



Universidad Nacional Mayor de San Marcos

Universidad del Perú. Decana de América

Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica

Escuela Profesional de Ingeniería Geológica

Clasificación de litologías y alteraciones de las rocas

intrusivas mediante análisis ICP del yacimiento

Toromocho, Junín, Perú

TESIS

Para optar el Título Profesional de Ingeniero Geólogo

AUTOR

Mauricio YANGALY RAMOS

ASESOR

Mg. Maritza Mercedes CANTORIN VÍLCHEZ

Lima, Perú

2024



Reconocimiento - No Comercial - Compartir Igual - Sin restricciones adicionales

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

Usted puede distribuir, remezclar, retocar, y crear a partir del documento original de modo no comercial, siempre y cuando se dé crédito al autor del documento y se licencien las nuevas creaciones bajo las mismas condiciones. No se permite aplicar términos legales o medidas tecnológicas que restrinjan legalmente a otros a hacer cualquier cosa que permita esta licencia.

Referencia bibliográfica

Yangaly, M. (2024). *Clasificación de litologías y alteraciones de las rocas intrusivas mediante análisis ICP del yacimiento Toromocho, Junín, Perú*. [Tesis de pregrado, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica, Escuela Profesional de Ingeniería Geológica]. Repositorio institucional Cybertesis UNMSM.

Metadatos complementarios

Datos de autor	
Nombres y apellidos	Mauricio Yangaly Ramos
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	77380760
URL de ORCID	https://orcid.org/0009-0007-9574-1344
Datos de asesor	
Nombres y apellidos	Maritza Mercedes Cantorin Vilchez
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	09216506
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0002-3798-2621
Datos del jurado	
Presidente del jurado	
Nombres y apellidos	Pedro Antonio Olivares Ballena
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	06085689
Miembro del jurado 1	
Nombres y apellidos	Diana Pajuelo Aparicio
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	43540870
Miembro del jurado 2	
Nombres y apellidos	Lourdes Janet Quiñones Lavado
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	06798460

Datos de investigación	
Línea de investigación	C.0.1.8. Geoquímica
Grupo de investigación	No aplica.
Agencia de financiamiento	Sin financiamiento.
Ubicación geográfica de la investigación	País: Perú Departamento: Junín Provincia: Yauli Distrito: Morococha Latitud: -11.622722 Longitud: -76.9854
Año o rango de años en que se realizó la investigación	Abril 2023 - Mayo 2023
URL de disciplinas OCDE	Geoquímica, Geofísica https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#1.05.00



Universidad Nacional Mayor de San Marcos
Universidad del Perú. Decana de América
FACULTAD DE INGENIERÍA GEOLÓGICA, MINERA, METALÚRGICA Y GEOGRÁFICA
Escuela Profesional de Ingeniería Geológica

**ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO
PROFESIONAL DE INGENIERO GEÓLOGO**

En el salón de Grados y Títulos de la Escuela Profesional de Ingeniería Geológica de la Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica, el martes 27 de febrero del año 2024 siendo las 5:00 pm, en presencia de los señores docentes designados como miembros de Jurado Calificador:

Ing. Pedro Antonio Olivares Ballena	(Presidente de Jurado)
Mg. Diana Pajuelo Aparicio	(Miembro de Jurado)
Mg. Lourdes Janet Quiñones Lavado	(Miembro de Jurado)

Reunidos para el acto académico público de colación de la Tesis del Bach. **Mauricio Yangaly Ramos**, quien sustentará la Tesis titulada: **"CLASIFICACIÓN DE LITOLOGÍAS Y ALTERACIONES DE LAS ROCAS INTRUSIVAS MEDIANTE ANÁLISIS ICP DEL YACIMIENTO TOROMOCHO, JUNÍN, PERÚ"**; su asesora la docente **Mg. Maritza Mercedes Cantorin Vélchez**, para la obtención del Título Profesional de Ingeniero Geólogo.

Los miembros del Jurado, escuchada la sustentación respectiva, plantearon al graduando las observaciones pertinentes, que fueron absueltas:

A SATISFACCION DEL JURADO

El Jurado procedió a la calificación, cuyo resultado fue:

DIECISEIS (16)

Habiendo sido aprobada la sustentación de Tesis por el Jurado Calificador, el presidente recomienda que la Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica, proponga se le otorgue el **TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO GEÓLOGO** al Bach. Mauricio Yangaly Ramos.

Siendo las 18:00 horas se dio por concluido el acto académico, expidiéndose dos (02) Actas originales de la Sustentación de la Tesis.

Lima, 27 de febrero de 2024


ING. PEDRO ANTONIO OLIVARES BALLENA
PRESIDENTE DE JURADO


MG. DIANA PAJUELO APARICIO
MIEMBRO DE JURADO


MG. QUIÑONES LAVADO LOURDES JANET
MIEMBRO DE JURADO


MG. MARITZA MERCEDES CANTORIN VÉLCHEZ
MIEMBRO ASESOR



Universidad Nacional Mayor de San Marcos

Universidad del Perú. Decana de América

Vicerrectorado de Investigación y Posgrado



CERTIFICADO DE SIMILITUD

Yo, **Maritza Mercedes Cantorín Vilchez** en mi condición de asesor acreditado con la Resolución Decanal N° **001167-2023-D-FIGMMG/UNMSM** de la tesis, cuyo título es:

Clasificación de Litologías y Alteraciones de las Rocas Intrusivas mediante análisis ICP del Yacimiento Toromocho, Junín, Perú. presentado por el bachiller: **Mauricio Yangaly Ramos** para optar el título de **Ingeniero Geólogo.**

CERTIFICO que se ha cumplido con lo establecido en la Directiva de Originalidad y de Similitud de Trabajos Académicos, de Investigación y Producción Intelectual. Según la revisión, análisis y evaluación mediante el software de similitud textual, el documento evaluado cuenta con el porcentaje de **10 %** de similitud, nivel **PERMITIDO** para continuar con los trámites correspondientes y para su **publicación en el repositorio institucional.**

Se emite el presente certificado en cumplimiento de lo establecido en las normas vigentes, como uno de los requisitos para la obtención del grado/ título/ especialidad correspondiente.

Firma del Asesor

DNI: 09216506

Nombres y apellidos del asesor:



DEDICATORIA

*A todas las personas que sueñan, luchan y
trabajan por un mejor país para todos.*

"Nolite te bastardes carborundorum".

AGRADECIMIENTOS

Gracias a mis padres, José Antonio y María Angelica, que siempre me han apoyado a lo largo de mi vida. Gracias a mi hermana Ariana, por la confianza que me brinda. Gracias a mi abuela, Adela, por ser en muchos momentos de mi vida una guía y fuente de consejo. Gracias a mis tíos y primas, por ser una familia para mí.

Gracias a la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, mi alma mater, que me dio la oportunidad de ser un profesional, de cumplir un sueño y de conocer a grandes personas que ahora son mis amigos. Gracias a la ingeniera Maritza Cantorin, por ser mi asesora y guiarme en la presentación de esta tesis.

Gracias Minera Chinalco Perú, por permitirme realizar prácticas profesionales en la mina Toromocho, gracias a los ingenieros Félix Recines, Eliseo Alcalá y Ronald Flores que sin su ayuda hubiera sido imposible llevar a cabo este proyecto de investigación y gracias a todas las personas del área de geología mina por todo el apoyo brindado.

Contenido

I.	INTRODUCCION	16
1.1.	Planteamiento del problema.....	16
1.2.	Formulación del problema.....	18
1.2.1.	Problema general.....	18
1.2.2.	Problemas específicos	18
1.3.	Objetivos	19
1.3.1.	Objetivo general.....	19
1.3.2.	Objetivos específicos	19
1.4.	Variables	19
1.4.1.	Variables independientes	19
1.4.2.	Variables dependientes	19
1.5.	Hipótesis	20
1.5.1.	Hipótesis general	20
1.5.2.	Hipótesis específicas.....	20
1.6.	Justificación de la investigación	20
II.	METODOLOGIA	21
2.1.	Diseño de investigación	21
2.2.	Población de estudio.....	21
2.3.	Muestra.....	21
2.4.	Instrumentos	21
2.5.	Etapas de la investigación.....	21

2.6.	Alcances	22
2.7.	Limitaciones	22
2.8.	Viabilidad	22
III.	MARCO TEORICO	23
3.1.	Antecedentes	23
3.2.	Bases teóricas	24
3.2.1.	Análisis de elementos ICP	24
3.2.2.	Clasificación de rocas intrusivas	26
3.2.3.	Clasificación de alteraciones hidrotermales.....	33
3.2.4.	Clasificación geoestadística	39
3.2.5.	Métodos de clasificación supervisada	43
IV.	CARACTERISTICAS DE LA ZONA DE ESTUDIO	46
4.1.	Ubicación y accesos	46
4.2.	Clima.....	47
4.3.	Flora y fauna	47
4.4.	Historia de la propiedad	48
V.	GEOLOGIA REGIONAL	49
5.1.	Grupo Excelsior.....	49
5.2.	Grupo Mitu	50
5.3.	Grupo Pucará.....	51
5.3.1.	Formación Chambará	54
5.3.2.	Formación Aramachay	54
5.3.3.	Formación Condorsinga	54
5.4.	Grupo Goyllarisquizga.....	55

5.5. Grupo Machay	56
5.6. Actividad ígnea	57
VI. GEOLOGIA LOCAL	59
6.1. Intrusivos terciarios	59
6.1.1. Diorita Anticona	59
6.1.2. Granodiorita	60
6.1.3. Pórfido feldespático.....	63
6.1.4. Pórfido cuarcífero – Pórfido Yantac	66
6.1.5. Pórfido dacítico	69
6.2. Hornfels	71
6.2.1. Hornfels de diópsido	71
6.2.2. Hornfels de wollastonita	73
6.2.3. Hornfels de biotita	73
6.3. Skarns.....	74
6.3.1. Skarn de tremolita actinolita	74
6.3.2. Skarn de magnetita	76
6.3.3. Endoskarn.....	78
6.4. Geología estructural.....	79
6.4.1. Plegamientos	79
6.4.2. Fallamientos.....	80
6.4.3. Brechas hidrotermales	81
6.5. Mineralización	83
6.5.1. Vetas.....	83
6.5.2. Mantos.....	84

6.5.3.	Cuerpos mineralizados en zonas de contacto	84
6.5.4.	Diseminaciones.....	84
6.6.	Mineralogía	85
6.6.1.	Minerales hipógenos	85
6.6.2.	Minerales Supergénicos.....	86
VII.	GEOESTADISTICA	87
7.1.	Ubicación y extracción de muestras	87
7.2.	Pre – procesamiento de datos.....	89
7.2.1.	Validación de datos	89
7.2.2.	Datos censurados	91
7.3.	Geoestadística univariable	92
7.3.1.	Análisis Exploratorio de Datos.....	92
7.4.	Geoestadística multivariable	107
7.4.1.	Matriz de correlación de Spearman.....	108
7.4.2.	Análisis de componentes principales (PCA).....	125
7.4.3.	Análisis discriminante lineal (LDA)	132
VIII.	MODELO DE CLASIFICACIÓN SUPERVISADA.....	134
8.1.	Modelo K – Nearest Neighbours	134
8.1.1.	Clasificación con elementos en base logarítmica	134
8.1.2.	Clasificación con componentes principales	135
8.1.3.	Clasificación con discriminantes principales.....	135
IX.	DISCUSIONES.....	136
9.1.	Aspectos de la metodología	136
9.2.	Resultados geoestadísticos	138

