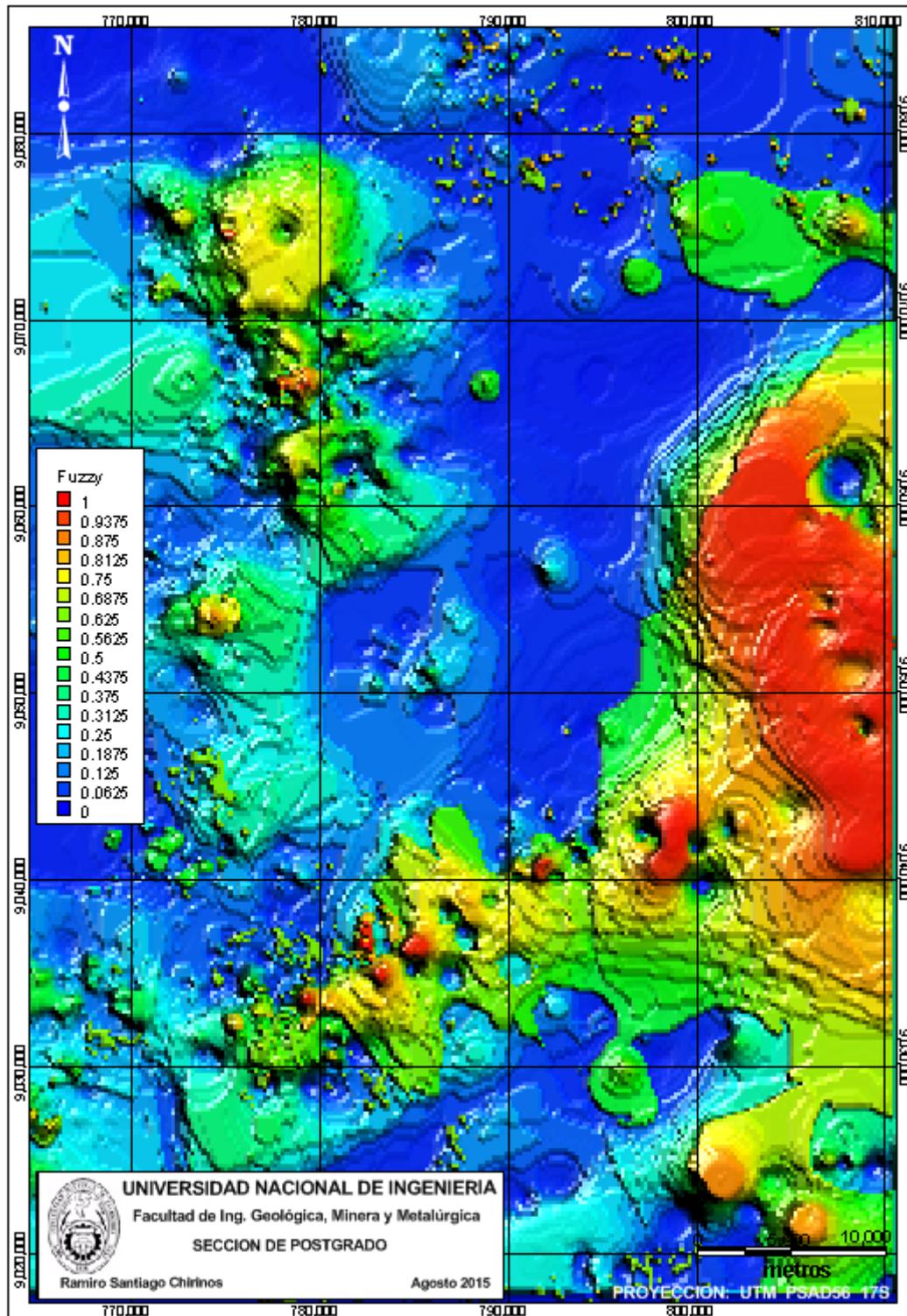


Figura 5.13. Mapa predictivo, aplicando el método Fuzzy Logic, del potencial minero de la zona de estudio.

CAPITULO VI

IDENTIFICACIÓN DE TARGETS EN LA ZONA DE ESTUDIO

Se determinó el número de ocurrencias dentro de zonas de media a alta favorabilidad y el mapa predictivo fue ranqueado por prospectividad lo cual nos definió aproximadamente 12 targets (Figura 6.1).

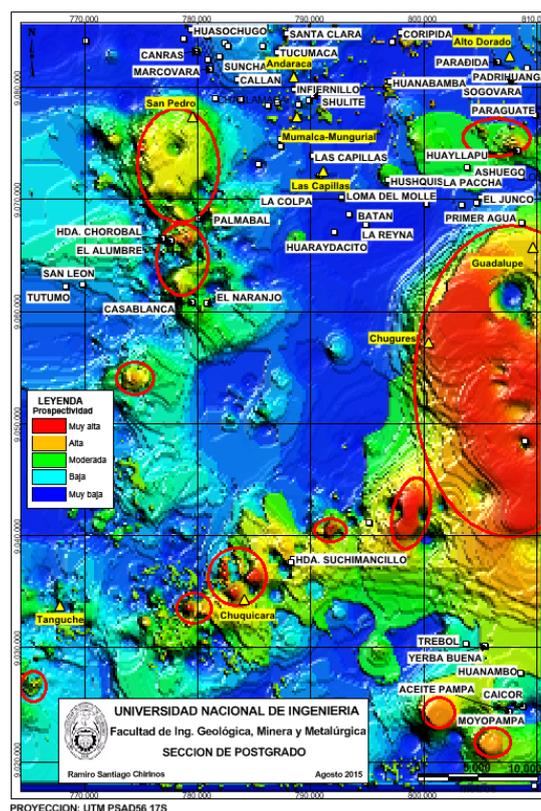


Figura 6.1. Mapa final prospectivo ranqueado en 5 clases de acuerdo a la prospectividad. Las áreas dentro de los círculos definen los targets o las zonas de alteración observadas. Triángulos amarillos con etiquetas de fondo amarillo =depósitos de validación. Texto con fondo blanco = Poblaciones.

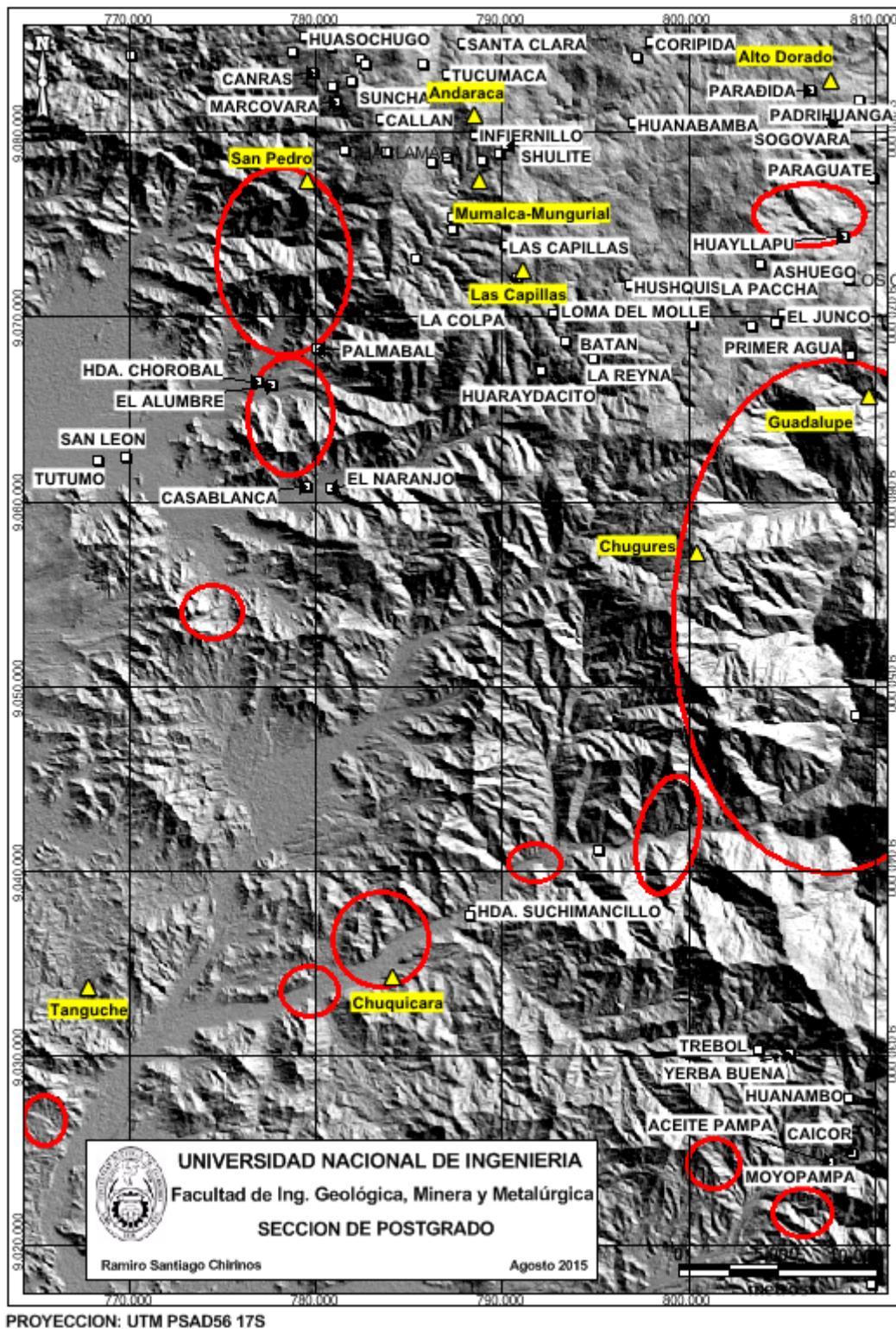


Figura 6.2. Mapa de ubicación de los targets, extraídas del mapa predictivo Fuzzy Logic, puestas sobre una imagen DEM.

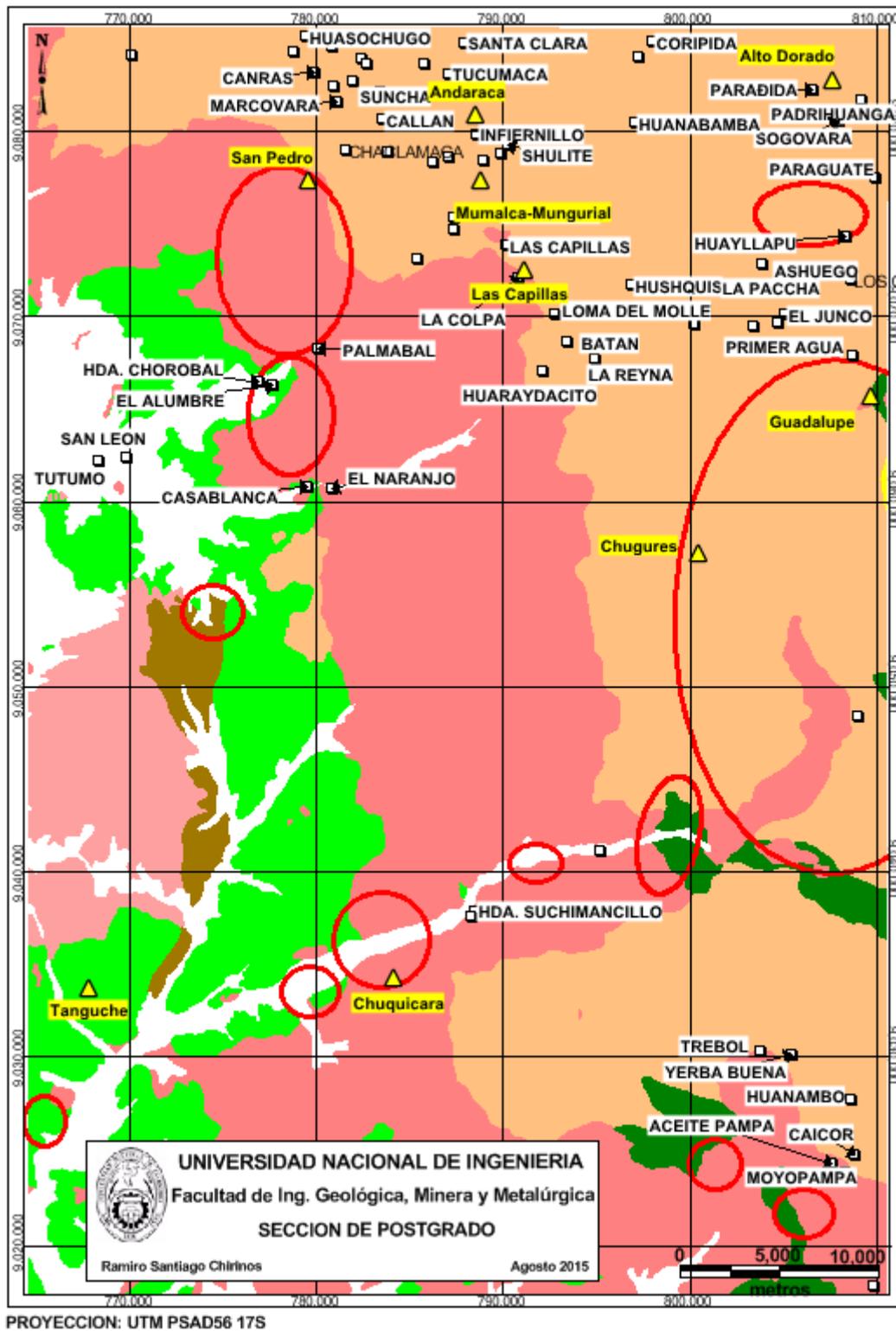


Figura 6.3. Mapa geológico con los principales targets encontrados en la zona.

Para la leyenda de la geología ver Figura 2.1.