9.2.1. Análisis univariable	138
9.2.2. Análisis multivariable.....	139
9.3. Resultados de clasificación por aprendizaje supervisado.....	144
X. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	145
10.1. Conclusiones.....	145
10.2. Recomendaciones.....	146
XI. BIBLIOGRAFIA.....	148
XII. ANEXOS	152

Lista de figuras

Figura 1. Elementos químicos analizables por ICP.....	24
Figura 2. Clasificación contenido mineral vs contenido de sílice	27
Figura 3. Productos de la diferenciación magmática	28
Figura 4. Diagrama de clasificación modal de rocas ígneas (Streckeisen, 1974)	29
Figura 5. Monzogranito en muestra macroscópica.....	30
Figura 6. Monzogranito en vista microscópica (nicos paralelos).....	31
Figura 7. Granodiorita en muestra macroscópica	31
Figura 8. Granodiorita en vista microscópica (nicos paralelos).....	32
Figura 9. Diorita en muestra macroscópica	32
Figura 10. Diorita en vista microscópica (nicos paralelos)	33
Figura 11. Granodiorita con alteración potásica en muestra de mano del tajo del yacimiento Toromocho.....	35
Figura 12. Granodiorita con alteración potásica en sección delgada del yacimiento Toromocho	36
Figura 13. Diorita con alteración propilitica en muestra de mano del tajo del yacimiento Toromocho.....	36
Figura 14. Pórfido feldespático con alteración fílica en muestra de mano del tajo del yacimiento Toromocho	37
Figura 15. Pórfido feldespático con alteración fílica en sección delgada del tajo del yacimiento Toromocho.....	37
Figura 16. Pórfido feldespático con alteración fílica en sección pulida del tajo del yacimiento Toromocho	38
Figura 17. Pórfido dacítico con alteración de silicificación en muestra de mano del tajo del yacimiento Toromocho	38
Figura 18. Relaciones en una función monotónica.....	39
Figura 19. Componente principal 1 (PC1) vs. Componente principal 2 (PC2)	41
Figura 20. Clases discriminadas en un LDA	42
Figura 21. Diagrama de flujo de clasificación supervisada de datos.....	43
Figura 22. Nuevo punto de dato y número más cercanos de vecinos	44
Figura 23. Procedimiento "K - Fold" de validación cruzada.....	45
Figura 24. Ubicación de la mina Toromocho	46
Figura 25. Grupo Excelsior en contacto discordante con el Grupo Mitu.....	49
Figura 26. Grupo Mitu sobre yaciendo al grupo Excelsior.....	50
Figura 27. Brecha volcánica del grupo Mitu.....	51

Figura 28. Grupo Pucará en contacto discordante con el grupo Mitu.....	51
Figura 29. Calizas del grupo Pucará	52
Figura 30. Caliza gris clara del grupo Pucará	52
Figura 31. Grupo Goyllarisquizga y sus formaciones.....	55
Figura 32. Afloramiento de areniscas del grupo Goyllarisquizga	56
Figura 33. Mapa geológico del distrito minero de Morococha	57
Figura 34. Columna estratigráfica del distrito minero de Morococha	58
Figura 35. Diorita propilítica en muestra de mano	59
Figura 36. Diorita con alteración filica	60
Figura 37. Granodiorita con alteración potásica en sección delgada	61
Figura 38. Granodiorita con alteración potásica en muestra de mano.....	61
Figura 39. Granodiorita con alteración filica en sección delgada	62
Figura 40. Granodiorita con alteración filica en muestra de mano.....	62
Figura 41. Mineralización en la granodiorita en sección pulida.....	63
Figura 42. Pórfido feldespático con alteración potásica en muestra de mano	64
Figura 43. Pórfido feldespático con alteración potásica en sección delgada	64
Figura 44. Pórfido feldespático con alteración filica en muestra de mano	65
Figura 45. Pórfido feldespático con alteración filica en sección delgada	65
Figura 46. Mineralización del pórfido feldespático en sección pulida	66
Figura 47. Pórfido Cuarcifero con alteración filica	67
Figura 48. Pórfido Cuarcifero con alteración filica en sección delgada	67
Figura 49. Pórfido Cuarcifero con alteración filica en sección pulida.....	68
Figura 50. Molibdenita en sección pulida del pórfido cuarcifero con alteración filica	68
Figura 51. Pórfido dacítico con alteración de silicificación en muestra de mano.....	69
Figura 52. Pórfido dacítico con alteración de silicificación en sección delgada.....	70
Figura 53. Pórfido dacítico con alteración de silicificación en sección pulida.....	70
Figura 54. Hornfel de diópsido en muestra de mano	72
Figura 55. Hornfel de diópsido en sección delgada.....	72
Figura 56. Hornfel de diópsido en sección pulida	73

Figura 57. Skarn con alteración de actinolita - tremolita	74
Figura 58. Skarn con alteración de actinolita - tremolita en sección delgada.....	75
Figura 59. Skarn de actinolita - tremolita en sección pulida	75
Figura 60. Skarn de magnetita en muestra de mano	76
Figura 61. Skarn de magnetita en sección delgada.....	77
Figura 62. Skarn de magnetita en sección pulida.....	77
Figura 63. Endoskarn en muestra de mano.....	78
Figura 64. Endoskarn en sección delgada	78
Figura 65. Anticlinal de Morococha - San Francisco, flanco Este.....	79
Figura 66. Anticlinal de Morococha - San Francisco, flanco Este - Oeste	79
Figura 67. Fallamientos en el tajo mina	80
Figura 68. Brecha ígnea con matriz de pórfido feldespático.....	82
Figura 69. Brecha polimíctica con matriz de actinolita - tremolita	82
Figura 70. Fragmento de veta en muestra de mano	83
Figura 71. Malla de perforación de doble banco.....	87
Figura 72. Mapa de ubicación de muestras	88
Figura 73. Esquema de perforación de doble banco	89
Figura 74. Validación de la litología logueada con mapeo de campo.....	90
Figura 75. Validación de alteración logueada con mapeo en campo.....	90
Figura 76. Histogramas en base aritmética	99
Figura 77. Diagramas de probabilidad en base aritmética	101
Figura 78. Histogramas en base logarítmica.....	103
Figura 79. Diagramas de probabilidad en base logarítmica	105
Figura 80. Matriz de correlación para la granodiorita	109
Figura 81. Matriz de correlación para la diorita.....	110
Figura 82. Matriz de correlación para el pórfido dacítico	111
Figura 83. Matriz de correlación para el pórfido feldespático	112
Figura 84. Matriz de correlación en el pórfido Yantac.....	113
Figura 85. Correlación Fe - S en la granodiorita	114

Figura 86. Correlación Ca - Ti en la granodiorita.....	115
Figura 87. Correlación Ca - Ti en la granodiorita con alteración fílica	115
Figura 88. Correlación Ca - Mg en la diorita	117
Figura 89. Correlación Al - Mg en la diorita	117
Figura 90. Correlación Al - Ca en la diorita.....	118
Figura 91. Correlación Y - Zr en la diorita.....	118
Figura 92. Correlación Al - S en la diorita	119
Figura 93. Correlación Al - Fe en la diorita	119
Figura 94. Correlación Ca - S en la diorita	120
Figura 95. Correlación Fe - S en el pórfido dacítico	120
Figura 96. Correlación Ca - Mg en el pórfido feldespático	122
Figura 97. Correlación V - Ti en el pórfido feldespático.....	122
Figura 98. Correlación Mg - F en el pórfido feldespático.....	123
Figura 99. Correlación Mg - Y en el pórfido feldespático	123
Figura 100. Correlación Mg - K en el pórfido feldespático	124
Figura 101. Correlación Mg - Ba en el pórfido feldespático	124
Figura 102. Correlación Ca - Y en el pórfido Yantac.....	125
Figura 103. Diagrama de sedimentación de componentes principales.....	125
Figura 104. Distribución de variables en PC1 y PC2	126
Figura 105. Elementos de mayor varianza para las PCs.....	127
Figura 106. Dispersión de litologías y alteraciones en PC1 y PC2.....	129
Figura 107. PC 1 y PC2 en el pórfido feldespático	130
Figura 108. PC1 y PC2 en la diorita	130
Figura 109. PC1 y PC2 en el pórfido feldespático y diorita	131
Figura 110. PC1 y PC2 en la granodiorita, diorita y pórfido feldespático	131
Figura 111. Litologías y alteraciones en DP1 y DP2.....	133
Figura 112. Modelos KNN para litología y alteraciones con set elementos en base logarítmica.....	134
Figura 113. Modelos KNN para litología y alteraciones con componentes principales.....	135
Figura 114. Modelos KNN para litología y alteraciones con discriminantes principales	135

Lista de tablas

Tabla 1. Límites de detección de elementos ICP en rocas.....	25
Tabla 2. Clasificación por contenido de sílice	26
Tabla 3. Composición química y mineralógica promedio de rocas ígneas	28
Tabla 4. Tipos y símbolos de alteración hidrotermal (Guilbert & Park , 1986)	34
Tabla 5. Modelo de matriz de correlación de Spearman	41
Tabla 6. Rutas y tramos hacia la mina Toromochó.....	47
Tabla 7. Minerales hipógenos abundantes.....	85
Tabla 8. Minerales hipógenos comunes	85
Tabla 9. Minerales hipógenos raros	86
Tabla 10. Minerales Supergénicos.....	86
Tabla 11. Elementos censurados por porcentaje de datos censurados	91
Tabla 12. Estadígrafos básicos en base aritmética.....	93
Tabla 13. Estadígrafos básicos en base logarítmica	96
Tabla 14. Número de datos por Litologías y Alteraciones	107
Tabla 15. Correlaciones identificadas en la matriz de Spearman.....	108
Tabla 16. Varianza acumulada de los componentes principales	126
Tabla 17. Varianza acumulada de los discriminantes principales.....	132
Tabla 18. Coeficientes de estructura	132

RESUMEN

La correcta clasificación de las rocas según su naturaleza litológica y de alteraciones es parte esencial dentro de los procesos operativos de toda operación minera a gran escala. En una primera instancia, la clasificación se realiza a partir del logueo de las características macroscópicas de la muestra, pero este procedimiento puede presentar inconvenientes relacionados a errores humanos. La mejor estrategia para abordar esta problemática sería relacionar la litología a variables medibles numéricamente y cuyos valores estén sujetos a procesos analíticos de alta precisión y exactitud.

El análisis de Plasma Acoplado Inductivamente (**ICP**), es un método altamente confiable para determinar los contenidos de los elementos químicos que conforman las muestras que se analizan. Teniendo en cuenta que la composición química de la roca está relacionada directamente al tipo de litología y de alteración a la que corresponde y con la que posteriormente será clasificada.

Sin embargo, los datos de contenidos de elementos de las muestras analizadas no pueden utilizarse directamente para la clasificación de las litologías y alteraciones, puesto que estas deben ser sometidas a un análisis estadístico para determinar que variables (elementos químicos) y sus relaciones numéricas pueden ser utilizadas para establecer una clasificación confiable. El procedimiento aplicado consta del pre – procesamiento de los datos, análisis univariable de estadísticos básicos y su distribución de probabilidad en bases aritmética y logarítmica, análisis multivariable para las correlaciones de elementos y reducción de dimensionalidad mediante los métodos de **PCA** y **LDA**, y la clasificación de datos mediante métodos de aprendizaje supervisado a partir de diferentes tipos de datos de entrenamiento y diferentes configuraciones del modelo K- Nearest Neighbours (**KNN**).

Esta investigación se llevó a cabo en la mina Toromocho ubicada en la zona central del Perú, las muestras analizadas por **ICP** fueron los detritos de perforación de doble banco, los datos de contenidos de elementos de las muestras fueron procesados con la metodología estadística expuesta.

Se llegó a la conclusión que el enfoque aplicado en la investigación sí logra establecer una clasificación de litologías y de alteraciones de las muestras analizadas por contenidos de elementos **ICP**. El set de elementos elegidos para ser analizados estadísticamente fue capaz de explicar la variabilidad de los datos, determinando fuertes correlaciones y aplicando los procedimientos de **PCA** y **LDA** se estableció una clara diferenciación para la clasificación de la mayoría de las unidades litológicas y de alteración. Respecto a la clasificación mediante la aplicación del modelo **KNN**, se obtuvo una precisión del 82% para la litología y del 91% para las alteraciones.

ABSTRACT

The correct classification of rocks according to their lithological nature and alterations is an essential part of the operational processes of any large-scale mining operation. In the first instance, the classification is made from the logging of the macroscopic characteristics of the sample, but this procedure can present drawbacks related to human errors. The best strategy to address this problem would be to relate lithology to variables that are numerically measurable and whose values are subject to analytical processes of high precision and accuracy.

Inductively Coupled Plasma (ICP) analysis is an exceptionally reliable method to determine the contents of the chemical elements that make up the samples to be analyzed. Taking into account that the chemical composition of the rock is directly related to the type of lithology and alteration to which it corresponds and with which it will later be classified.

However, the element content data of the analyzed samples cannot be used directly for the classification of lithologies and alterations, since these must be subjected to a statistical analysis to determine which variables (chemical elements) and their numerical relationships can be used to establish a reliable classification. The applied procedure consists of pre-data processing, univariate analysis of basic statistics and their probability distribution in arithmetic and logarithmic bases, multivariate analysis for element correlations and dimensionality reduction using the PCA and LDA methods, and classification of data using supervised learning methods from different types of training data and different configurations of the K-Nearest Neighbors (KNN) model.

This investigation was carried out in the Toromocho mine located in the central zone of Peru, the samples analyzed by ICP were the debris from double-bank drilling, the data on the content of the elements of the samples were processed with the exposed statistical methodology.

It was concluded that the approach applied in the investigation if it manages to establish a classification of lithologies and alterations of the samples analyzed by content of ICP elements. The set of elements chosen to be statistically analyzed was able to explain the variability of the data, determining strong correlations and applying the PCA and LDA procedures, a clear

differentiation was established for the classification of the majority of the lithological and alteration units. Regarding the classification through the application of the KNN model, an accuracy of 82% was obtained for lithology and 91% for alterations.

I. INTRODUCCION

1.1. Planteamiento del problema

La clasificación de las litologías de las rocas se centra en la descripción de las características mineralógicas, texturales, estructurales y composicionales de las rocas y cómo estas características se relacionan con los procesos geológicos que las forman (Blatt, 2005). De estas características se desprende la clasificación general de las rocas en ígneas, sedimentarias y metamórficas.

La clasificación de las alteraciones se basa en la descripción de los cambios físicos y químicos generados en la roca por los diferentes procesos epigenéticos a los cuales estuvo expuesta como la meteorización, oxidación y alteraciones por contacto de fluidos hidrotermales. Este último tipo de alteración es la más extensamente estudiada debido a la complejidad de su naturaleza y su relación con los depósitos minerales cupríferos más comunes en todo el mundo (Sillitoe, 2015).

La correcta clasificación litológica de las rocas y sus alteraciones en un yacimiento minero es un proceso fundamental en las etapas de desarrollo de este, desde la exploración geológica hasta la explotación (Güler, 2010). En la etapa de exploración está relacionado directamente con el desarrollo del modelado geológico y la estimación de recursos (Journel, 1978), mientras que en la etapa de explotación se relaciona desde el desarrollo de las actualizaciones de los modelos geológicos y reservas (Maréchal, 2015) hasta con la gestión de los riesgos asociados a los residuos mineros y riesgos geotécnicos (Kossoff, 2014).

Las características macroscópicas de las rocas como la mineralogía, texturas y estructuras son el primer acercamiento a la clasificación de rocas y alteraciones, la descripción de estas características, el logueo geológico, brinda información con la cual se pueden discriminar entre los diferentes tipos de rocas y alteraciones. Sin embargo el logueo geológico puede presentar inconvenientes en el proceso de clasificación de rocas y alteraciones, ya que depende enteramente del criterio de la persona que realiza este proceso, quien basará su decisión en las

características que pueda observar (Lisle, 2004), aún más, si el logueo geológico se realiza en campañas de logueo conformadas por varias personas encargadas de este proceso, podrían presentarse más inconvenientes, debido a que el criterio de cada una de estas personas no serán iguales aun cuando la formación académica de estos haya sido la misma. Estos inconvenientes en el proceso de logueo puedan causar inconsistencias en la información obtenida, puesto que no reflejará con certeza la naturaleza de la roca que se está describiendo.

Debido a los problemas que surgen en el proceso de logueo, se han desarrollado métodos analíticos orientados a las características cuantitativas que presentan las rocas. Estos métodos permiten caracterizar diversos aspectos de las rocas, como la composición mineralógica de la roca, las estructuras cristalinas de los minerales que conforman la roca, el contenido de los elementos químicos, entre otros.

Uno de los métodos analíticos cuantitativos que existen para el análisis de una de estas características de las rocas es el análisis de elementos ICP (Inductively Coupled Plasma, por sus siglas en ingles), que es una técnica de análisis químico ampliamente utilizada en geología que permite determinar la composición y concentración de los elementos químicos que constituyen los minerales que conforman la roca (Li, 2015).

En el yacimiento Toromocho, operado por Minera Chinalco Perú, la clasificación litológica ha reconocido básicamente dos grupos de rocas: Intrusivas y metasedimentarias. Las rocas intrusivas corresponden a granodiorita, diorita, pórfido feldespático, pórfido cuarcífero, pórfido dacítico y pórfido Yantac (cuarcífero). Las rocas metasedimentarias corresponden a hornfels, skarns y skarn de magnetita. Las alteraciones reconocidas para las litologías intrusivas son potásicas, propilítica, fílica y silicificación. Mientras que para las rocas metasedimentarias son hornfels de diópsido, skarn de serpentina y skarn de magnetita. Estas litologías y alteraciones se establecieron a partir del reconocimiento en campo, del mapeo inicial del yacimiento y se controla cada semana con el mapeo de los taludes del tajo.

Dentro del proceso operativo que sigue Minera Chinalco Perú, así como la mayoría de las minas de cobre a nivel mundial, se realiza la perforación de taladros de “doble banco”, es decir

perforaciones de cuya profundidad sea el doble que la altura de un banco dentro del tajo. En el yacimiento Toromocho se ha establecido una altura de banco de 15 metros, por lo que una perforación de doble banco tiene una profundidad de 30 metros. De estas perforaciones se obtienen dos muestras de seis kilogramos de detritos del material perforado. La primera muestra se colecta a 15 metros de profundidad (altura de un banco) y la segunda se colecta a 30 metros de profundidad (altura de dos bancos). Estas muestras de detritos son logueadas por un geólogo, el cual analiza características macroscópicas como el color, granulometría y mineralogía para determinar la litología y alteración, posteriormente son enviadas al laboratorio para ser analizadas por ICP y XRD. La función de este proceso de perforación sirve para poder establecer relaciones entre las litologías y alteraciones presentes entre los dos bancos perforados.

La presente tesis se delimita solo a las rocas intrusivas del yacimiento Toromocho y tiene como objetivo principal clasificar estas unidades intrusivas (litologías y alteraciones) relacionándolas con las litologías y alteraciones ya establecidas para el yacimiento. Esto se logrará a partir de la información del contenido de elementos producto del análisis ICP realizada a las muestras de detritos de doble banco, aplicando métodos geoestadísticos, así como técnicas de clasificación supervisada. De esta forma, se establecerá una herramienta adicional en el proceso de validación del logueo geológico.

1.2. Formulación del problema

1.2.1. Problema general

¿De qué forma se puede clasificar las litologías y alteraciones de las rocas intrusivas presentes en el yacimiento Toromocho a partir de los datos de contenido de elementos del análisis ICP?

1.2.2. Problemas específicos

- ¿Qué elementos químicos pueden usarse para clasificar litologías y alteraciones de las rocas intrusivas del yacimiento Toromocho?

- ¿Qué técnicas de análisis geoestadísticos es óptima para poder establecer una clasificación de las litologías y alteraciones de las rocas intrusivas del yacimiento Toromocho?
- ¿Qué técnica de clasificación supervisada puede ser óptima para clasificar las litologías y alteraciones de las rocas intrusivas del yacimiento Toromocho?

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Establecer una clasificación de las litologías y alteraciones de las rocas intrusivas del yacimiento Toromocho a partir de los datos de contenido de elementos del análisis ICP.

1.3.2. Objetivos específicos

- Determinar los elementos químicos que puedan clasificar las litologías y alteraciones de las rocas intrusivas del yacimiento Toromocho.
- Determinar que técnicas de análisis geoestadístico es óptima para poder establecer una clasificación de las litologías y alteraciones de las rocas intrusivas del yacimiento Toromocho
- Determinar que técnicas de clasificación supervisada puede ser óptima para clasificar las litologías y alteraciones de las rocas intrusivas del yacimiento Toromocho

1.4. Variables

1.4.1. Variables independientes

Contenido de elementos de análisis ICP en las muestras de detritos de doble banco.

1.4.2. Variables dependientes

Tipo de litología y alteración de las muestras de detritos de doble banco.