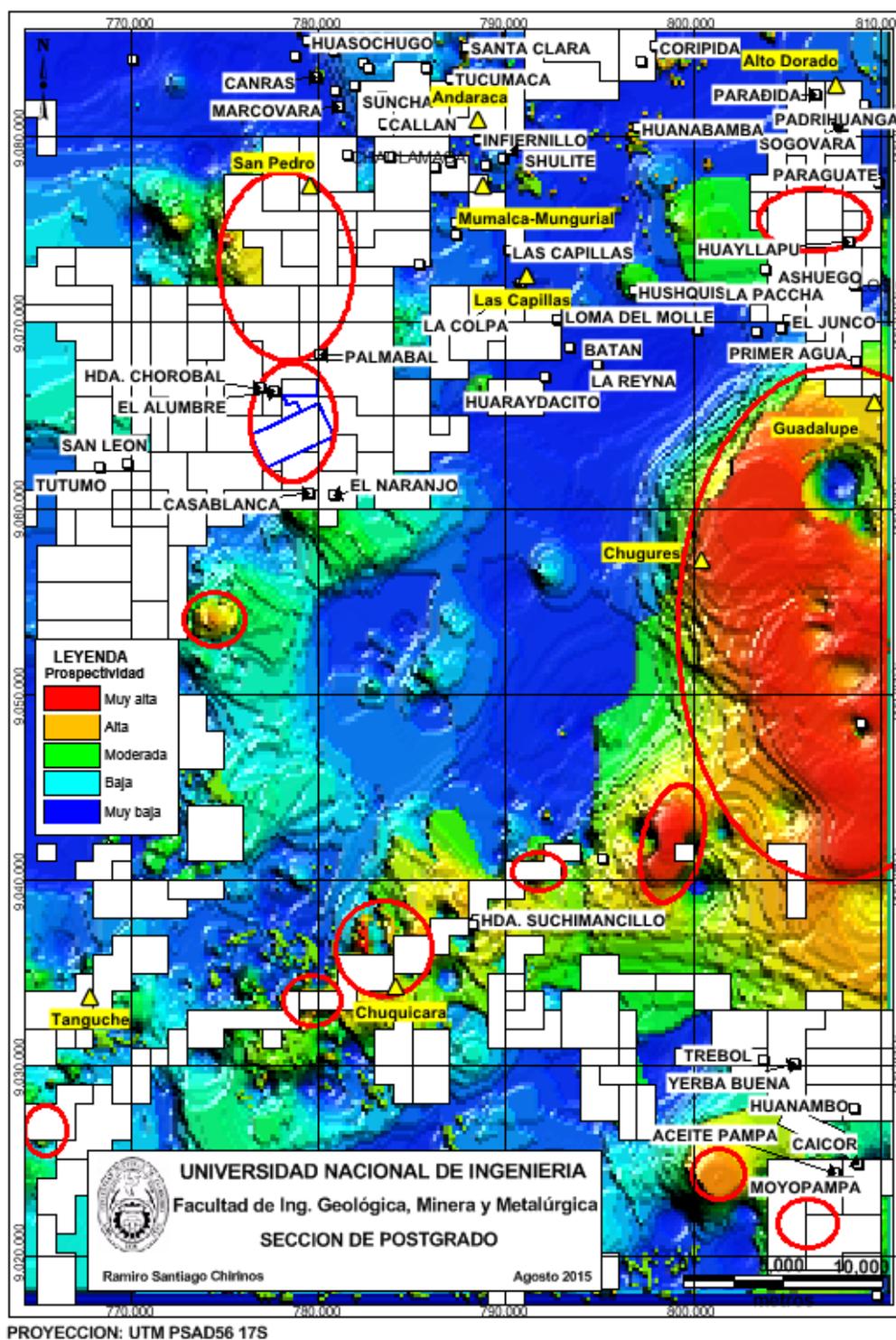


Figura 6.4. Mapa de prospectividad y targets cubiertos por denuncias a Julio del 2015.

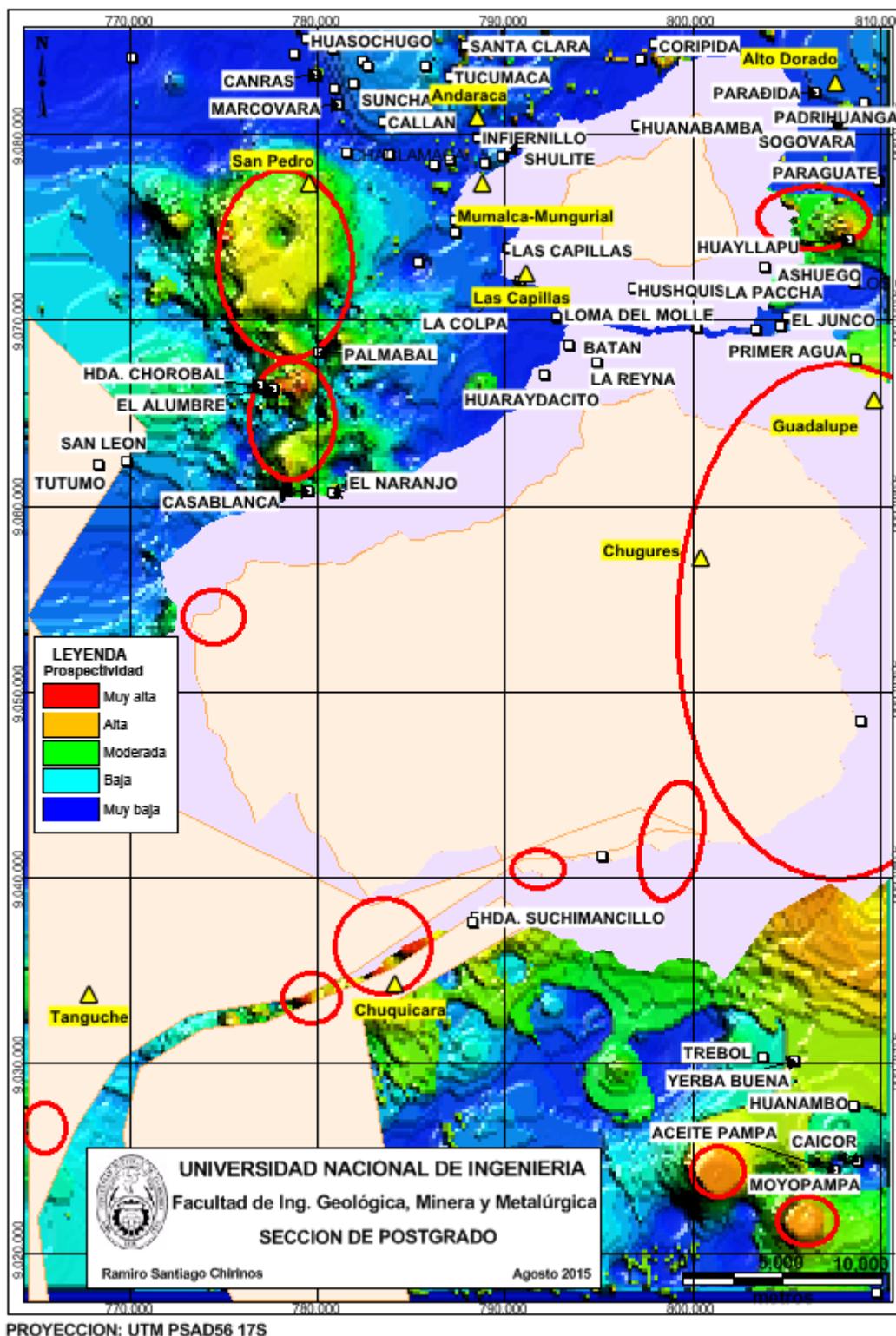


Figura 6.5. Mapa de prospectividad y targets cubiertos y/o limitados por Parques Naturales o Reservas (con sus respectivas zonas de amortiguamiento) y Proyectos especiales del estado.

6.1 Descripción y validación de los principales targets

Los resultados son validados por dos razones. Primero, para demostrar que los métodos de modelamiento descritos en esta tesis son iguales o más confiables que las técnicas de exploración convencionales. Segundo, para demostrar que los mapas predictivos son capaces de localizar exactamente no solo las ocurrencias conocidas sino también las desconocidas.

El mapa predictivo demostró que las zonas de alta favorabilidad ocupan el 30% del área de estudio y predice el 49% de las ocurrencias conocidas y el 64% de las ocurrencias desconocidas. Esto demuestra que los mapas predictivos tienen tasas de predicción para las ocurrencias desconocidas que son similares o aún mejores que las tasas de predicción para las ocurrencias conocidas.

Los datos geoquímicos fueron usados para ranquear todos los targets, y los tres mejores targets ranqueados identificados sobre la base del modelo Fuzzy Logic y con mayor posibilidad de exploración dada las limitaciones de las áreas reservadas fueron:

- I. La zona cerca del poblado El Alumbre y de la Hacienda Chorobal, está aproximadamente a 11km. al sur del proyecto San Pedro. Este target es importante ya que en la actualidad la compañía australiana Promesa Ltd. se encuentra perforando dicha zona habiendo encontrado hasta el momento un potencial pórfido de Cu-Au en su concesión de Alumbre y también un epitermal de alta sulfuración en el límite sur de su concesión y, por lo tanto los valores geoquímicos de sedimento de quebrada de esta zona nos van a definir su importancia con respecto a los valores geoquímicos de los otros targets seleccionados. Los valores más altos de esta zona son: Au (98 ppb), Ag (0.96ppm), Cu (156ppm), Pb (116ppm) y Zn (212pp). Por otro lado, en esta zona también encontramos anomalías importantes de alteración argílica avanzada (Alunita, Pirofilita), abundante alteración argílica intermedia (Ilita, Cao-esmectita) y en menor cantidad tanto alteración propilitica (Calcita, clorita, epidota) como silicificación (Cuarzo). Geológicamente, esta anomalía abarca tanto el intrusivo granodiorítico como el volcánico

Casma y pertenece a la franja metalogénica XXI que corresponde a Epitermales de Au-Ag del Mioceno hospedados en rocas volcánicas cenozoicas.



Figura 6.6. Vista regional del proyecto Alumbre mirando hacia el este, hacia el Cerro Alumbre en el centro de la vista.

- II. La zona que corresponde al poblado de Huayllapu, aproximadamente a 8km al sur del proyecto Alto Dorado de la Cía. Candente Gold Corp., y que ha sido calificado como un pórfido de Cu-Au. Los valores geoquímicos más altos de este target son: Au (79ppb), Ag (0.28ppm), Cu (149ppm), Pb (26ppm) y Zn (132ppm), que están un poco por debajo de los valores del primer target. También en este target tenemos presencia de abundante alteración argílica avanzada (Alunita, Pirofilita), abundante alteración argílica intermedia (Ilita, Cao-esmectita), menor cantidad de alteración propilitica (Calcita, clorita, epidota) y bastante silicificación (Cuarzo). Geológicamente, esta anomalía está dentro del volcánico Calipuy y también pertenece a la franja metalogénica XXI que corresponde a Epitermales de Au-Ag del Mioceno hospedados en rocas volcánicas cenozoicas.
- III. El tercer target corresponde a la zona sur del proyecto San Pedro que está catalogado como un epitermal de baja sulfuración y que le pertenece a la

Cía. minera Peñoles del Perú S.A. En este target tenemos los siguientes valores geoquímicos más altos: Au (30ppb), Ag (0.63ppm), Cu (104ppm), Pb (195ppm) y Zn (338ppm). Aquí tenemos escasa presencia de alteración argílica avanzada, regular alteración argílica intermedia (Ilita, Caoesmectita), escasa alteración propilitica (Calcita, clorita, epidota) y ausente silicificación lo cual puede significar que no hay dichas alteraciones en la zona o que no son lo suficientemente abundantes como para que sean detectadas por el sensor Aster. Geológicamente, esta anomalía esta mayormente dentro del intrusivo granodiorítico y también pertenece a la franja metalogenética.XXI que corresponde a Epitermales de Au-Ag del Mioceno hospedados en rocas volcánicas cenozoicas.

CONCLUSIONES

- 1) Esta tesis demuestra los aspectos prácticos de los modelos propuestos tanto del WofE como del Fuzzy Logic en la identificación de targets de exploración en la zona de estudio. Ambos métodos identifican un total aproximado de 12 targets para una exploración detallada más profunda.
- 2) La aplicación del método Fuzzy Logic para el modelamiento del potencial minero proporciona una subjetiva aunque cuantitativa técnica para predecir el potencial minero donde se conoce un número de depósitos u ocurrencias.
- 3) Es importante tener un conocimiento cualitativo y cuantitativo de la asociación espacial entre las ocurrencias minerales conocidas y las características geológicas. Ambos conocimientos son útiles en la decisión subjetiva de elegir los valores Fuzzy apropiados. Un conocimiento cualitativo por si solo ha demostrado ser insuficiente para producir un mapa Fuzzy predictivo.
- 4) De acuerdo a los mapas prospectivos finales, muchas de las más conocidas e importantes ocurrencias de la zona de estudio fueron localizadas dentro de zonas de alta favorabilidad, y otros nuevos potenciales targets fueron identificados. Un programa de perforación se está llevando a cabo en el target N°1, cerca del poblado El Alumbre y de la Hacienda Chorobal.
- 5) De acuerdo al análisis de prospectividad basado en la integración de los datos usando GIS hay un considerable potencial minero en la zona de estudio.
- 6) Muchos de los targets previamente conocidos que fueron reidentificados deberían ser reevaluados con el fin de seleccionar los más prometedores.
- 7) Al evaluar cuál de los dos métodos identificó mejor las anomalías en la zona de estudio, es obvio que el Fuzzy Logic tiene una mejor resolución gracias a la incorporación del conocimiento geológico con respecto al WofE, aunque este último ha demostrado ser muy útil en el modelamiento probabilístico con el uso del Estudentizado Contraste o Confidence para encontrar el Threshold como base para generar los mapas de evidencia binarios.
- 8) La aplicación del método Fuzzy Logic no requiere validación estadística de los resultados; solo se aplica la lógica para determinar el significado geológico de los resultados.

9) Algunas de las ventajas de automatizar el proceso de integrar mapas binarios son:

- (i) Proporciona un registro de auditoría que muestra el proceso de clasificación de áreas en el mapa. Por lo tanto, el mismo mapa de potencial mineral puede ser reproducido, usando los mismos pasos de procesamiento.
- (ii) Esto garantiza que un modelo de exploración sea formulado en términos concretos, dando las bases para el intercambio de ideas entre el equipo de geólogos.
- (iii) Proporciona una herramienta para desarrollar una variedad de escenarios, permitiendo que modelos de exploración alternativos sean evaluados con los mismos datos. Este aspecto experimental permite que se realice un análisis de sensibilidad.
- (iv) Asociaciones espaciales hasta ahora desconocidas puedan ser reveladas y testeadas.

Hay también algunas desventajas:

- (i) Este proceso podría convertirse en una caja negra, tal que el geólogo de exploración falla al no entender el proceso de modelado, confiando en una persona experta en GIS para llevar a cabo el análisis.
- (ii) Aunque son posibles algunas clases de error en el análisis, la propagación y efecto de los errores en los datos no son bien entendidos, excepto en términos generales.
- (iii) Algunos factores usados en los modelos de exploración pueden ser difíciles o imposibles de incorporar en el modelo.
- (v) Los datos pueden estar demasiado dispersos o incompletos para permitir que se construyan capas completas, debido a que hay mucha información faltante. En las zonas insuficientemente exploradas, este sea probablemente el mayor problema.

Una desventaja algunas veces citada es que el proceso de modelamiento es demasiado lento y laborioso para que esta sea una metodología factible en el mundo

acelerado de la exploración donde se necesitan decisiones en un lapso corto de tiempo. Esto puede ser cierto si el tiempo tomado para crear una base de datos digital es incluido. Sin embargo, si ya tenemos la base de datos construida, el 95% del trabajo ya está hecho. El modelado de integración real puede llevarse a cabo rápidamente por un grupo experimentado.

Respuestas a las preguntas planteadas en el punto 1.3:

Q1. Los datos de estudios regionales si pueden ser introducidos como variables a la metodología de predicción de minerales, aunque su importancia puede ser muy poca dado el carácter regional de los datos.

Q2. Los modelos de Pesos de Evidencia o Lógica Difusa si pueden identificar áreas de mineralización, tal como se demostró en esta tesis con los mapas predictivos respectivos.

Q3. Como se demostró en esta tesis, ambos métodos pudieron identificar áreas actualmente desconocidas por mineralización y el método Fuzzy Logic logró predecir un 64% de ocurrencias desconocidas.

Q4. El método Pesos de Evidencia pudo identificar áreas de mineralización con solo 09 prospectos u ocurrencias en la zona de estudio, lo cual es un record dado que hasta ahora el mínimo número de ocurrencias era de 12 (Carranza, 2004).

Q5. Si es posible que un geólogo con experiencia aplique el método Fuzzy Logic sin conocer la zona de estudio y que con solo con los datos de entrada y su opinión subjetiva pueda encontrar áreas actualmente desconocidas por mineralización.

RECOMENDACIONES

1. Tanto los mapas del modelamiento con WofE como con Fuzzy Logic pueden ser recomendados como guías para futuros trabajos de exploración.
2. Aunque estos estudios han sido hechos en base a atributos o características reconocidas como esenciales en la formación de depósitos epitermales y pórfidos, todas las relaciones genéticas entre estas características y los depósitos no están indudablemente del todo definidas. Se sugiere hacer estudios estructurales en la región con el fin de definir las relaciones genéticas entre los depósitos u ocurrencias de la zona de estudio y los diferentes sistemas de fallas así como con las diferentes litologías que están asociadas a la mineralización.
3. Las zonas con baja o nula probabilidad en ambos modelos puede deberse a la falta de muestras en esas zonas o a muestras con valores geoquímicos muy bajos. Por otro lado, en varias de estas zonas que presentan visibles anomalías en el campo, no se pudo detectar ningún tipo de alteración hidrotermal por medio de las imágenes Aster, y esto puede deberse a que no existen en suficiente abundancia los minerales buscados o la cobertura vegetal es suficiente para enmascarar su firma espectral. Dado que el proceso de búsqueda de anomalías se hizo con la base de datos de firmas espectrales, resampleada a Aster, que viene con el software ENVI, se recomienda sacar las firmas espectrales con el espectrómetro Pima a todas las muestras pertenecientes a estas zonas anómalas e introducir estas nuevas firmas espectrales al software ENVI y volver a repetir el proceso con el método del CEM.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Alok Porwal, E. J. M. Carranza and M Hale, (2003). Knowledge-driven and Data-driven Fuzzy models for predictive mineral potential mapping in *Natural Resources Research*, Vol. 12, No. 1, 25p.
2. Alok Porwal, E. J. M. Carranza and M Hale, (2004). A Hybrid Neuro-Fuzzy model for mineral potential mapping, *Mathematical Geology*, Vol. 36, No. 7, 24p.
3. Alok Porwal, Emmanuel John M. Carranza and Martin Hale, (2006). A Hybrid Fuzzy Weights-of-Evidence Model for Mineral Potential Mapping, *Natural Resources Research*, 14p.
4. Alok Porwal, González-Álvarez, I., I., Markwitz, V., McCuaig, T.C., Mamuse, A., (2010). Weights-of-evidence and logistic regression modeling of magmatic nickel sulfide prospectivity in the Yilgarn Craton, Western Australia. *Ore Geol. Rev.* 38, 184–196.
5. Andrada de Palomera, P., (2007). Application of Remote Sensing and GIS for Mineral Predictive Mapping, Thesis submitted to the International Institute for Geo-information Science and Earth Observation in partial fulfilment of the requirements for the degree of Master of Science in Geo-information Science and Earth Observation for Mineral Resource Exploration, 80p.
6. Andrada de Palomera, P., Frank J.A. van Ruitenbeek, Emmanuel John M. Carranza, (2014). Prospectivity for epithermal gold–silver deposits in the Deseado Massif, Argentina, *Ore Geology Reviews*, 18p.
7. An Ping, Wooil Moon, and Andy Rencz, (1991). Application of Fuzzy Set theory to integrated mineral exploration in *Canadian Journal of Exploration Geophysics*, v. 27, 11p.
8. An Ping and W. M. Moon, (1992). On Knowledge Based Approach of Integrating Geophysical and Geological data Sets, AAI Technical Report FS-92-01, 6p.
9. Agterberg F., Bonham-Carter, G.F., and Wright, D.F., (1990). Statistical Pattern Integration for Mineral Exploration: In *Computer Applications in*

- Resource Estimation: Prediction and Assessment for Metals and Petroleum, Editors: Gaal, G. and Merriam, D.F., Pergamon Press, Toronto, p. 1-21.
10. Agterberg F., Bonham-Carter, G., Cheng, G., Q. M., and Wright, D. (1993). Weights of Evidence Modeling, and weighted Logistic Regression for mineral potential mapping. Davis, J. C. and Herzfeld, U.C. (eds.), Computers in Geology-25 Years of Progress, Oxford University Press, Oxford, 19p.
 11. Agterberg Frederik P. and Qiuming Cheng, (2002). Conditional Independence Test for Weights-of-Evidence Modeling, Natural Resources Research, Vol. 11, No. 4, 7p.
 12. Ashley, R.P. and Berger, B.R., (1985). Precious Metals in Volcanic Terranes, U.S. Geological Survey, Circular.
 13. Aurelio Cossio, (1964). Boletín N°8 “Geología de los Cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa”, 70p.
 14. Benavides, V.; 1999. Orogenic Evolution of the Peruvian Andes: The Andean Cycle. Society of Economic Geologists Special Publication N0 7: Geology and Ore Deposits of the Central Andes, p 61 – 107.
 15. Berger, B.R. and Eimon, P.I., 1983. Conceptual models of epithermal precious-metal deposits. In: Shanks III, W.C. (Ed.), Cameron Volume on Unconventional Mineral Deposits, Society of Mining Engineers, pp. 191-205.
 16. Berger, B.R. and Henley, R.W., 1989. Advances in the understanding of epithermal gold silver deposits – with special reference to deposits of the western United States. In: R. Keays, R. Ramsay and Groves, D. (Eds.). The Geology of Gold Deposits: The Perceptive in 1988. Economic Geology Monograph 6, Economic Geology Publishing Company, New Haven, Connecticut, pp. 405-423.
 17. Bishop, M. M., Fienberg, S.E. and Holland, P.W., (1975). Discrete multivariate analysis: Theory and Practice, MIT Press, Cambridge Massachusetts, 587p.
 18. Bonham, H.F., 1986. Models for volcanic-hosted epithermal deposits. In: International Volcanological Congress, Proceedings of Symposium 5:

- Volcanism, Hydrothermal Systems and Related Mineralisation, Australian Institute of Mining and Metallurgy, University of Auckland, pp. 13-18.
19. Bonham-Carter, F.P. Agterberg and D. F. Wright, (1988). Integration of Geological Datasets for Gold in Nova Scotia: Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, v. 54, no. 11, p. 1585-1592.
 20. Bonham-Carter, F.P. Agterberg and D. F. Wright, (1989). Weights of evidence Modelling, a new approach to mapping mineral potential in Agterberg, F.P, and Bonham-Carter, G.F., (eds.) Statistical applications in the Earth Science: Geological Survey of Canada, Paper 89-9, p. 171-183.
 21. Bonham-Carter, G. F., (1994) Geographic Information Systems for geoscientists, modelling with GIS, Pergamon, Oxford, 398p.
 22. Carranza, Emmanuel John M. & Hale, Martin, (1999). Image Processing and GIS for hydrothermal alteration mapping, Baguio district, Philippines, Geoscience and Remote Sensing Symposium, 3p.
 23. Carranza, E. J. M., & Hale, M. (2000). Geologically constrained probabilistic mapping of gold potential, Baguio District, Philippines: Natural Resources Research, v. 9, no. 3, 17p.
 24. Carranza, E. J. M., & Hale, M. (2001). Logistic regression for geologically constrained mapping of gold potential, Baguio district, Philippines, Exploration and Mining Geology 10 (3), 11p.
 25. Carranza, E. J. M., & Hale, M. (2002). Where Are Porphyry Copper Deposits Spatially Localized? A Case Study in Benguet Province, Philippines, Natural Resources Research 11 (1), 15p.
 26. Carranza, E. J. M., (2004). Weights of Evidence Modeling of Mineral Potential A Case Study Using Small Number of Prospects, Abra, Philippines in Natural Resources Research, v. 13, No 3, 15p.
 27. Carranza, E. J. M., (2009). Controls on mineral deposit occurrence inferred from analysis of their spatial pattern and spatial association with geological features, Ore Geology Reviews 35, 18p.
 28. Carranza, E.J.M., Sadeghi, M., (2010). Predictive mapping of prospectivity and quantitative estimation of undiscovered VMS deposits in Skellefte district (Sweden). Ore Geol. Rev. 38, 219–241.

29. Chein-I Chang, Jih-Ming Liu, Bin-Chang Chieu, Hsuan Ren, Chuin-Mu Wang, Chien-Shun Lo, Pau-Choo Chung, Ching-Wen Yang, Dye-Jyun Ma, (2000). Generalized constrained energy minimization approach to subpixel target detection for multispectral imagery in *Optical Engineering*, 7p.
30. Cheng, Q., Agterberg F. P., (1999). Fuzzy weights of evidence and its application in mineral potential mapping, *Natural Resources Research*, 8 (1), 9p.
31. Chirif Rivera, Humberto, (2011). *Introducción a la Geología y Metalogenia del Perú*, Universidad Nacional de Ingeniería, No publicado, 44p.
32. Colin T. Barnett and Peter M. Williams (2012). *A Radical Approach to Exploration, Let the Data Speak for Themselves!*, BWMining, 11p.
33. D.M. Rogge, N.M. Halden¹ and C.J. Beaumont-Smith, (2000). Mineralization-Potential Mapping, a Data-Fusion Analysis, in *Report of Activities 2000*, Manitoba Industry, Trade and Mines, Manitoba Geological Survey, 9p.
34. Ezequiel Costa e Silva (2011). *Integração de dados geofísicos e geológicos com ênfase na geração de alvos potenciais para exploração aurífera em terrenos granito-greenstone na região sudeste do Pará*, *Dissertação De Mestrado Em Geologia*, 241 p,
35. Ezequiel Costa e Silva, Adalene M. Silva, Catarina L. Bemfica Toledo, Augusto G. Mol, David W. Otterman, and Sebastiao Rodrigo Cortez de Souza, (2012). Mineral Potential Mapping for Orogenic Gold Deposits in the Rio Maria Granite Greenstone Terrane, Southeastern Pará State, Brazil. *Economic Geology*, v. 107, 15p.
36. Farrand W.H. and Harsanyi, J.C., (1997). Mapping the distribution of mine tailings in the Coeur d'Alene River Valley, Idaho, through the use of a constrained energy minimization technique, *Remote Sensing of Environment*, No59, 13p.
37. Ford, A., Hart, C.J.R., (2013). Mineral potential mapping in frontier regions: a Mongolian case study. *Ore Geol. Rev.* 51, 15–26.
38. Frank Bierlein, Finbarr C. Murphy, Roberto F. Weinberg, Terry Lees, (2005). Distribution of orogenic gold deposits in relation to fault zones and

- gravity gradients: targeting tools applied to the Eastern Goldfields, Yilgarn Craton, Western Australia, *Miner Deposita*, 20p.
39. Freek D. van der Meer, Harald M.A. van der Werff, Frank J.A. van Ruitenbeek, Chris A. Hecker, Wim H. Bakker, Marleen F. Noomen, Mark van der Meijde, E. John M. Carranza, J. Boudewijn de Smeth, Tsehaie Woldai, (2012). Multi- and hyperspectral Geologic Remote Sensing, A review in *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 17p.
 40. Heald, P., Foley, N. K. and Hayba, D.O., 1987. Comparative anatomy of volcanic-hosted epithermal deposits: acid-sulfate and adularia-sericite types. *Economic Geology*, vol. 82, pp. 1-26.
 41. Hedenquist, J.W., 1987. Mineralization associated with volcanic-related hydrothermal systems in the circum-Pacific basin. In: M.K. Horn (Ed.), *Transactions of the Fourth Circum-Pacific Energy and Mineral Resources Conference*, American Association of Petroleum Geologists, Singapore, pp. 513-524.
 42. Homayouni, Saeid and Michel Roux, (2003). Hyperspectral image analysis for material mapping using spectral matching, 6p.
 43. Honarvar, P. and G. Squires, (2006). Preliminary analysis of mineral potential modelling of the Victoria Lake Supergroup volcanic rocks, a Weights of Evidence approach in *Natural Resources*, Report 06-1, 20 p.
 44. Hunt, Graham R. and John W. Salisbury, (1970). Visible and near infrared spectra of minerals and rocks: I. Silicate Minerals, *Modern Geology*, Vol. 1, 17p.
 45. Jeremy P. Richards and Richard M. Tosdal, (2000). Structural controls on ore genesis, *Society of Economic Geologists, Inc.*, 181p.
 46. Juan P. Rigol-Sánchez, Mario Chica-Olmo, Eulogio Pardo-Igúzquiza, Victor Rodriguez-Galiano y Mario Chica-Rivas, (2011), Análisis e integración de datos espaciales en investigación de recursos geológicos mediante Sistemas de Información Geográfica, *Boletín de la Sociedad Geológica Mexicana*, Volumen 63, Núm. 1, 10p.