1.5. Hipótesis

1.5.1. Hipótesis general

A partir de los contenidos de elementos del análisis ICP es posible clasificar las litologías y alteraciones de las rocas intrusivas del yacimiento Toromocho.

1.5.2. Hipótesis específicas

- Los contenidos de los elementos flúor, bario, cobalto, cromo, galio, potasio, sodio, molibdeno, escandio, titanio, vanadio, zirconio, itrio, plomo, azufre, magnesio, hierro y aluminio en las muestras de doble banco pueden usarse como set de datos de entrada para la clasificación de litologías y alteraciones.
- Las correlaciones de elementos del set de datos de entrada pueden discriminar alteraciones para las litologías analizadas.
- Las técnicas de análisis geoestadísticos PCA y LDA pueden determinar qué elementos del set de datos de entrada explican el mayor grado de varianza entre las litologías y alteraciones.
- El modelo K – Nearest Neighbours puede establecer una clasificación de las litologías y alteraciones.

1.6. Justificación de la investigación

Mediante la clasificación de litologías y alteraciones de las rocas intrusivas a partir de análisis del contenido de elementos ICP se brindará una herramienta en el proceso de clasificación geológica adicional a las técnicas cualitativas de mapeo geológico y logueo de conos de perforación de blastholes, y a los análisis cuantitativos de análisis de minerales por XRD, lo que permitirá una mayor precisión en la discriminación de las litologías intrusivas. Esto permitirá optimizar los procesos del área de geología y su impacto en los procesos de las demás áreas de la línea de producción dentro del yacimiento Toromocho de Minera Chinalco Perú.

II. METODOLOGIA

2.1. Diseño de investigación

Investigación aplicativa, método analítico inductivo, diseño no experimental, descriptiva y analítica de los datos de contenidos de elementos de análisis ICP.

2.2. Población de estudio

Muestras de detritos de perforación (5227) de doble banco del tajo del yacimiento Toromocho.

2.3. Muestra

Muestra de detritos de perforación de doble banco.

2.4. Instrumentos

Planos de mapeo de litologías y alteración de los bancos del tajo, GPS, computadora personal, entre otros.

2.5. Etapas de la investigación

El proyecto de investigación consta de 4 etapas:

- Etapa 1: Consta de la perforación de los taladros de doble banco en el tajo del yacimiento y la recuperación de las 2 muestras de cada taladro. Esta etapa es llevada a cabo por las empresas contratistas de Minera Chinalco Perú.
 - Etapa 2: Consta de la preparación de las muestras pulverizadas de 200g tamizadas a malla ASTM N° 140 y analizadas por Ion Selectivo (análisis de flúor) y análisis multi elemental de 35 elementos (digestión multi ácida para ICP – MS). Este proceso es llevado en los laboratorios en mina Toromocho de Minera Chinalco Perú.
 - Etapa 3: Consta de la recopilación de los datos históricos de análisis ICP de las muestras de doble banco perforas hasta la fecha de inicio de la investigación además de antecedentes bibliográficos.
-

- Etapa 4: Consta del análisis de los datos (5227 muestras), la aplicación de los análisis geoestadísticos y modelos de clasificación supervisada con el uso del software ioGas y programación en Python respectivamente. Además de la interpretación de resultados y redacción de las conclusiones.

2.6. Alcances

- Esta investigación tiene un alcance técnico - tecnológico, puesto que, ayudará como una técnica adicional en el proceso de clasificación de las litologías y alteraciones de las rocas intrusivas del yacimiento Toromocho.
- Así mismo tiene un alcance económico que podrá optimizar procesos operativos del área de geología.
- En cuanto al alcance científico, esta investigación se desarrolla en el campo de la geoestadística aplicada y modelos de clasificación supervisada para la clasificación de litologías y alteraciones.

2.7. Limitaciones

La limitación más importante que presenta esta investigación es referida al número de muestras, porque si bien son suficientes para esta investigación, un mayor número de estas permitiría tener un modelo estadístico más robusto.

2.8. Viabilidad

Esta investigación fue viable gracias a las facilidades brindadas por el área de geología de Minera Chinalco Perú.

III. MARCO TEORICO

3.1. Antecedentes

Comprende de diversos estudios donde se utilizaron técnicas geoestadísticas y de clasificación supervisada para la clasificación de litologías y alteraciones a partir del uso de datos geoquímicos aplicados en Sudamérica y a nivel mundial.

Valencia – Moreno (2018) en su investigación tuvo el objetivo de generar un mapa de prospectividad mineral en el cinturón de oro Guerrero en México, para esto aplicó técnicas estadísticas y de clasificación supervisada. Los datos que utilizaron para el inicio del análisis fueron datos geoquímicos de contenido de elementos y datos geofísicos, además de datos de características geológicas. Los autores aplicaron algoritmos de clasificación supervisada, regresión logística y árboles de decisión para concluir con la identificación de áreas de alta prospectividad.

Márquez (2018) en la investigación que llevó a cabo en el distrito de Las Chacras (Argentina) generó un mapa de prospectividad mineral, para ello analizó datos geoquímicos y lito geoquímicos con el uso de técnicas de regresión numérica – categóricas. El autor pudo concluir que los resultados obtenidos con este tipo de técnicas de clasificación fueron muy similares y en algunos casos puntuales hasta mejores que otras técnicas de clasificación.

Ezugwu (2020) en su estudio, propuso la identificación de litologías ígneas a partir del análisis de datos geoquímicos de elementos traza de muestras de roca extraídas de diversos depósitos minerales de Nigeria. El estudio abarcó la aplicación de algoritmos de aprendizaje automático como análisis discriminante lineal, arboles de decisión y redes neuronales. El estudio concluyó que la aplicación de los algoritmos propuestos obtenía resultados de 85% de precisión en promedio en la clasificación de rocas ígneas.

Xue (2019) empleó datos geológicos, geoquímicos y geofísicos para predecir la mineralización de oro en el depósito de oro de Jiali en China. Se utilizaron varios algoritmos de aprendizaje automático, incluyendo la regresión logística, el análisis discriminante lineal y los árboles de

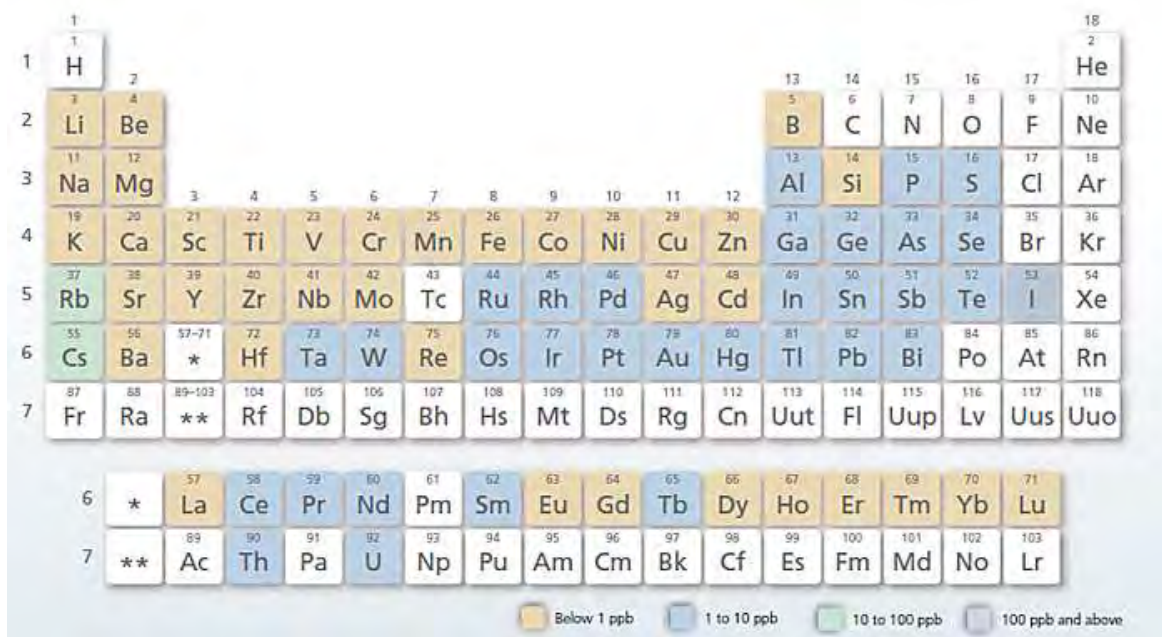
decisión, para identificar las características geológicas y geoquímicas más importantes relacionadas con la mineralización de oro. Los resultados mostraron que los algoritmos de aprendizaje automático podrían utilizarse para predecir la mineralización de oro con una precisión del 80% o superior.

3.2. Bases teóricas

3.2.1. Análisis de elementos ICP

El análisis de *Plasma Acoplado Inductivamente* (abreviado ICP, por sus siglas en inglés) es una técnica de análisis de elementos para determinar su composición y cuantificación química ampliamente usado en geología por su versatilidad para el análisis de determinados elementos químicos (**Figura 1**) en diferentes tipos de muestras de rocas, suelos, sedimentos y minerales (IS - Analítica, 2022). Existen dos variaciones de este método, la Espectrometría de Emisión Óptica (ICP-OES) y la Espectrometría de Masas (ICP-MS), en esta investigación se utilizó este último por ser el método utilizado por el laboratorio que analiza las muestras.

Figura 1. Elementos químicos analizables por ICP



Nota. Tomado de (IS - Analítica, 2022)

Esta técnica de análisis tiene la característica de ser altamente preciso y exacto, pudiendo detectar concentraciones de elementos en rangos de 1 nanogramo por litro (ng/L) hasta miligramos por litros (mg/L) (Howard, 2001), aunque los límites de detección inferiores y superiores están determinados por la naturaleza de los elementos a analizar (**Tabla 1**).

Tabla 1. Límites de detección de elementos ICP en rocas

Elemento	Unidad	Límite de detección inferior	Límite de detección superior	Elemento	Unidad	Límite de detección inferior	Límite de detección superior
Ag	ppm	0.2	100	Mn	ppm	5	50000
Al	%	0.01	25	Mo	ppm	1	10000
As	ppm	2	10000	Na	%	0.01	10
B	ppm	10	10000	Ni	ppm	1	10000
Ba	ppm	10	10000	P	ppm	10	10000
Be	ppm	0.05	1000	Pb	ppm	0.2	10000
Bi	ppm	0.01	10000	Rb	ppm	0.1	10000
Ca	%	0.01	25	Re	ppm	0.001	50
Cd	ppm	0.01	1000	S	%	0.01	10
Ce	ppm	0.02	500	Sb	ppm	0.05	10000
Co	ppm	0.1	10000	Sc	ppm	0.1	10000
Cr	ppm	1	10000	Se	ppm	0.2	1000
Cs	ppm	0.05	500	Sn	ppm	0.2	500
Cu	ppm	0.2	10000	Sr	ppm	0.2	10000
Fe	%	0.01	50	Ta	ppm	0.01	500
Ga	ppm	0.05	10000	Te	ppm	0.01	500
Ge	ppm	0.05	500	Th	ppm	0.2	10000
Hf	ppm	0.02	500	Ti	%	0.005	10
Hg	ppm	0.01	10000	Tl	ppm	0.02	10000
In	ppm	0.005	500	U	ppm	0.05	10000
K	%	0.01	10	V	ppm	1	10000
La	ppm	0.2	10000	W	ppm	0.05	10000
Li	ppm	0.1	10000	Y	ppm	0.05	500
Mg	%	0.01	25	Zn	ppm	2	10000
Mn	ppm	5	50000	Zr	ppm	0.5	500
Mo	ppm	0.05	10000				

Nota. Tomado de (Jarpa Lobos, 2014)

El análisis de elementos ICP es una técnica relativamente más económica respecto a otras técnicas de análisis de contenido de elementos. Los laboratorios comerciales ofrecen distintos paquetes de este tipo de análisis dependiendo de los requerimientos del cliente. Los precios de

este análisis dependen de diversos factores como el tipo de muestra, preparación, tipo de digestión y la cantidad de elementos a analizar.