47. J. P. Rigol-Sánchez, M. Chica-Olmo, V. Rodriguez-Galiano y E. Pardo-Igúzquiza, (2011). Cartografía predictiva mediante SIG de depósitos Epitermales de Oro en cabo de gata, Almería, España, Boletín Geológico y Minero, 122 (4), 14p.
48. Jorge Chira Fernández, Luis Vargas Rodríguez, Michael Valencia Muñoz, Hismael Rodriguez Illachura, Dennis Chero Inoquio, Ronald Vásquez Oliva, (2009). Prospección Geoquímica Regional de Sedimentos de Quebrada entre los Paralelos 8° y 9° Sur, Boletín N°21 Serie B, Geología Económica, INGEMMET, 155p.
49. Julia F. Cohen (2011). Mineralogy and geochemistry of hydrothermal alteration at the Ann-Mason porphyry copper deposit, Nevada: Comparison of large-scale ore exploration techniques to mineral chemistry, A THESIS submitted to Oregon State University in partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science, 595p.
50. Karimi, M. and M.J. Valadan Zoej, (2004). Mineral Potential mapping of Cooper Minerals with GIS, Arch Photogramm Remote Sens Spatial, 6p.
51. Lee, Saro, S.; Ryu, J.H. & Kim, I.S. (2007). Landslide susceptibility analysis and its verification using likelihood ratio, logistic regression, and artificial neural network models: case study of Youngin, Korea. Landslide, Vol. 4, No. 4, 12p.
52. Leica Geosystems, (2002). ERDAS IMAGINE 8.6, Tour Guides, 706p.
53. Lowell, J.D., 1974. Regional characteristics of porphyry copper deposits of the Southwest. Economic Geology, vol. 69, pp. 601-617.
54. Luo, X. & Dimitrakopoulos, R., (2003). Data-driven fuzzy analysis in quantitative mineral resource assessment, Computers & Geosciences 29 11p.
55. Mégard, F.; 1987. Structure and Evolution of the Peruvian Andes, in Schaer, J.P. and Rodgers, J., The anatomy of mountain ranges. New Jersey, Princeton University Press, p. 179 - 210.
56. MINITAB Inc. (2013). Getting Started with Minitab 17, 87p.
57. MI-SDM 2.50 User Guide, (2006). Spatial Data Modelling for MapInfo Professional, Avantra Geosystems, 197p.

58. MI-SDM 2.50, a Tutorial Guide, (2006). Based on USGS Open-File Report 01-221 by Gary L. Raines, 25p.
59. Nelson, E.P., Connors, K.A., Suarez, S., C., (2007). GIS-Based Slope Stability Analysis, Chuquicamata Open Pit Copper Mine, Chile. *Natural Resources Research*, 16(2), 20p.
60. Nykänen, Vesa., Heikki Salmirinne, Eija Hyvönen, and Helena Hulkki, (2005). Fuzzy logic spatial modelling as targeting tool for orogenic gold mineralization in the Central Lapland greenstone belt, Northern Fennoscandian Shield, using high-resolution multi-element airborne geophysical data, *Geological Society of Nevada Symposium 2005*, PP 10.
61. Nykänen, V. and Salmirinne, H., (2005). Prospectivity analysis of gold using regional geophysical and geochemical data from the Central Lapland Greenstone Belt, Finland: in, Nurmi P. and Ojala J. (eds.), *Gold in the Central Lapland Greenstone Belt*, Geological Survey of Finland, Special Paper XX,
62. Nykänen, V. M., Ojala, V. J., Sarapää, O., Hulkki, H., Sarala, P., (2007). Spatial Modelling Techniques and Data Integration Using GIS for Target Scale Gold Exploration in Finland, "Proceedings of Exploration 07: Fifth Decennial International Conference on Mineral Exploration" edited by B. Milkereit, 7p.
63. Nykänen, V., D. I. Groves, V. J. Ojala, P. Eilu and S.J. Gardoll, (2008). Reconnaissance-scale conceptual fuzzy-logic prospectivity modelling for Iron Oxide Copper – Gold deposits in the northern Fennoscandian Shield, Finland, *Australian Journal of Earth Sciences* (2008) 55, 14p.
64. Nykänen, V., D. I. Groves, V. J. Ojala and S. J. Gardoll, (2008). Combined conceptual-empirical prospectivity mapping for orogenic gold in the northern Fennoscandian Shield, Finland, *Australian Journal of Earth Sciences* 55, 21p.
65. Nykänen, V., Karinen, T, Niiranen, T. & Lahti, I. (2011). Modelling the Gold Potential of Central Lapland, Northern Finland, Geological Survey of Finland, Special Paper 49, 12p.

66. O'Leary, D. W.; Friedman, J. D.; Pohn, H. Alinear, (1976). Lineament, linear, lineation: some proposed new standards for old terms, Geological Society of America, v.87, 7p.
67. Otterman, D., and Sebastião Rodrigo Cortez de Souza⁴ (2012). Mineral Potential Mapping for Orogenic Gold Deposits in Brazil, PP 16.
68. Pedro Navarro, (2009). Características Metalogenéticas de los Yacimientos asociados al Grupo Calipuy en el norte del Perú, Departamentos de La Libertad y Ancash, INGEMMET, 29p.
69. Pedro Navarro Colque, Marco Rivera Porras, Robert Monge Miguel, (2010). "Geología y Metalogenia del Gpo. Calipuy (Volc. Cenozoico) SEG. Santiago de Chuco", Boletín N°28, Serie D, Estudios Regionales, INGEMMET, 200p.
70. Quadros, T.F., (2000). Integração de Dados em ambiente SIG para Mapeamento de Favorabilidade Mineral de Ouro na Ilha Cristalina de Rivera (Uruguai), Tese para obtenção do título de Doutor em Engenharia, 285p.
71. Quadros, T.F., Koppe J.C., Strieder A.J., Costa, J.F., (2006). Mineral Potential Mapping: a comparison of weights of evidence and fuzzy methods. Natural Resources Research 15, 17p.
72. Raines, G.L., (1999). Evaluation of weights of evidence to predict epithermal gold deposits in the Great Basin of the United States: Natural Resources Research, v. 8, p. 257–276.
73. Raines, G.L., and Bonham-Carter, G.F., (2006). Exploratory spatial modelling demonstration for Carlin-type deposits, Central Nevada, USA, using Arc-SDM: Geological Association of Canada Special Publication 44, p. 23–52.
74. Raines, G.L., Bonham-Carter, G.F., and Kemp, L.D., (2000). Weights of evidence: An arcview extension for predictive probabilistic modeling: ArcUser, ESRI.
75. Raines, G.L, Sawatzky, D.L, and Bonham-Carter, G.F., (2010). New fuzzy logic tools in ArcGis 10: ArcUser, ESRI, 13 p.

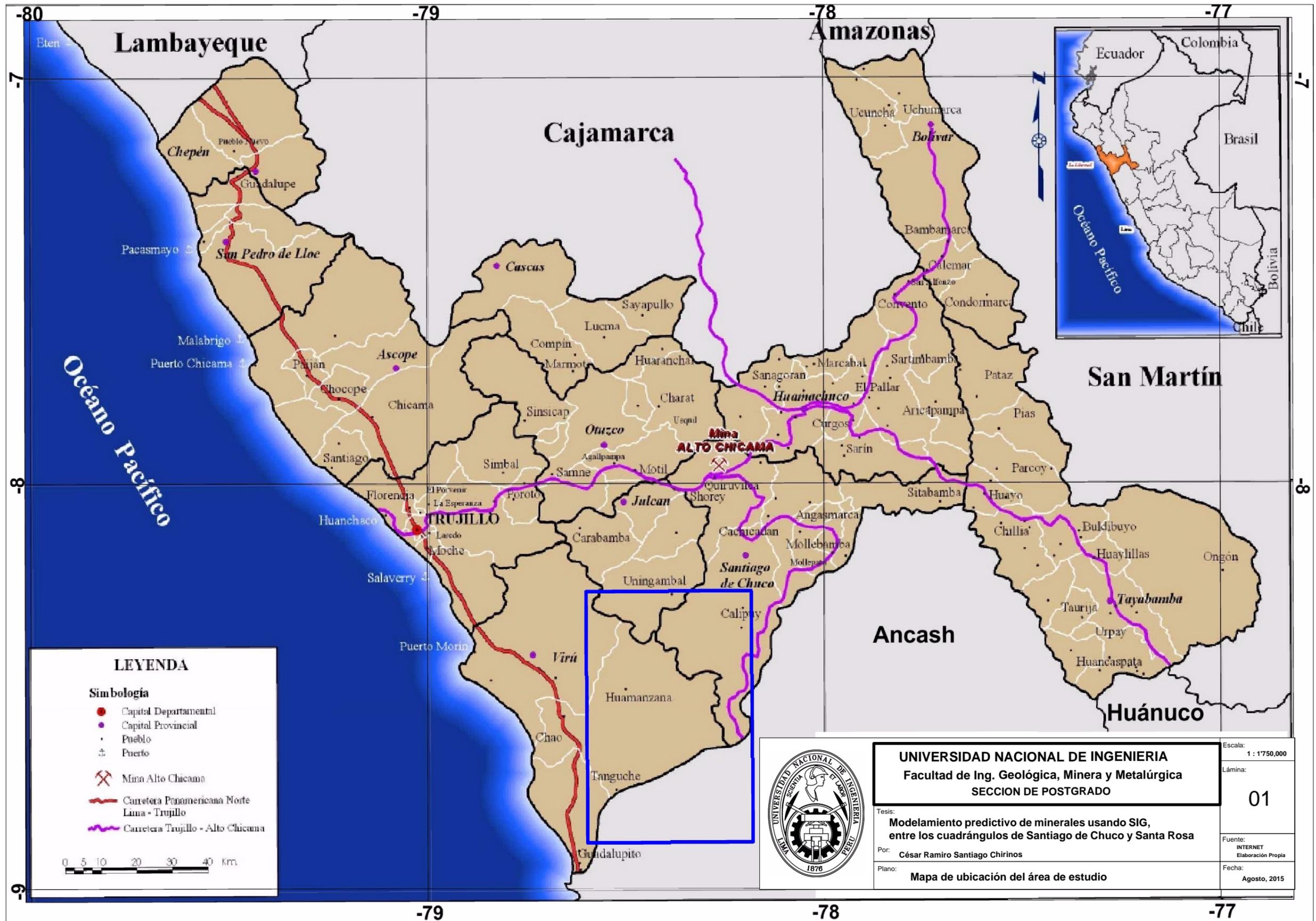
76. Reimann C, Filzmoser P, Garrett R., (2005). Background and threshold: critical comparison of methods of determination, *SciTotal Environ.* PP 16.
77. Rigol-Sánchez, J, Chica-Olmo, M, Rodríguez-Galiano, V & Pardo-Igúzquiza, E., (2011). Cartografía predictiva mediante SIG de depósitos epitermales de oro en Cabo de Gata, Almería, España. *Boletín Geológico y Minero*, 122 (4): PP 14.
78. Sillitoe, R.H., (1972). A plate tectonic model for the origin of porphyry copper deposits. *Economic Geology*, vol. 67, pp. 184-197.
79. Sillitoe, R.H., (1976). Andean mineralization: a model for the metallogeny of convergent plate margins. In: D.F. Strong (Ed.), *Metallogeny and Plate Tectonics*, Geological Association of Canada Special Paper 14, pp. 59-100.
80. Sillitoe, R.H., (1981). Regional aspects of the Andean porphyry copper belt in Chile and Argentina. *Transactions of the Institute of Mining and Metallurgy*, vol. 90, pp. B15-B36.
81. Sillitoe, R.H., (1986). Space-time distribution, crustal setting and Cu/Mo Ratios of central Andean porphyry copper deposits: metallogenic implications. In: G.H. Friedrich, A.D. Genkin, A.J. Naldrett, J.D. Ridge, R.H. Sillitoe and F.M. Vokes (Eds.), *Geology and Metallogeny of Copper Deposits*, Geological Society of Applied Mineral Deposits Special Publication 4, pp. 235-250.
82. Sillitoe, R.H., (1992). The Porphyry-epithermal transition. In: *Magmatic Contributions To Hydrothermal Systems*, Geological Survey of Japan, Report No. 279, pp. 156-160.
83. Sillitoe, R.H., (2010). Porphyry Copper Systems, *Economic Geology*, v. 105, pp. 3-41
84. Snedecor, George W. and Cochran, William G. (1967). *Statistical Methods* (6th ed.) Ames, Iowa, 593p.
85. Suarez Rojas, Ariadna (2003). Predictive mapping of massive sulphide potential in the Western part of the Escambray Terrain, Cuba, Thesis submitted to the International Institute for Geo-information Science and Earth Observation in partial fulfilment of the requirements for the degree of Master of Science in Mineral Resources Exploration and Evaluation, 72p.

86. Thiart, C., Graeme F. Bonham-Carter, F.P. Agterberg, Q. Cheng and A. Panahi (2006). An Application of the New Omnibus Test for Conditional Independence in Weights-of-Evidence Modelling, 12 p.
87. Turner, D.D., (1997). Predictive GIS Model For Sediment-Hosted Gold Deposits, North Central Nevada, U.S.A., In "Proceedings of Exploration 97: Fourth Decennial International Conference on Mineral Exploration" edited by A.G. Gubins, 12p.
88. Walker, H.M. and Lev, J., (1953). Statistical inference, NY, US: Henry Holt and Company, 510p.
89. Watson G.P., Rencz, A.N. and Bonham-Carter, G.F., (1989). Computers assist prospecting, *Geos*, v.18 (1), 8p.
90. White, N.C. and Hedenquist, J.W., 1990. Epithermal environments and styles of mineralization; variations and their causes, and guidelines for exploration. In: J.W. Hedenquist, N.C. White and Siddeley, G. (Eds.), *Epithermal Gold Mineralization of the Circum-Pacific: Geology and Geochemistry, Origin and Exploration II*, *Journal of Geochemical Exploration*, vol. 36, pp. 454-474.
91. Wright, Daniel Frederick, (1996). Evaluating volcanic-hosted massive sulphide favourability using GIS-based spatial data integration models, Thesis for the degree of Ph.D. in Earth Sciences, 367p.
92. Wright, D.F. and G.F. Bonham-Carter, (1996). VHMS Favorability Mapping with GIS-based Integration Models, Chisel Lake-Anderson Lake area, Geological Survey of Canada, Bulletin 426, p. 339-401.
93. Yousefi, Mahyar and A. Kamkar-Rouhani, (2007). Modelling of mineral potentials of gold and base metals using GIS in Mahneshan area, Iran, 7 p.
94. Yousefi, Mahyar and Emmanuel John M. Carranza, (2014). Fuzzification of continuous-value spatial evidence for mineral prospectivity mapping in *Computers & Geosciences*, 13 p.
95. Zadeh, L.A., (1965). Fuzzy Sets, *IEEE Information and Control* 8(3), 16p.

ANEXOS

INDICE DE PLANOS

PLANO	DENOMINACION
01	MAPA DE UBICACIÓN DEL AREA DE ESTUDIO
02	HOJAS IGN QUE CUBREN EL AREA DE ESTUDIO
03	FRANJAS METALOGENETICAS DEL AREA DE ESTUDIO
04	MAPA GEOLOGICO DEL AREA DE ESTUDIO
05	IMÁGENES SATER_07 USADAS EN EL AREA DE ESTUDIO Y HOJAS DEL IGN
06	MAPA PREDICTIVO APLICANDO EL METODO WOFE
07	RED DE INFERENCIA PARA PRODUCIR EL MAPA PREDICTIVO CON FUZZY LOGIC
08	MAPA PREDICTIVO APLICANDO EL METODO FUZZY LOGIC
09	MAPA PROSPECTIVO RANQUEADO EN 5 CLASES DE ACUERDO A LA FAVORABILIDAD
10	MAPA DE UBICACIÓN DE LOS TARGETS, EXTRAIDOS DEL MAPA PREDICTIVO FUZZY LOGIC, SOBRE UNA IMAGEN DEM
11	MAPA GEOLOGICO CON LOS PRINCIPALES TARGETS
12	MAPA DE PROSPECTIVIDAD Y TARGETS CUBIERTOS POR DENUNCIOS AJULIO DEL 2015
13	MAPA DE PROSPECTIVIDAD Y TARGETS CUBIERTOS POR PARQUES NATURALES O RESERVAS



Lambayeque

Cajamarca

Amazonas

San Martín

Ancash

Huánuco

Océano Pacífico

-80

-79

-78

-77

8°

8°

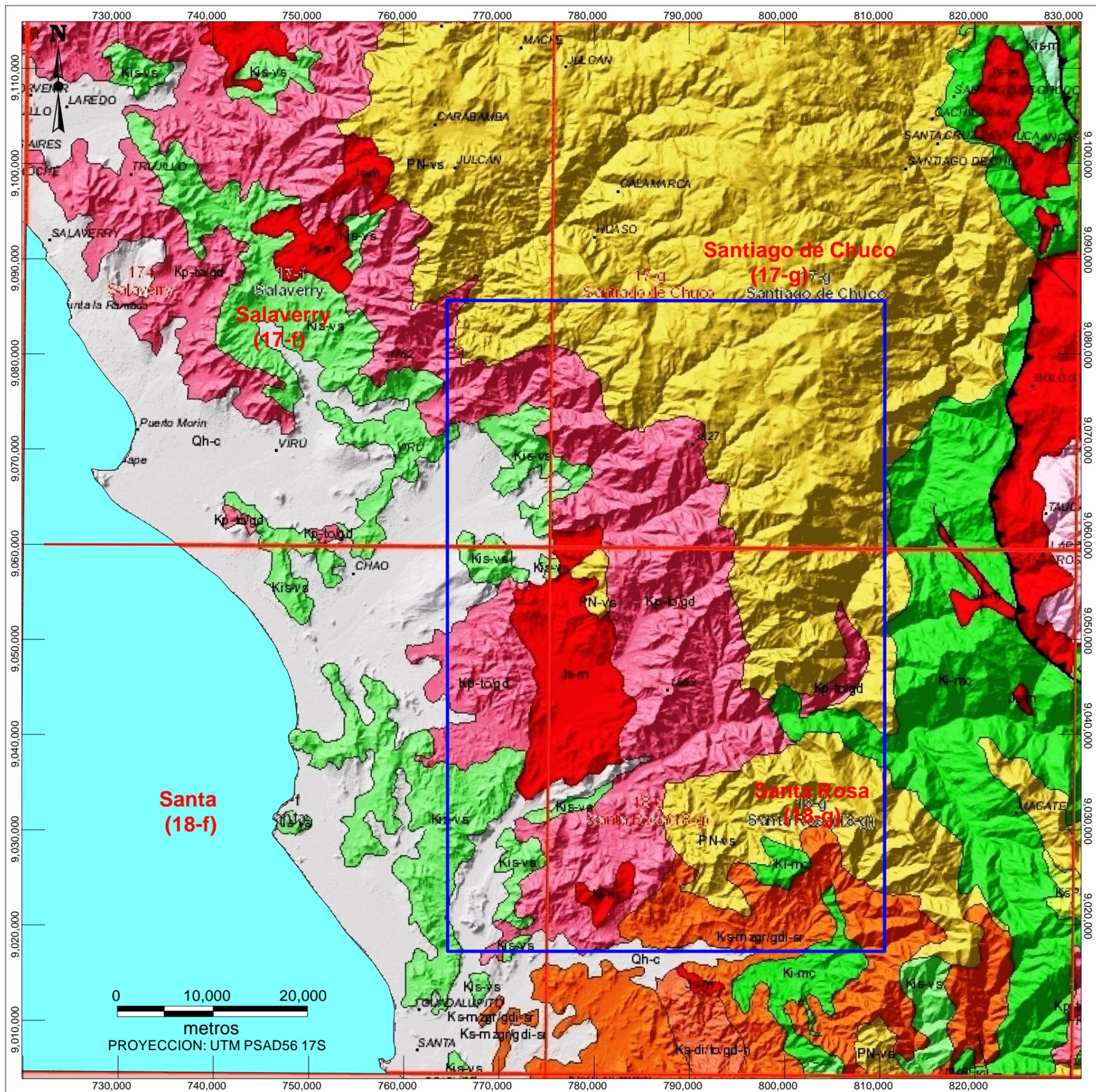
9°

-79

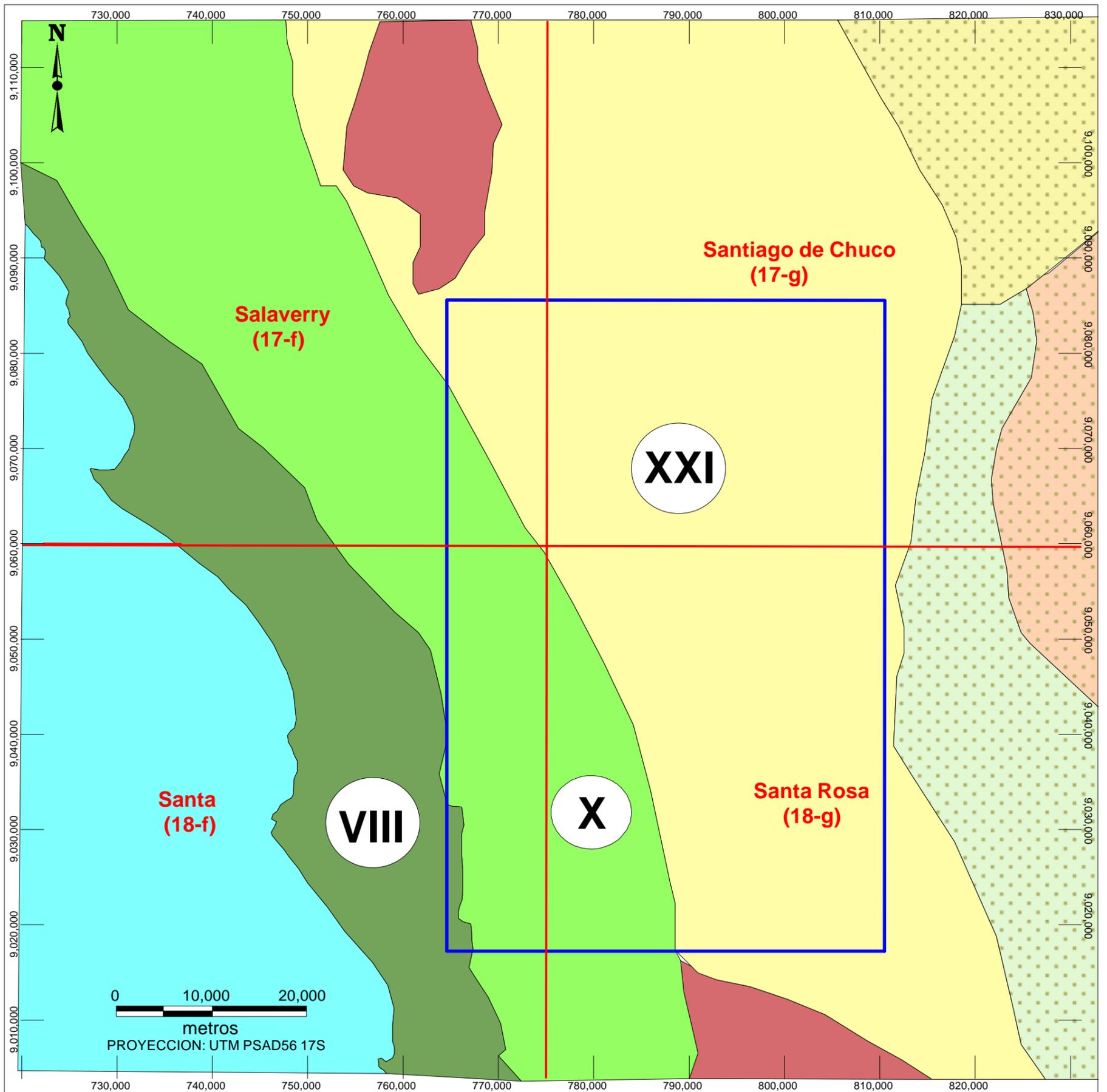
-78

-77





	UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA Facultad de Ing. Geológica, Minera y Metalúrgica SECCION DE POSTGRADO	Escala: 1: 450,000
	Tesis: Modelamiento predictivo de minerales usando SIG, entre los cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa	Lámina: <div style="font-size: 2em; text-align: center;">02</div>
	Por: César Ramiro Santiago Chirinos	Fuente: Elaboración Propia
	Plano: Hojas IGN que cubren el área de estudio	Fecha: Agosto, 2015



FRANJAS METALOGENETICAS	
XXI	Epitermales de Au-Ag del Mioceno hospedados en rocas volcánicas cenozoicas
X	Pórfidos de Cu-Mo del Cretáceo Superior
VIII	depósitos de Fe-Cu-Au (IOCG) del Cretáceo Inferior

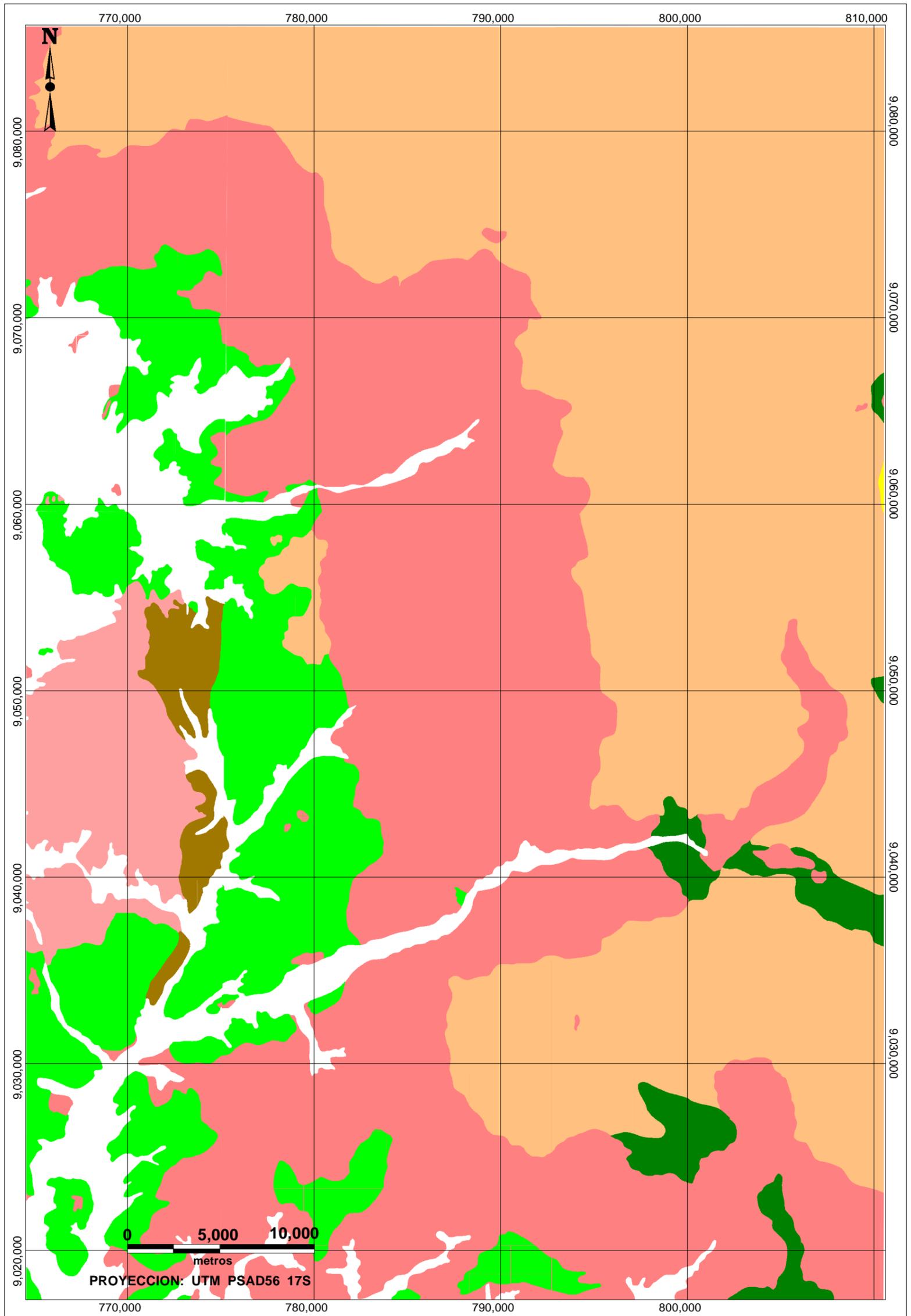


UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA
Facultad de Ing. Geológica, Minera y Metalúrgica
SECCION DE POSTGRADO