3.2.2. Clasificación de rocas intrusivas

La naturaleza de las rocas ígneas intrusivas está relacionada al carácter geoquímico del magma que la originó, es decir, para establecer una clasificación de las rocas intrusivas es necesario examinar su composición y contenido mineralógico.

En una primera instancia, la clasificación de rocas ígneas (tanto para intrusivas como volcánicas) puede responder al contenido de sílice (SiO_2) por el cual se desprenden 4 grupos: Ultramáficas, máficas, intermedias y félsicas. Estos términos son ampliamente usados debido a su aplicación práctica, puesto que, una roca ígnea ultramáfica presenta una coloración oscura, mientras que una roca ígnea félsica presentará una coloración clara. Estas características se deben al porcentaje de sílice de su composición.

Tabla 2. Clasificación por contenido de sílice

T i p o d e r o c a	C o n t e n i d o d e s í l i c e
F é l s i c a s	M a y o r a 6 6 %
I n t e r m e d i a s	5 2 % - 6 6 %
M á f i c a s	4 5 % - 5 2 %
U l t r a m á f i c a s	M e n o r q u e 4 5 %

Nota. Tomado de (Rivera, 2007)

Determinar la composición geoquímica de las rocas ígneas es esencial para poder establecer una clasificación. A continuación, se muestran dos de los métodos más usados para la clasificación de rocas ígneas basado en la relación entre los contenidos de parámetros geoquímicos.

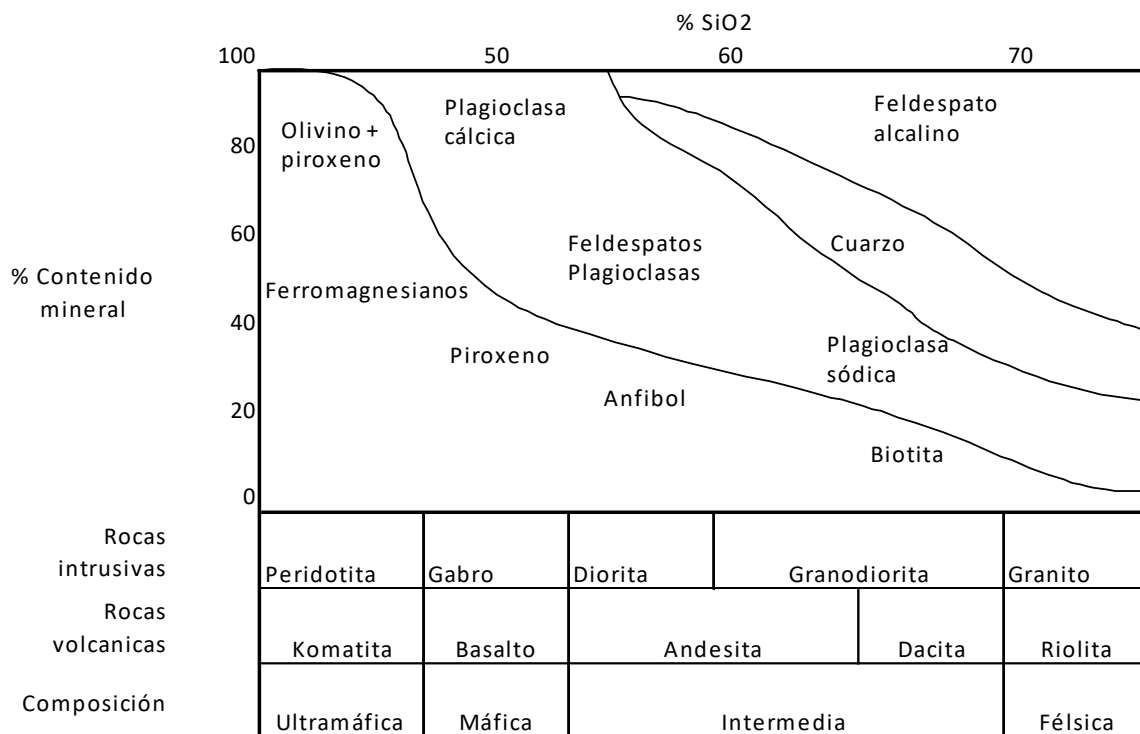
3.2.2.1. Contenido mineralógico y de sílice

Este método de clasificación se basa en la naturaleza y contenido mineralógico de los minerales formadores de las rocas ígneas en función al contenido de sílice (**Figura 2**). Las rocas ígneas intrusivas se clasifican eficientemente mediante este método, aunque para las rocas ígneas

volcánicas es más limitado con respecto a otros métodos ideados para este tipo de rocas y en los que intervienen otros parámetros geoquímicos.

De este método basado en el contenido de la mineralogía producto de la diferenciación magmática (**Figura 3**), se obtiene los elementos químicos (formando óxidos) y minerales constituyentes de estos minerales en cada fase de la diferenciación (**Tabla 3**), lo cual es una ventana para abordar la clasificación de rocas ígneas intrusivas desde un nuevo paradigma, el cual consiste en utilizar el contenido de determinados elementos químicos como un parámetro numérico para la discriminación entre litologías.

Figura 2. Clasificación contenido mineral vs contenido de sílice



Nota. Tomado de (Rivera, 2007)

Figura 3. Productos de la diferenciación magmática

		$\xleftarrow{\text{Mg} + \text{Ca} + \text{Fe}} \text{Si} + \text{Na} + \text{K} \xrightarrow{\hspace{1cm}}$			
		Ultramáfica	Máfica	Intermedia	Felsica
Composición	Textura	Olivino	Plagioclasa calcica	Plagioclasa sodica - calcica	Ortoclasa
		Piroxeno	Piroxeno	Hornblenda	Plagioclasa sodica
Efusivas	Volcanicas	Hornblenda	Olivino	Biotita Cuarzo	Cuarzo Biotita
			Basalto	Andecita Dacita	Riolita
Intrusivas	Hipabisales	Picrita	Diabasas	Porfido andesitico Porfido dioritico Porfido dacitico	Porfido riolitico
				Diorita Tonalita	Granito
Intrusivas	Plutonicas				

Nota. Modificado de (Rivera, 2007)

Tabla 3. Composición química y mineralógica promedio de rocas ígneas

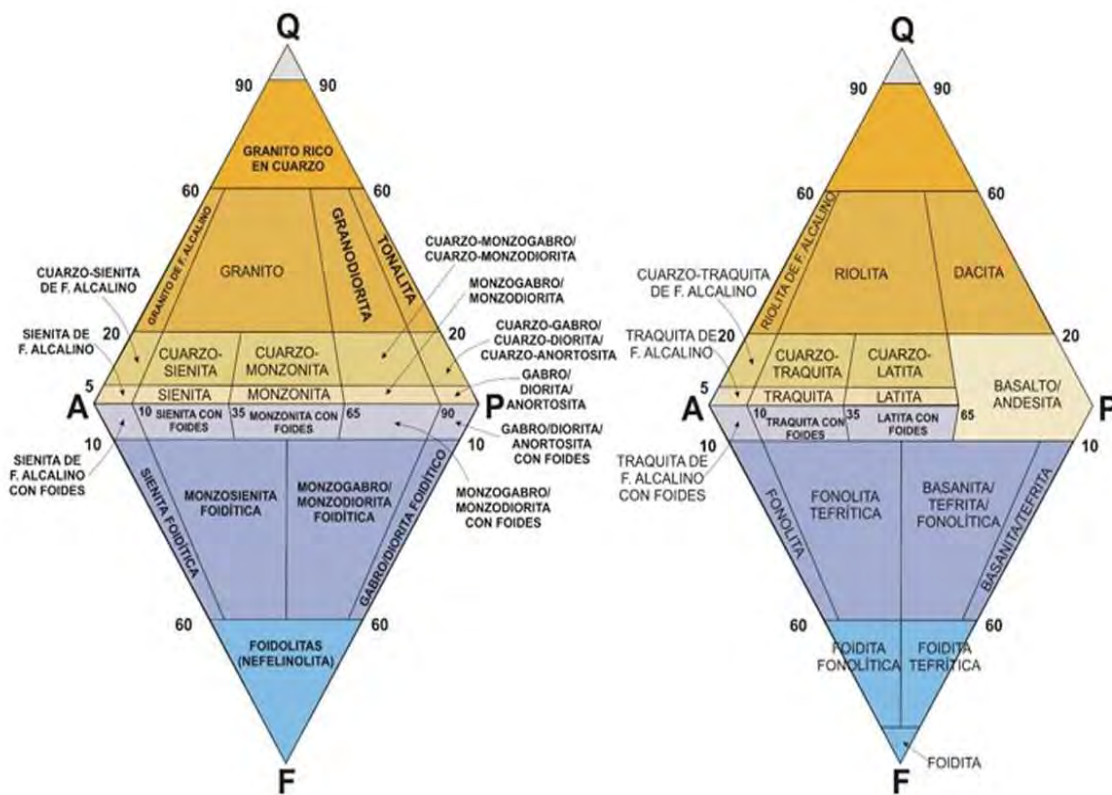
Oxidos	Ultramáfica (Peridotita)	Máfica (Gabro - basalto)	Intermedia (Diorita - andesita)	Felsica (Granito - Riolita)
SiO ₂	43.5	48.4	54.5	72
K ₂ O	0.2	0.6	3.2	5.5
MgO	34	8.1	3.8	0.5
FeO	9.8	7.9	5.2	1.7
CaO	3.5	11.1	6.5	1.3
Al ₂ O ₃	4	16.8	16.4	13.9
Na ₂ O	0.6	2.3	4.2	3.1
Fe ₂ O ₃	2.5	2.6	3.3	0.9
Otros				
Minerales				
Plagioclasas	12	56	63	30
Cuarzo			2	27
Feld. K, Na			3	35
Anfibol		1	12	1
Biotita			5	5
Ortopiroxeno	12	16	3	
Clinopiroxeno	12	16	8	
Olivino	59	5		
Magn + Ilmenita	5	4	3	2

Nota. Tomado de (Washington, 1930)

3.2.2.2. Contenido modal

La clasificación basada en el contenido modal de tres grupos de minerales: Cuarzo (Q), plagioclasas (P) y feldespatos alcalinos (A), con la condición de que los minerales máficos no sea superior al 90% del contenido total de la roca ígnea (Streckeisen, 1974). En este método de clasificación, se normalizan los contenidos de los tres grupos minerales antes mencionados y el tipo de roca dependerá de las proporciones de estos grupos minerales. Esta clasificación se utiliza en rocas intrusivas como volcánicas, debiendo usarse el diagrama correspondiente según las características texturales de la roca.