Tesis:
Modelamiento predictivo de minerales usando SIG, entre los cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa
 Por: **César Ramiro Santiago Chirinos**

Plano: **Franjas Metalogeneticas del Area de Estudio**

Escala:	1: 450,000
Lámina:	03
Fuente:	Elaboración Propia
Fecha:	Agosto, 2015



LEYENDA

Q-al (depósitos aluviales)
KTI-vca (Volcánico Calipuy)
KTI-gd (Granodiorita)
KTI-di (diorita)
Ks - Huaylas
Ki-cas (Grupo Casma)
Ki-sc (Santa-Carhuaz-Oyon-Chimú-Farrat)
Js-Chic (Fm. Chicama)



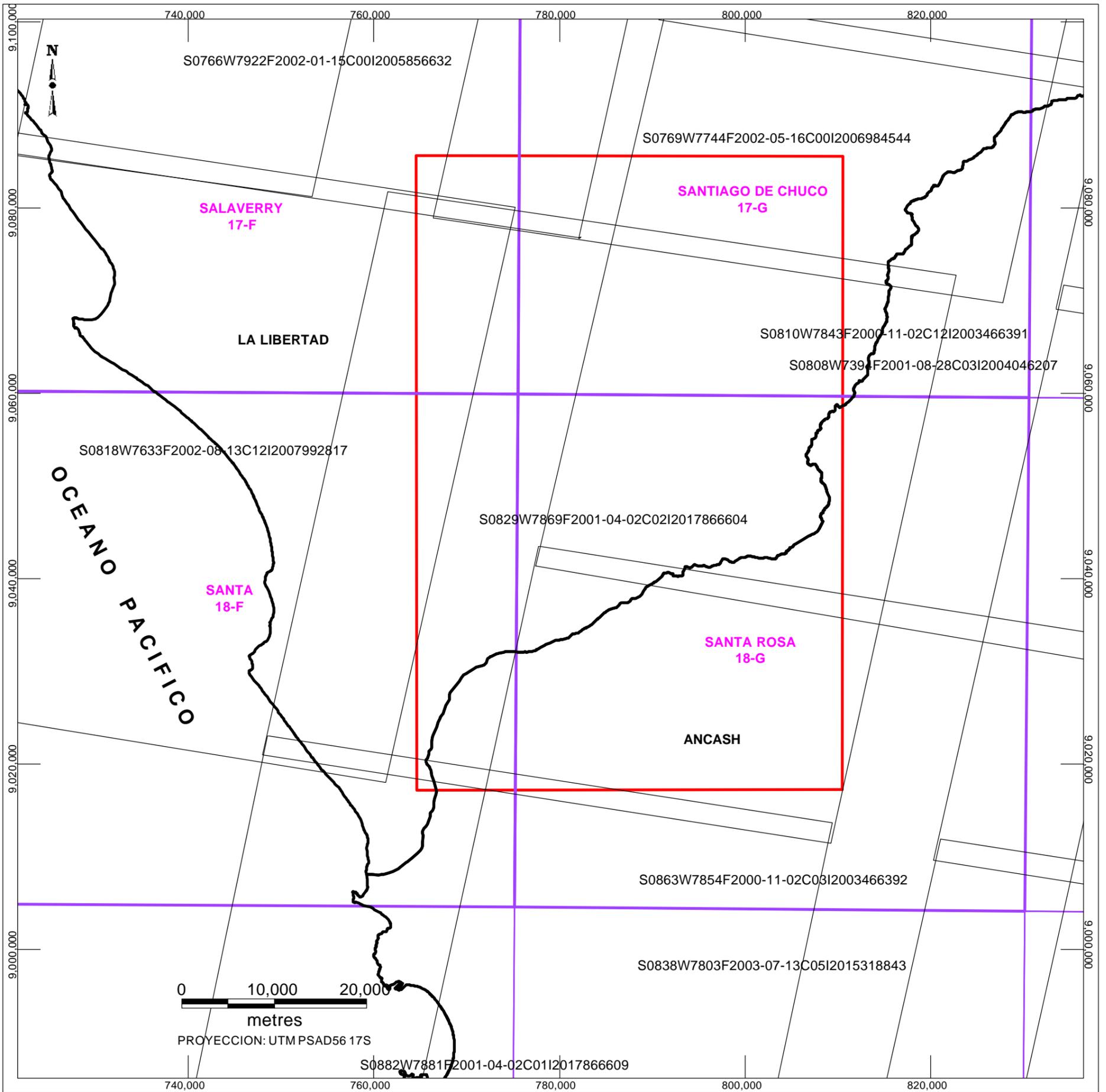
UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA
Facultad de Ing. Geológica, Minera y Metalúrgica
SECCION DE POSTGRADO

Tesis:
Modelamiento predictivo de minerales usando SIG, entre los cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa

Por:
César Ramiro Santiago Chirinos

Plano:
Mapa geológico del área de estudio

Escala: 1: 220,000
Lámina: 04
Fuente: Elaboración Propia
Fecha: Agosto, 2015



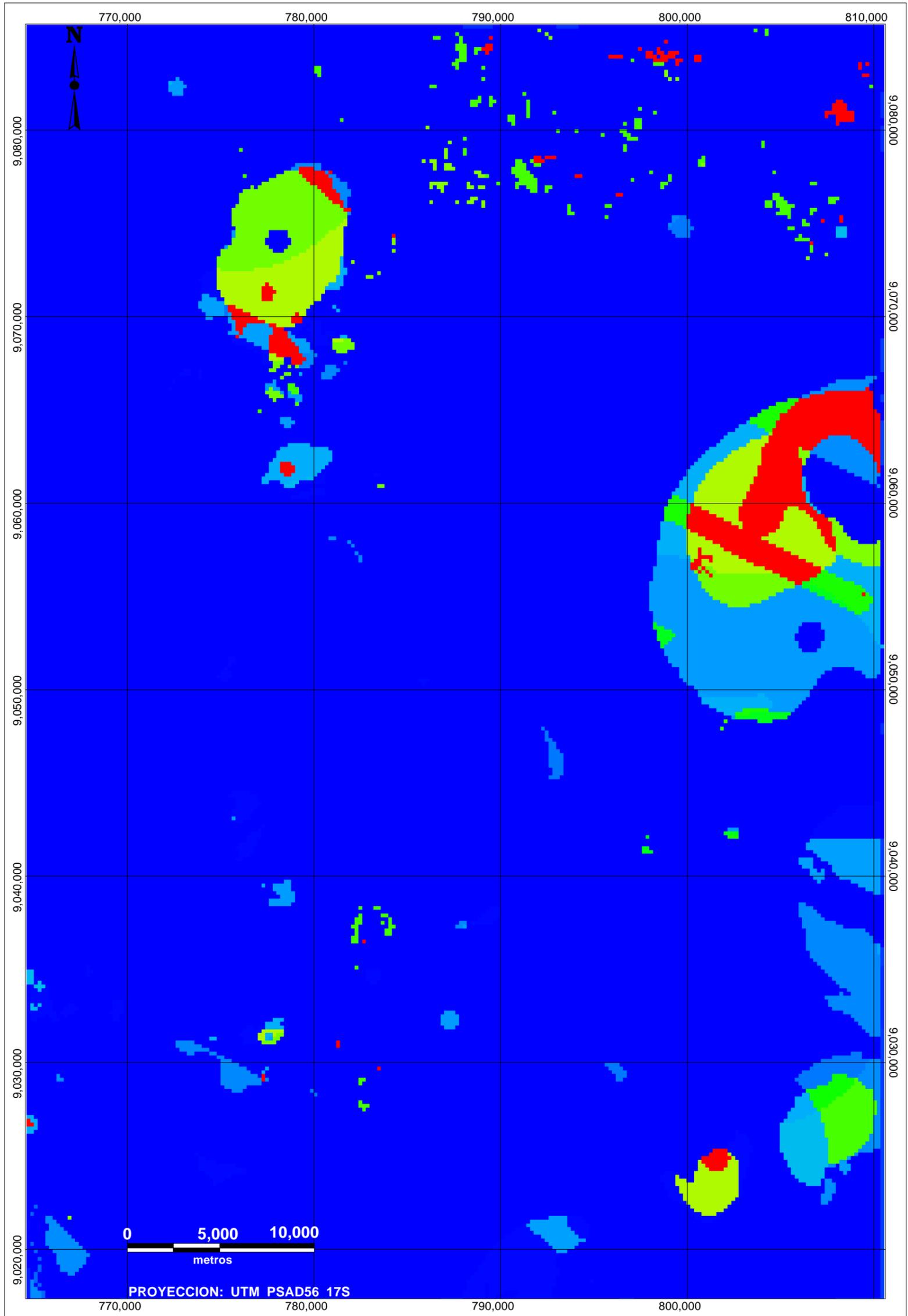
LEYENDA	
	Hoja del IGN
	Imagen Aster
	Area de Estudio



UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA
Facultad de Ing. Geológica, Minera y Metalúrgica
SECCION DE POSTGRADO

Tesis:
Modelamiento predictivo de minerales usando SIG, entre los cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa
 Por: **César Ramiro Santiago Chirinos**
 Plano:
Imágenes ASTER usadas en el área de estudio y hojas del IGN

Escala: **1: 450,000**
 Lámina: **05**
 Fuente: **Elaboración Propia**
 Fecha: **Agosto, 2015**



UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA
Facultad de Ing. Geológica, Minera y Metalúrgica
SECCION DE POSTGRADO

Tesis:
Modelamiento predictivo de minerales usando SIG, entre los cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa

Por:
César Ramiro Santiago Chirinos

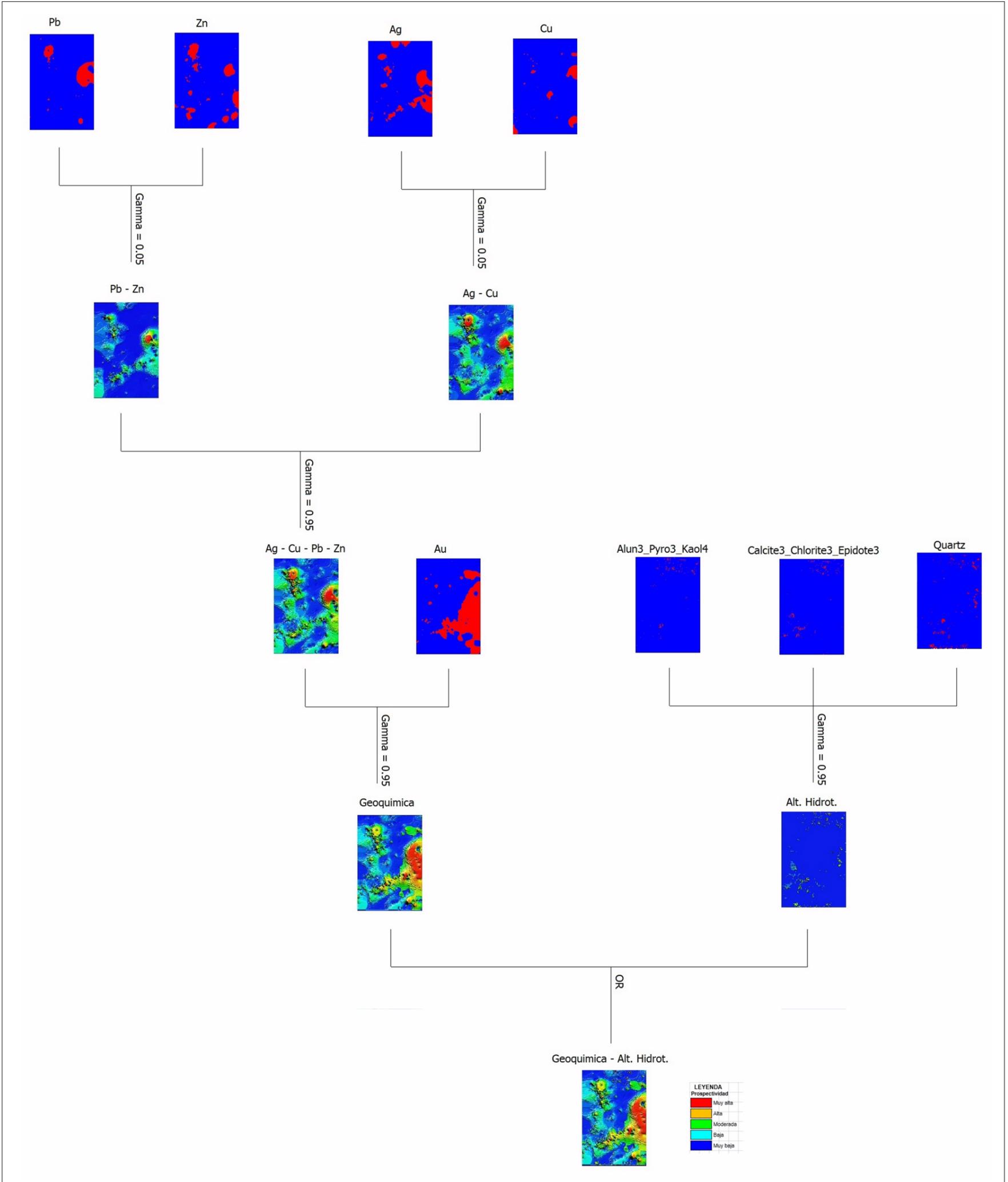
Plano:
Mapa predictivo aplicando el método WofE