Figura 4. Diagrama de clasificación modal de rocas ígneas (Streckeisen, 1974)



Nota. Tomado de (Rojas, 2017)

A continuación, se muestran las características principales de las rocas ígneas intrusivas más comunes según el “Atlas de rocas ígneas”. (Departamento de Petrología y Geoquímica de la Universidad Complutense de Madrid, 2013).

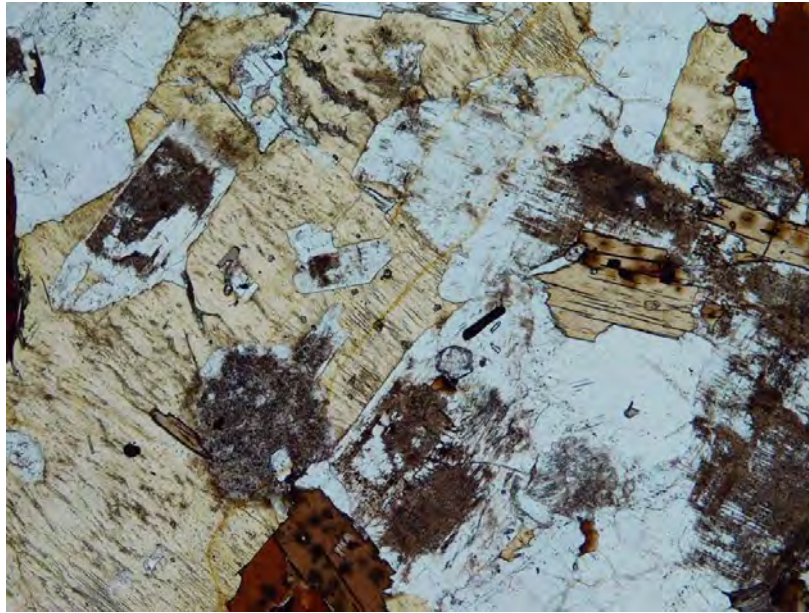
- Monzogranito: también denominado granito (nombre de campo), compuesto principalmente por cuarzo y feldespato potásico (**Figura 6**), de textura fanerítica y coloración gris clara a rosada (**Figura 5**).
- Granodiorita: roca de textura fanerítica, de coloración gris clara con tonos rosados (**Figura 7**) y compuesto principalmente por plagioclasa, feldespato potásico, hornblenda y biotita (**Figura 8**).
- Diorita: roca de textura fanerítica, de coloración gris oscura con tonalidad verdosa (**Figura 9**) y compuesto principalmente por hornblenda y plagioclasas (**Figura 10**).

Figura 5. Monzogranito en muestra macroscópica



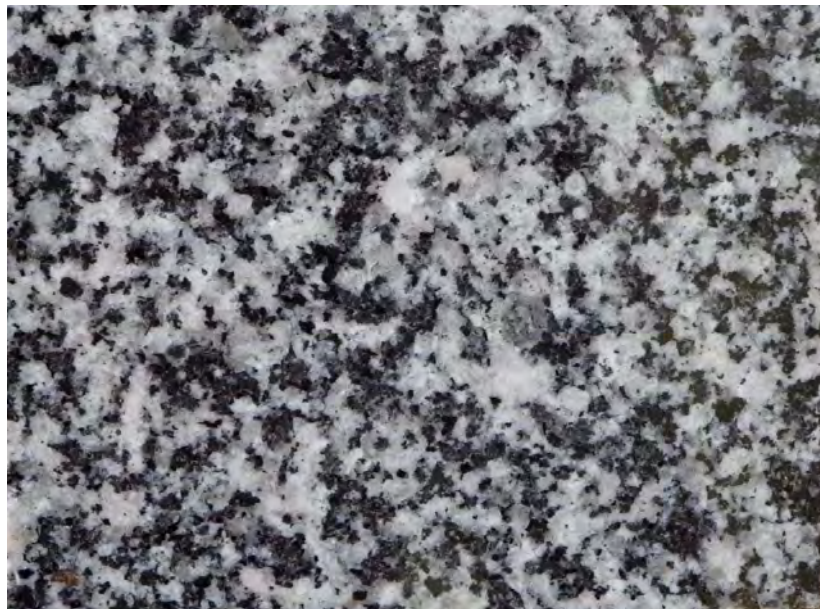
Nota. Tomado del “Atlas de rocas ígneas” (Departamento de Petrología y Geoquímica de la Universidad Complutense de Madrid, 2013).

Figura 6. Monzogranito en vista microscópica (nicos paralelos)



Nota. Tomado del “Atlas de rocas ígneas” (Departamento de Petrología y Geoquímica de la Universidad Complutense de Madrid, 2013).

Figura 7. Granodiorita en muestra macroscópica



Nota. Tomado del “Atlas de rocas ígneas” (Departamento de Petrología y Geoquímica de la Universidad Complutense de Madrid, 2013).

Figura 8. Granodiorita en vista microscópica (nicos paralelos)



Nota. Tomado del “Atlas de rocas ígneas” (Departamento de Petrología y Geoquímica de la Universidad Complutense de Madrid, 2013).

Figura 9. Diorita en muestra macroscópica



Nota. Tomado del “Atlas de rocas ígneas” (Departamento de Petrología y Geoquímica de la Universidad Complutense de Madrid, 2013).

Figura 10. Diorita en vista microscópica (nicos paralelos)



Nota. Tomado del “Atlas de rocas ígneas” (Departamento de Petrología y Geoquímica de la Universidad Complutense de Madrid, 2013).

3.2.3. Clasificación de alteraciones hidrotermales

Las alteraciones hidrotermales son procesos físico - químicos complejos que involucran fluidos supercríticos acuosos que entran en contacto con una masa rocosa, lo que provocará en la roca cambios químicos, mineralógicos y texturales, dependiendo de la naturaleza del fluido hidrotermal y la composición mineralógica de la roca que presenta alteración hidrotermal, se producirán determinados cambios característicos, lo que permitirá establecer una clasificación adecuada. (Pirajno, 1992).

Los factores que controlan el proceso de alteración hidrotermal principalmente son: **1)** La naturaleza de la roca, referido al tipo de roca y el ensamble mineralógico inicial, **2)** Composición de los fluidos, los cuales incluyen los contenidos de determinados elementos químicos que tienen interés económico, y **3)** Concentración, actividad y potencial de los componentes volátiles en el fluido hidrotermal, los cuales incluyen oxígeno (O_2) y dióxido de carbono (CO_2), además de cationes de hidrógeno (H^+) y potasio (K^+) (Rose & Burt, 1979).

En función de las características mineralógicas y químicas, producidas por la interacción de los fluidos hidrotermales y la roca que presenta alteración hidrotermal, se pueden establecer tipos de alteración hidrotermal (Meyer & Hemley, 1967).

En esta sección se describirán los tipos de alteración hidrotermal más comúnmente utilizados (**Tabla 4**) en la mayoría de los estudios de hidrotermalismo, caracterización de depósitos minerales hidrotermales y que abarcan el presente estudio según (Pirajno, 1992).

Tabla 4. Tipos y símbolos de alteración hidrotermal (Guilbert & Park , 1986)

Tipo de Alteración	Símbolo
Greisen	G
Potásica	K
Propilítica	P
Silicificación	Q
Fílica	S
Argílica	A
Argílica avanzada	AA
Skarn	SK

Nota. Tomado de (Pirajno, 1992)

3.2.3.1. Alteración Potásica

Este tipo de alteración se caracteriza principalmente por su contenido mayoritario de feldespato potásico y biotita, además de asociaciones con cuarzo, magnetita, sericita y clorita (**Figura 11** y **Figura 12**). Es una alteración penetrativa en temperaturas del rango de 400° a 800°C, en temperaturas más bajas de 350° a 450°C ocurren venillas de biotita.

3.2.3.2. Alteración propilítica

Caracterizada mayoritariamente por la asociación clorita – epidota con presencia, o no, de albita, calcita, pirita y asociaciones accesorios como cuarzo – magnetita – illita (**Figura 13**). Ocurren principalmente como halos distales a la alteración potásica. Se forman en ambientes de pH alcalino a neutro y temperaturas bajas de rango 200° - 250°C.

3.2.3.3. *Alteración filica*

Caracterizada principalmente por la asociación cuarzo – sericita (**Figura 14**) y minerales accesorios como pirita, clorita e illita (**Figura 15 y Figura 16**). Esta alteración ocurre en ambientes de bajas temperaturas sobre los 250°C y con pH ligeramente ácidos de rango de 5 a 6. A temperaturas más altas (sobre los 450°C) ocurre la presencia de corindón asociado a sericita y andalucita.

3.2.3.4. *Alteración de silicificación*

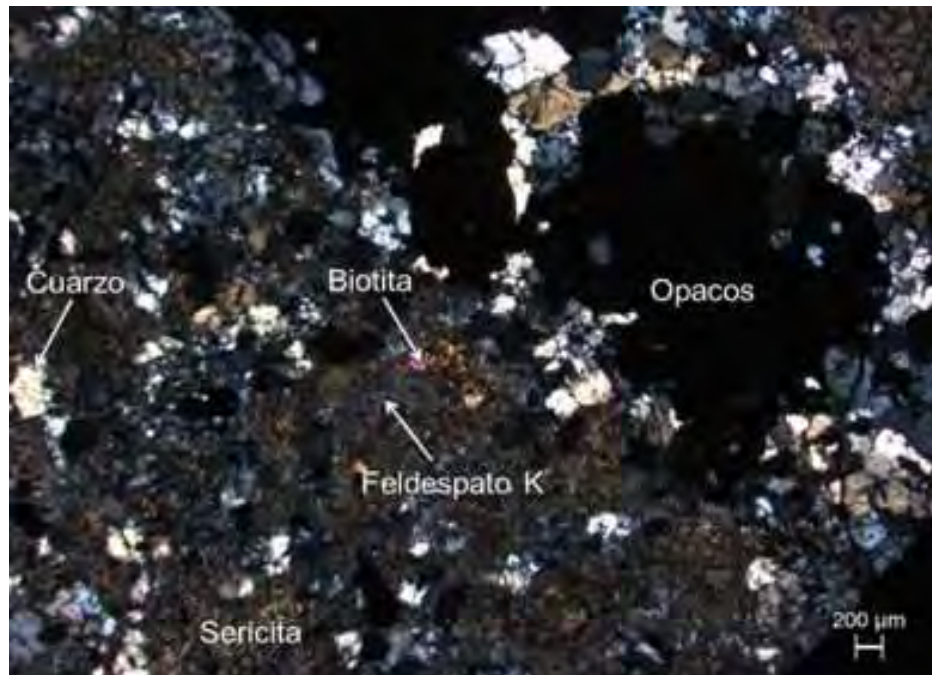
Es una de las alteraciones hidrotermales mejor reconocidas en campo y más comunes en sistemas de pórfidos cupríferos (**Figura 17**). El contenido de sílice lo aportan los fluidos hidrotermales circundantes o como sílice residual tras la lixiviación. Las formas de cuarzo están relacionadas a las temperaturas del fluido, cuarzo α a bajas temperaturas y cuarzo β a altas temperaturas mayores a 573°C.

Figura 11. Granodiorita con alteración potásica en muestra de mano del tajo del yacimiento Toromocho



Nota. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 12. Granodiorita con alteración potásica en sección delgada del yacimiento Toromocho



Nota. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

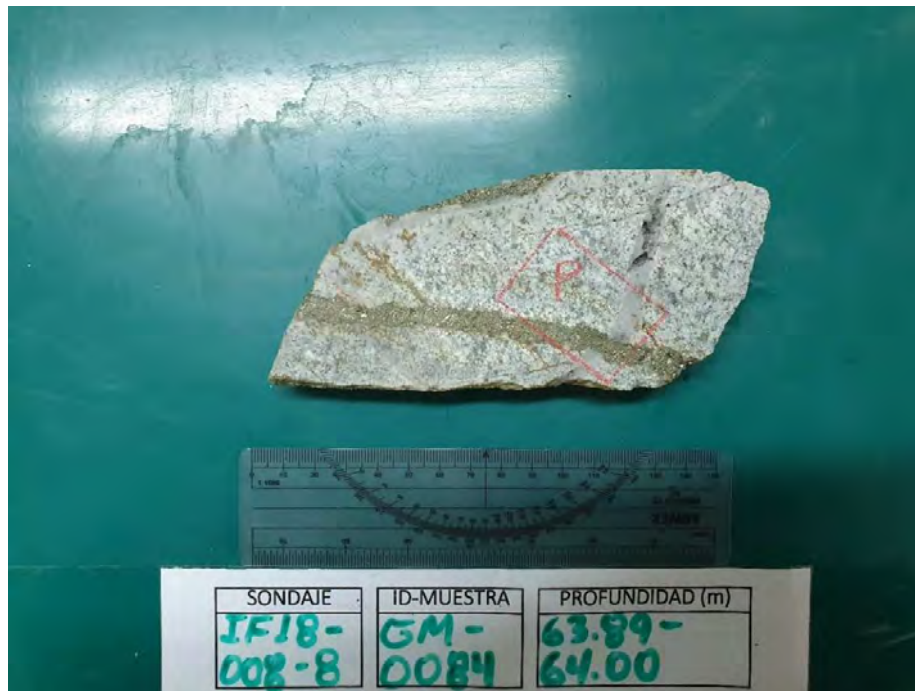
Figura 13. Diorita con alteración propilítica en muestra de mano del tajo del yacimiento
Toromocho



Nota. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 14. Pórfido feldespático con alteración fílica en muestra de mano del tajo del yacimiento

Toromocho



Nota. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 15. Pórfido feldespático con alteración fílica en sección delgada del tajo del yacimiento

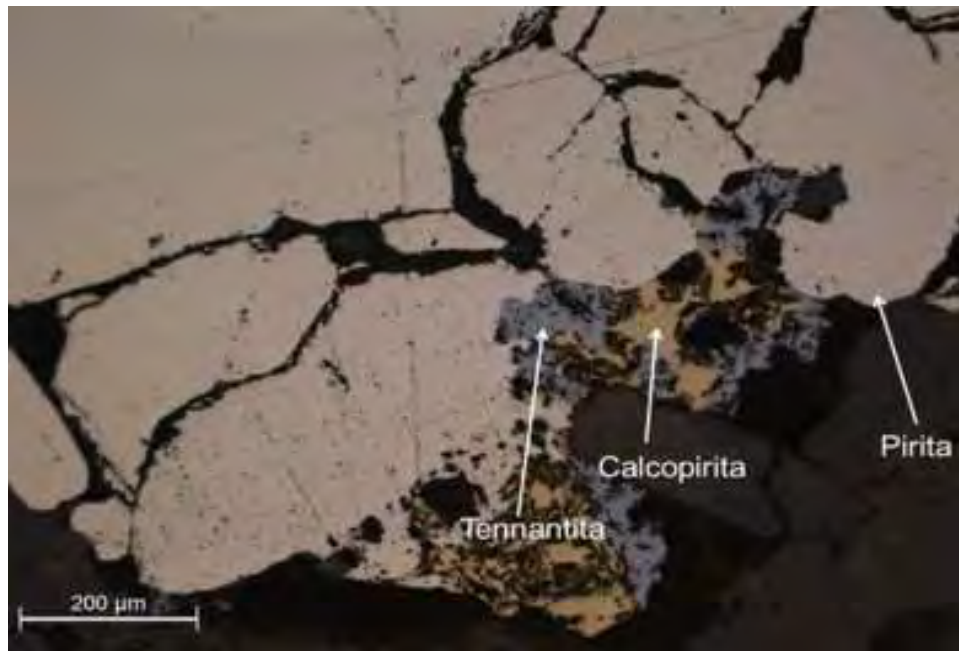
Toromocho



Nota. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 16. Pórfido feldespático con alteración filica en sección pulida del tajo del yacimiento

Toromocho



Nota. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 17. Pórfido dacítico con alteración de silicificación en muestra de mano del tajo del yacimiento Toromocho



Nota. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

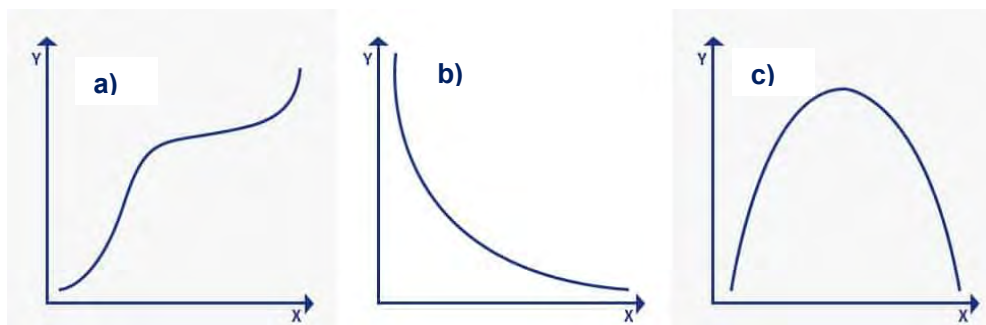
3.2.4. Clasificación geoestadística

En esta sección se abordarán los conceptos de las técnicas estadísticas utilizadas para la clasificación de litologías y alteraciones. Estas técnicas usadas como un conjunto de herramientas estadísticas permiten discriminar y clasificar datos basados en valores numéricos producto de un procesamiento matemático. Las técnicas estadísticas aplicadas en este estudio fueron: **1) Correlación de Spearman**, **2) Análisis de componentes principales** y **3) Análisis discriminante lineal**.

3.2.4.1. Correlación de Spearman

Es una medida estadística no paramétrica (para conjunto de datos que no tienden a una distribución normal) que tiene como objetivo establecer una relación monótona entre dos variables (Pallant, 2016). Es decir, que el objetivo de una correlación de Spearman es determinar cómo afecta en una variable el cambio de otra variable, pudiendo establecer los siguientes escenarios (**Figura 18**) para una relación monótona:

Figura 18. Relaciones en una función monótona



Nota. Tomado de (Parra, 2022)

- Monotónicamente en aumento (a): La variable “X” aumenta y la variable “Y” aumenta constantemente.
- Monotónicamente en disminución (b): La variable “X” aumenta y variable “Y” disminuye.

- No monótono (c): La variable “X” aumenta y la variable “Y” a veces aumenta o disminuye.

La relación entre estas dos variables puede cuantificarse a través de una puntuación denominada “Coeficiente de correlación de Spearman”, el cual se calcula a partir de la siguiente ecuación:

$$\rho = 1 - \frac{6 \cdot \sum d^2}{n \cdot (n^2 - 1)}$$

Donde:

ρ : Coeficiente de correlación de Spearman

d : cuadrados de las diferencias entre los rangos de las dos variables

n : número de observaciones

Este coeficiente puede variar entre el rango de -1 y 1, donde los valores más cercanos al 0 (sea negativos o positivos) nos indican que la relación entre ambas variables es pobre e inexisten en caso de que sea 0, mientras que los valores más cercanos a 1 nos indicarán que la relación es positiva (variable “X” aumenta y variable “Y” aumenta) y los valores más cercanos a -1 nos indicará que la relación es negativa (variable “X” aumenta y variable “Y” disminuye). Los valores -1 y 1 son ideales, ya que es prácticamente imposible que dos variables diferentes tengan una correlación perfecta.

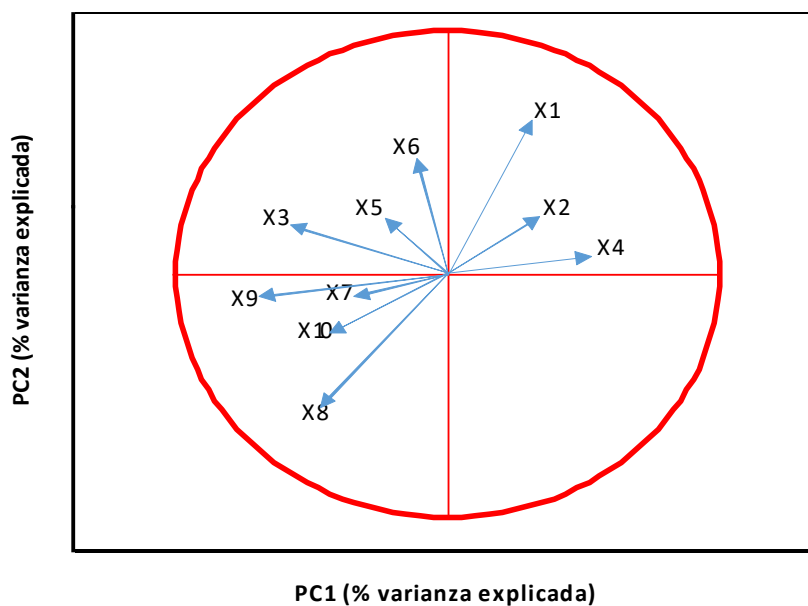
La correlación de Spearman a menudo se usa para evaluar las relaciones entre varias variables, por lo que los resultados de este cálculo se presentan en una matriz de correlación (**Tabla 1**) y suelen estar acompañados de un código de color como ayuda visual.