Escala:
1: 220,000

Lámina:
06

Fuente:
Elaboración Propia

Fecha:
Agosto, 2015



UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA
Facultad de Ing. Geológica, Minera y Metalúrgica
SECCION DE POSTGRADO

Tesis: **Modelamiento predictivo de minerales usando SIG, entre los cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa**

Por: **César Ramiro Santiago Chirinos**

Plano: **Red de inferencia para producir el mapa predictivo con el método Fuzzy Logic**

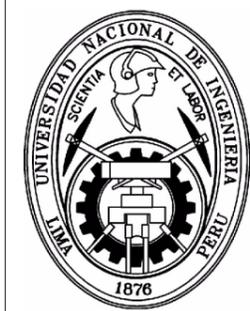
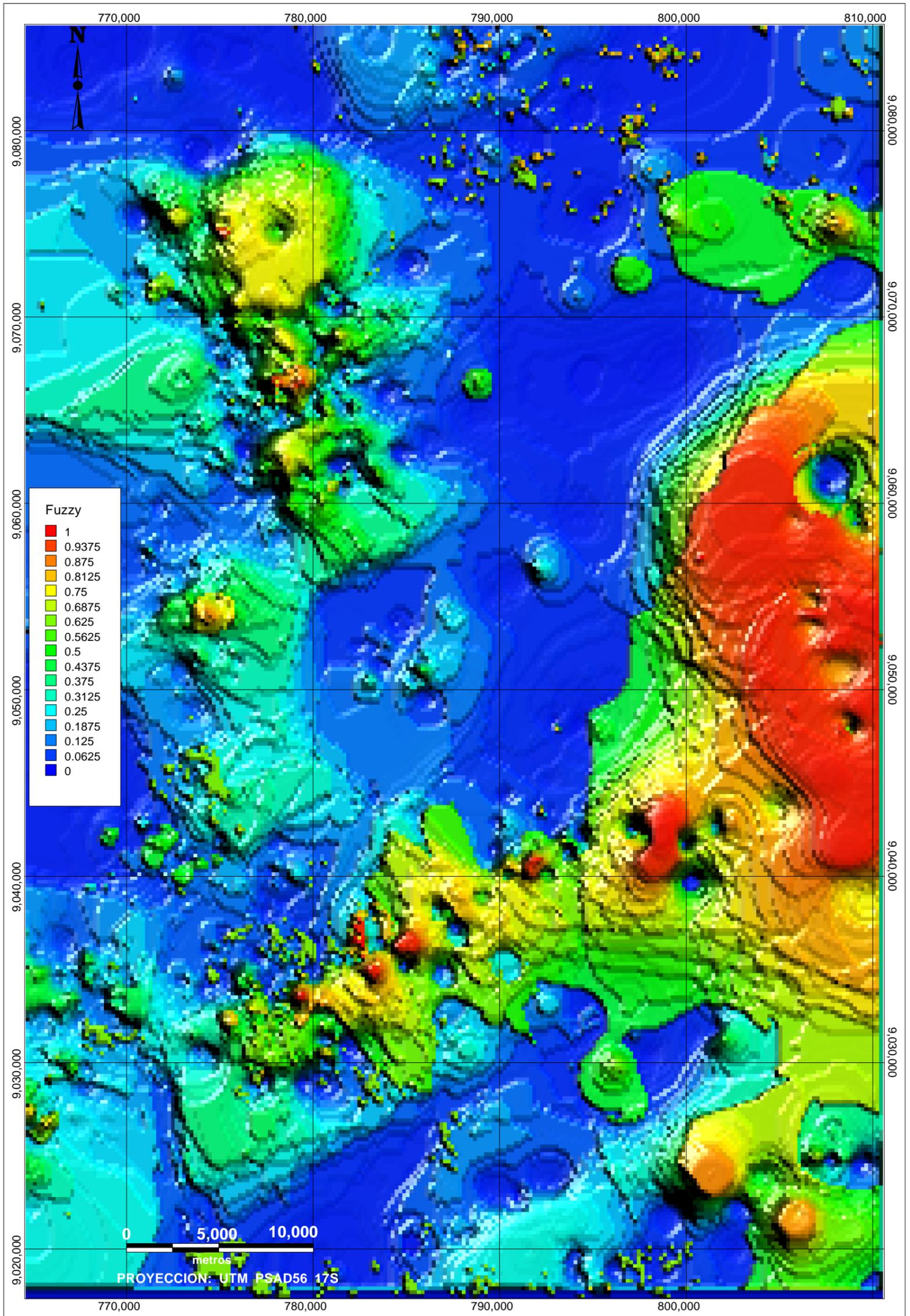
Escala: **S / E**

Lámina:

07

Fuente: **Elaboración Propia**

Fecha: **Agosto, 2015**



UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA
Facultad de Ing. Geológica, Minera y Metalúrgica
SECCION DE POSTGRADO

Tesis:
**Modelamiento predictivo de minerales usando SIG,
entre los cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa**

Por:
César Ramiro Santiago Chirinos

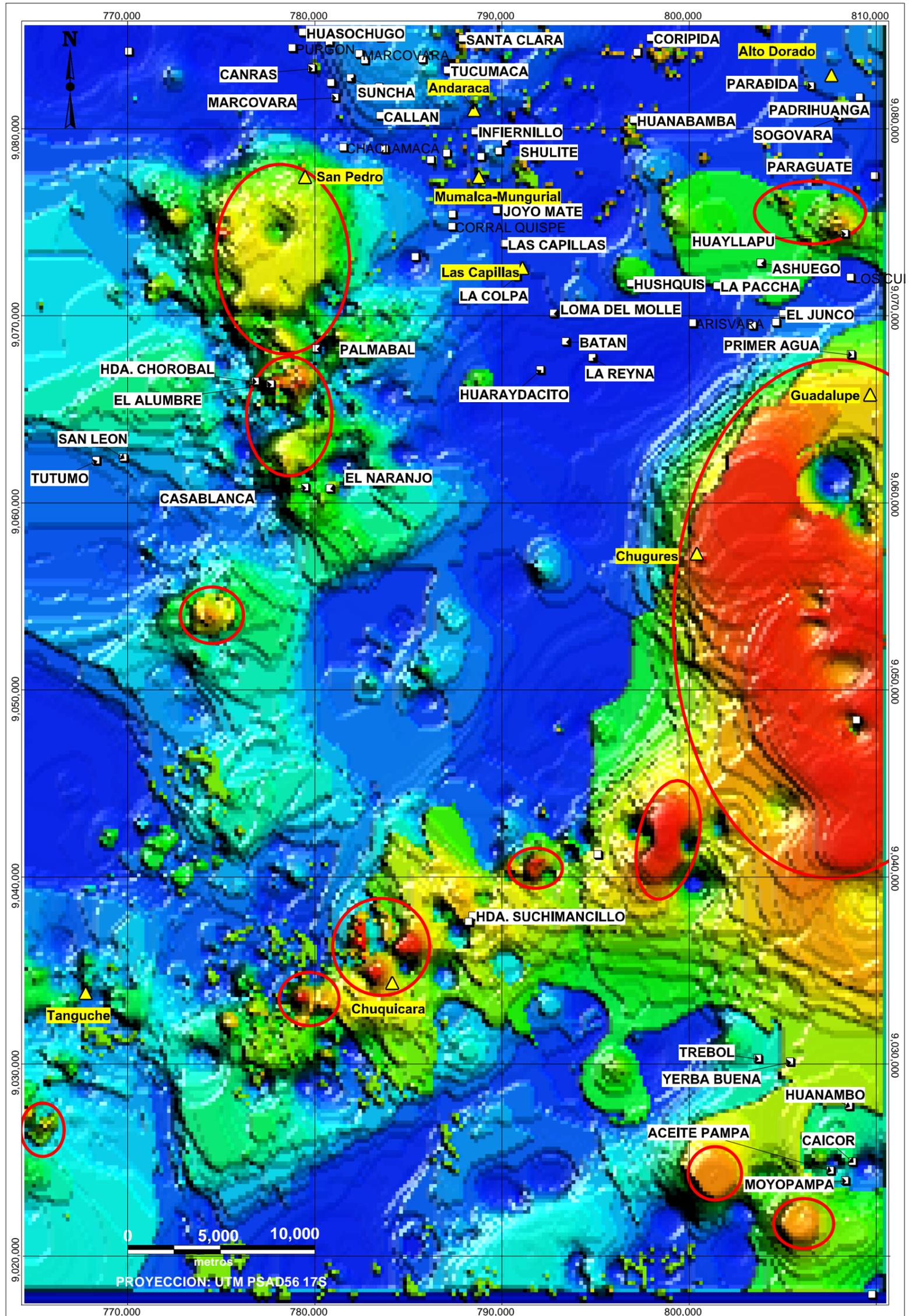
Plano:
Mapa predictivo aplicando el método Fuzzy Logic

Escala:
1: 220,000

Lámina:
08

Fuente:
Elaboración Propia

Fecha:
Agosto, 2015



LEYENDA Prospectividad	
■	Muy alta
■	Alta
■	Moderada
■	Baja
■	Muy baja



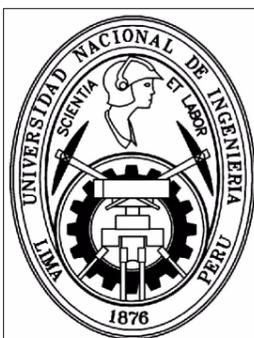
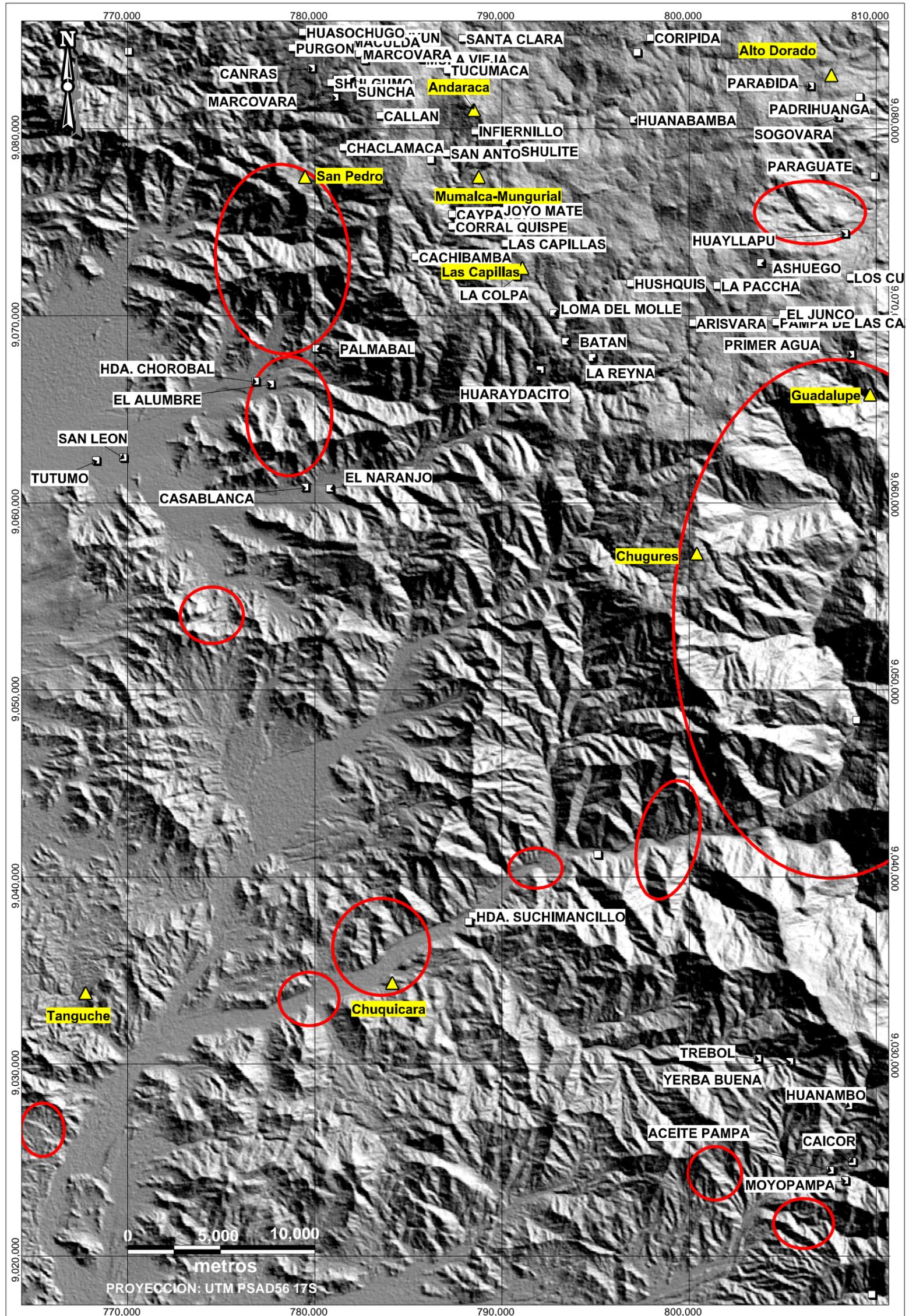
UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA
 Facultad de Ing. Geológica, Minera y Metalúrgica
 SECCION DE POSTGRADO

Tesis: **Modelamiento predictivo de minerales usando SIG, entre los cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa**

Por: **César Ramiro Santiago Chirinos**

Plano: **Mapa prospectivo ranqueado en 5 clases de acuerdo a la favorabilidad**

Escala:	1: 220,000
Lámina:	09
Fuente:	Elaboración Propia
Fecha:	Agosto, 2015



UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA
 Facultad de Ing. Geológica, Minera y Metalúrgica
 SECCION DE POSTGRADO

Tesis: **Modelamiento predictivo de minerales usando SIG, entre los cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa**

Por: **César Ramiro Santiago Chirinos**

Plano: **Mapa de ubicación de los targets sobre una imagen DEM**

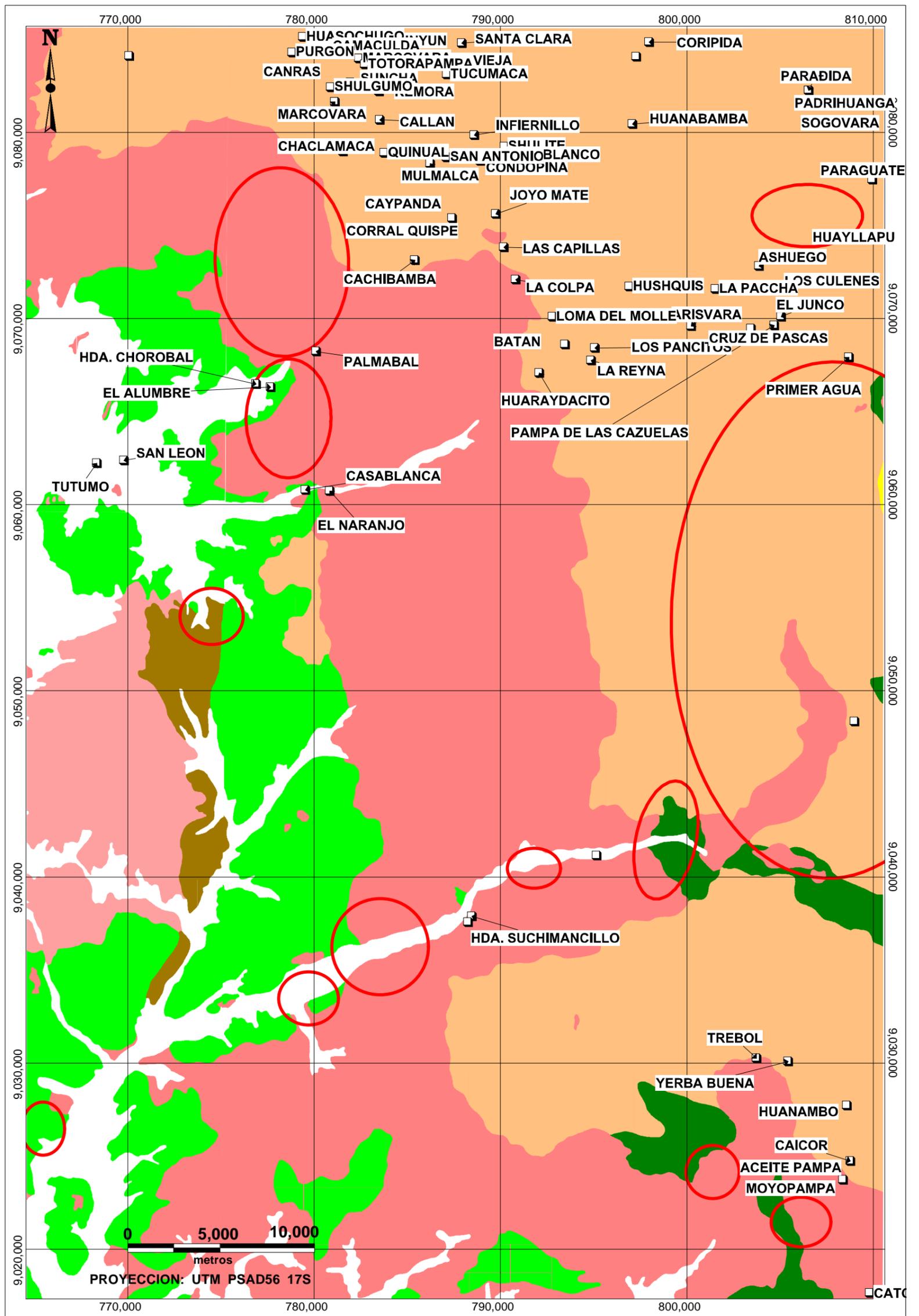
Escala: 1: 220,000

Lámina:

10

Fuente: Elaboración Propia

Fecha: Agosto, 2015



LEYENDA

Q-al (depósitos aluviales)
KTI-vca (Volcánico Calipuy)
KTI-gd (Granodiorita)
KTI-di (diorita)
Ks - Huaylas
Ki-cas (Grupo Casma)
Ki-sc (Santa-Carhuaz-Oyon-Chimú-Farrat)
Js-Chic (Fm. Chicama)
○ Target
□ Poblado



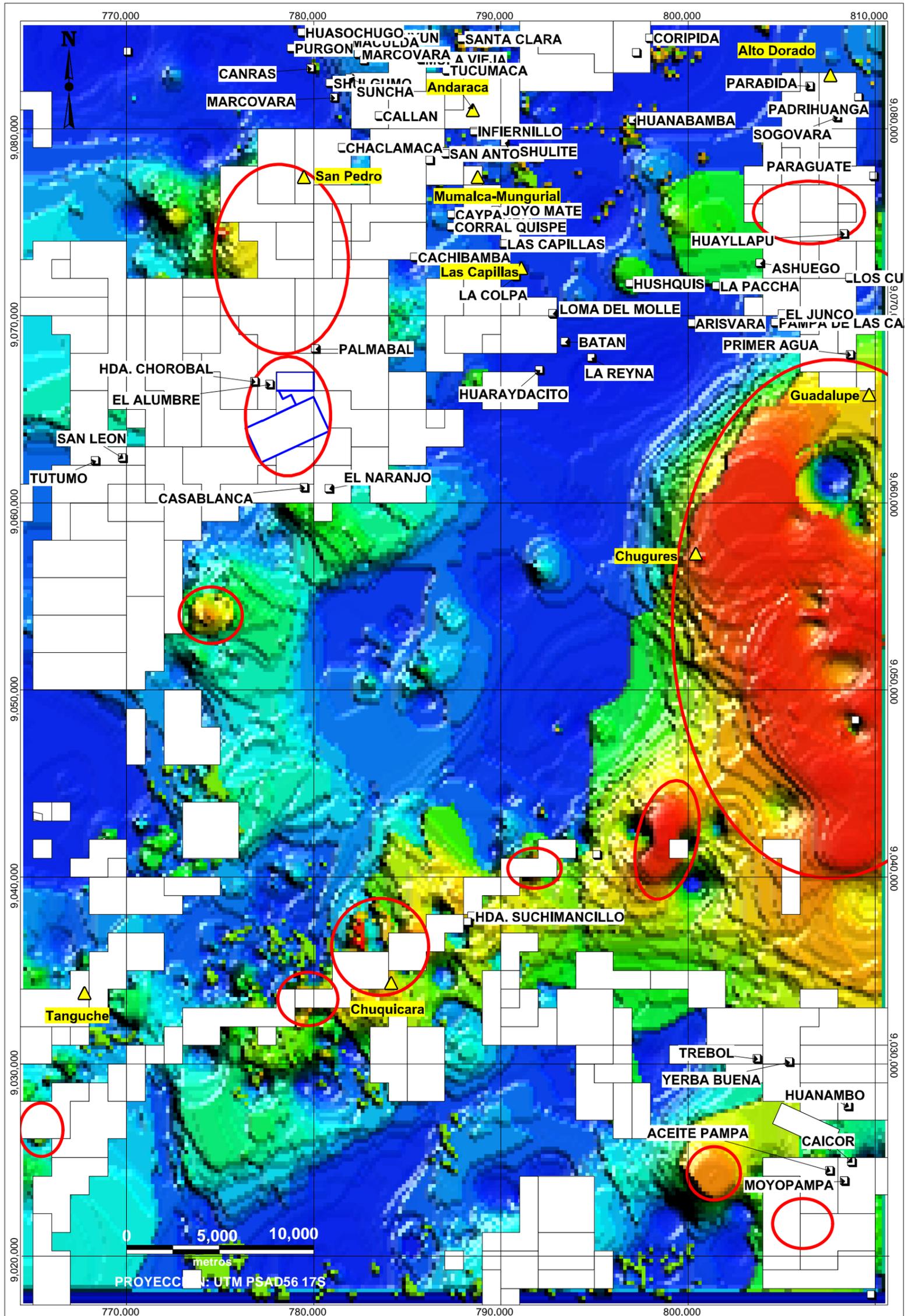
UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA
 Facultad de Ing. Geológica, Minera y Metalúrgica
 SECCION DE POSTGRADO

Tesis: **Modelamiento predictivo de minerales usando SIG, entre los cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa**

Por: **César Ramiro Santiago Chirinos**

Plano: **Mapa geológico con los principales targets**

Escala: 1: 220,000
Lámina: 11
Fuente: Elaboración Propia
Fecha: Agosto, 2015



LEYENDA
Prospectividad

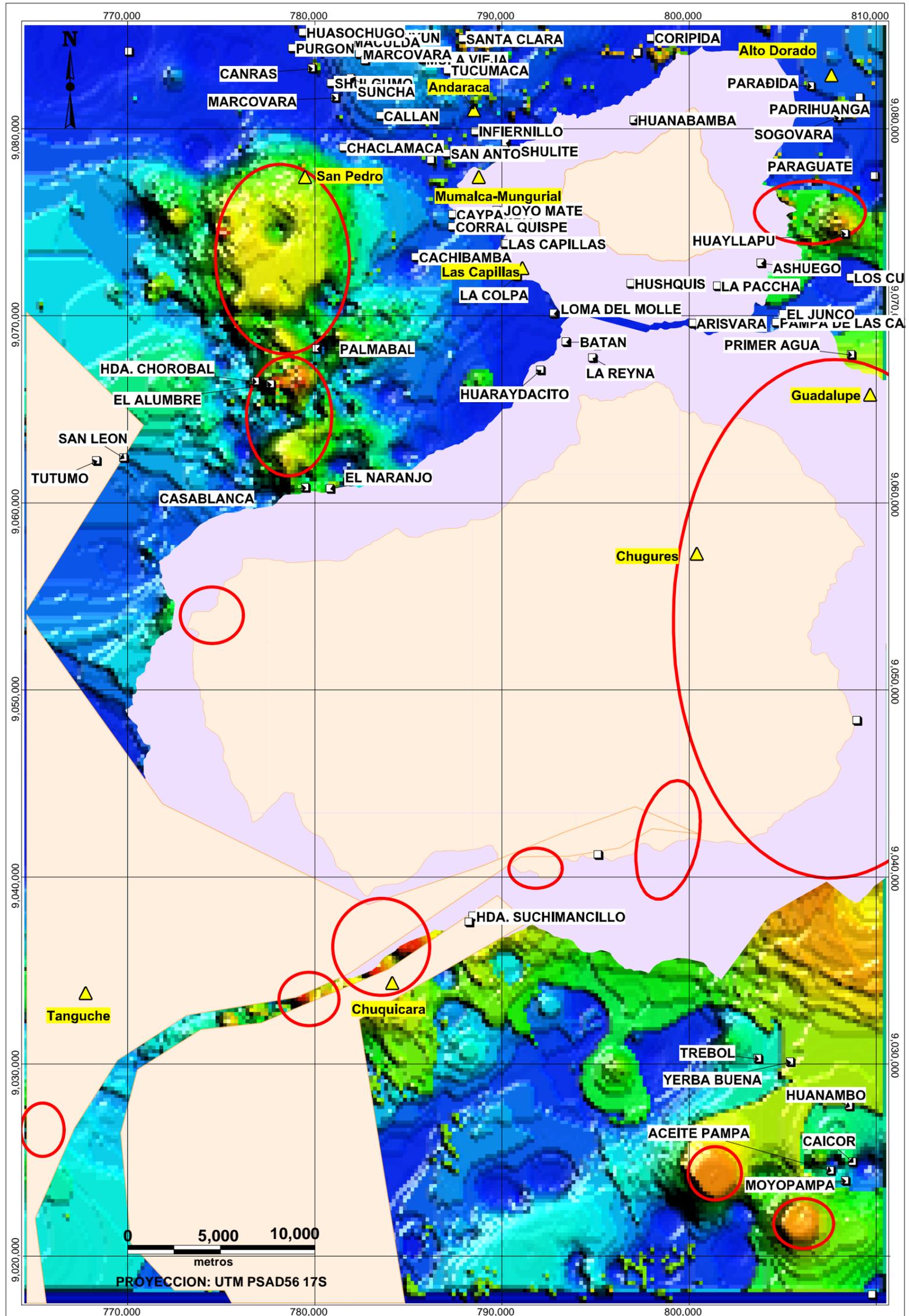
■	Muy alta
■	Alta
■	Moderada
■	Baja
■	Muy baja



UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA
Facultad de Ing. Geológica, Minera y Metalúrgica
SECCION DE POSTGRADO

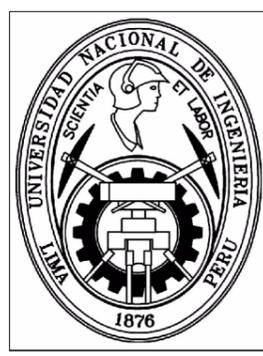
Tesis: **Modelamiento predictivo de minerales usando SIG, entre los cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa**
Por: **César Ramiro Santiago Chirinos**
Plano: **Mapa de prospectividad y Targets cubiertos por denuncias a Julio 2015**

Escala:	1: 220,000
Lámina:	12
Fuente:	Elaboración Propia
Fecha:	Agosto, 2015



LEYENDA
Prospectividad

■	Muy alta
■	Alta
■	Moderada
■	Baja
■	Muy baja



UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA
Facultad de Ing. Geológica, Minera y Metalúrgica
SECCION DE POSTGRADO

Tesis: **Modelamiento predictivo de minerales usando SIG, entre los cuadrángulos de Santiago de Chuco y Santa Rosa**

Por: **César Ramiro Santiago Chirinos**

Plano: **Mapa de prospectividad y targets cubiertos por parques naturales o reservas**

Escala:	1: 220,000
Lámina:	13
Fuente:	Elaboración Propia
Fecha:	Agosto, 2015