Tabla 5. Modelo de matriz de correlación de Spearman

	X_1	X_2	X_3	...	X_n
X_1	1	0.5	0.87	0.2	0.821
X_2	0.5	1	0.03	0.28	0.75
X_3	0.87	0.03	1	0.85	0.018
$\vdots$	0.2	0.28	0.85	1	0.255
X_n	0.82	0.75	0.02	0.26	1

3.2.4.2. *Análisis de componentes principales*

El análisis de componentes principales (PCA por sus siglas en inglés), es una técnica estadística utilizada para la reducción dimensional de un conjunto de datos (Abdi & Williams, 2010). Esta técnica permite agrupar determinadas variables originales dentro de una nueva variable calculada llamada “componente”. Los componentes capturan la varianza de los datos, donde el primer componente calculado representará la mayor varianza de los datos y los demás componentes de menor jerarquía representarán las varianzas restantes. Comúnmente se suelen utilizar solo las primeras dos componentes calculadas para los análisis estadísticos posteriores (**Figura 19**).

Figura 19. Componente principal 1 (PC1) vs. Componente principal 2 (PC2)

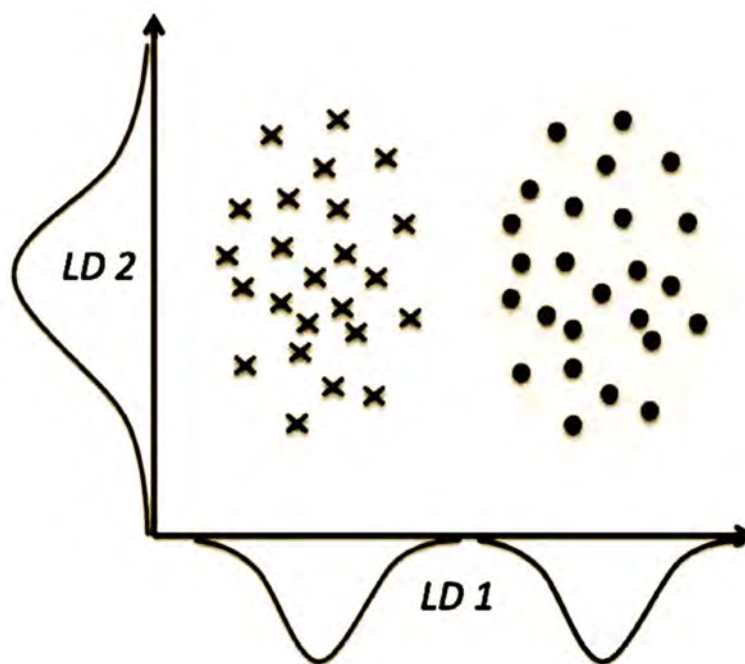
Esto debido a que estas componentes explicarán la mayor varianza de los datos, siendo dos componentes (dos variables) suficientes para proseguir con los siguientes procesos estadísticos.

El proceso de PCA implica calcular los valores y los vectores propios (eigenvalues y eigenvectors) de una matriz de correlación de datos. Los valores propios indican la cantidad de varianza explicada por cada componente principal, mientras que los vectores propios representan la dirección de cada componente en el espacio de variables originales.

3.2.4.3. *Análisis discriminante lineal*

El análisis discriminante lineal (denominado comúnmente LDA, por sus siglas en inglés) es una técnica estadística empleada con el objetivo de crear una combinación lineal de variables que mejor discrimine entre las clases definidas para el análisis (**Figura 20**) (Clark & Shipp, 2019).

Figura 20. Clases discriminadas en un LDA



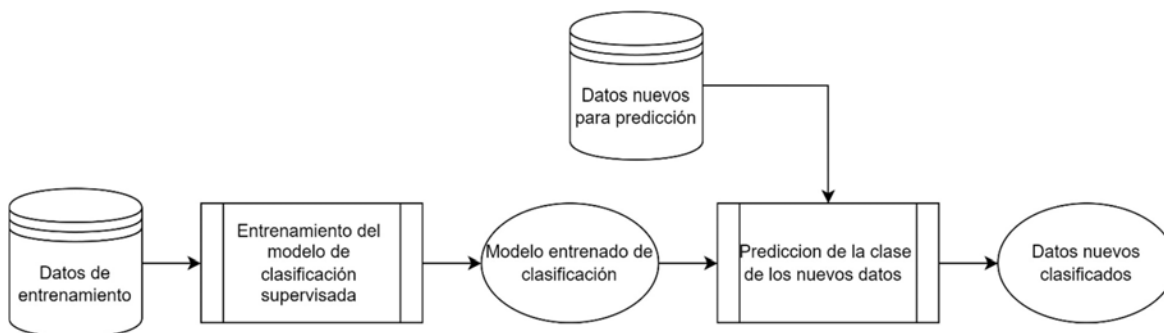
Nota. Tomado de (Njuki, 2020)

La ventaja que ofrece esta técnica es su capacidad para maximizar la separación entre las clases (discriminar) y minimizar la varianza entre las clases discriminadas (dar consistencia a la clase). Además, al igual que el Análisis de Componentes Principales (PCA), es una técnica de reducción de dimensionalidad.

3.2.5. Métodos de clasificación supervisada

La clasificación supervisada es una denominación para referirse a un conjunto de métodos de aprendizaje de máquina (comúnmente denominado “machine learning” en inglés). Estos métodos utilizan datos etiquetados (datos de entrenamiento) para “aprender” a relacionar patrones, los cuales serán capaces de predecir las etiquetas de nuevos conjuntos de datos sin etiquetar (Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2009). La secuencia para la implementación de un modelo de clasificación supervisada consiste en la selección de datos de entrenamiento para el modelo, la selección del modelo de clasificación supervisada, la generación de un modelo entrenado y las predicciones de nuevos datos con el modelo (**Figura 21**).

Figura 21. Diagrama de flujo de clasificación supervisada de datos



Existen varios modelos de clasificación supervisada, la elección de determinado modelo en particular dependerá de las características y su relación de este con los objetivos de clasificación y las características de los datos que se utilizarán como entrenamiento del modelo.

Los modelos de clasificación supervisada pueden pensarse como una “caja negra”, donde los complejos procedimientos y operaciones matemáticas internas del modelo no son modificadas,

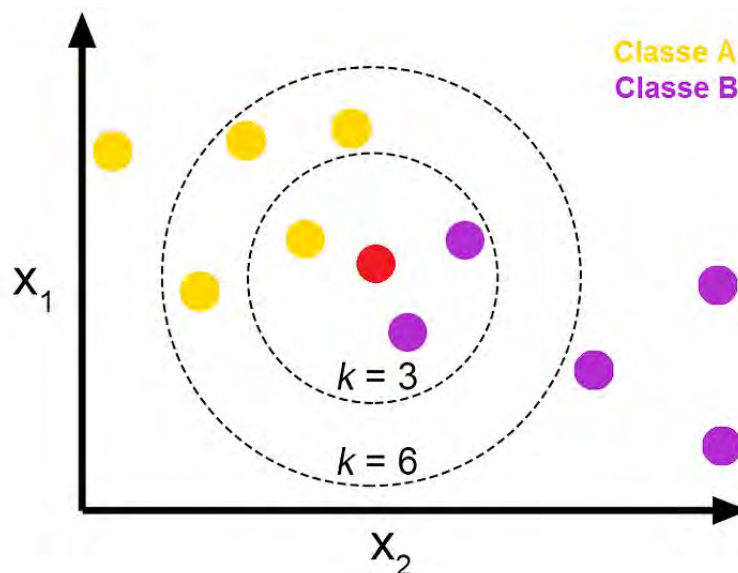
por lo que la precisión del modelo estará relacionada a la elección de uno o varios modelos de clasificación y la calidad de los datos de entrenamiento.

En esta sección se definirá el concepto del modelo “K – Nearest Neighbours” (K vecinos más cercanos) el cual es el modelo utilizado para la clasificación de datos de esta investigación y el concepto de “Validación cruzada”, la técnica que se aplicará para evaluar la precisión del modelo de clasificación.

3.2.5.1. K – Nearest Neighbours (KNN)

Este modelo de clasificación supervisada, también llamado “K vecinos más cercanos”, se basa en la similitud de un “punto” (dato nuevo a clasificar) con un determinado número de vecinos (“k” vecinos) (Alpaydın, 2020). El valor de “k” es determinado manualmente y su valor está directamente relacionado con la precisión del modelo (**Figura 22**). Un valor de “K” demasiado pequeño puede llevar a un ajuste excesivo (sobreajuste), mientras que un valor demasiado grande puede introducir ruido y afectar la precisión.

Figura 22. Nuevo punto de dato y número más cercanos de vecinos



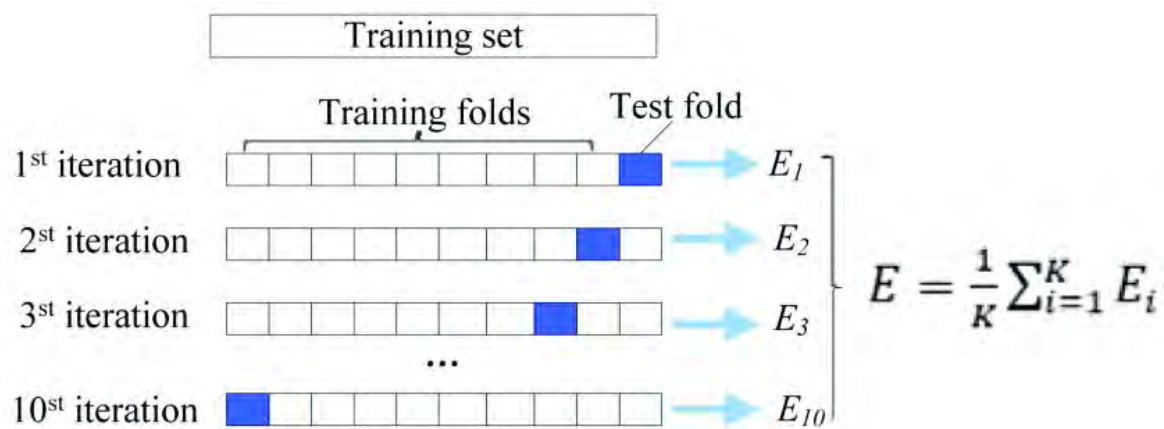
Nota. Tomado de (José, 2021)

3.2.5.2. Validación cruzada

La validación cruzada (comúnmente denominado “cross-validation”, en inglés) es una técnica utilizada para evaluar el rendimiento de un modelo estadístico o algoritmo de entrenamiento. El proceso de validación cruzada consiste en dividir los datos de entrenamiento en varios subconjuntos llamados “pliegues” (“folds”). Posteriormente se realiza el entrenamiento y la evaluación del modelo de manera iterativa utilizando diferentes combinaciones de los pliegues (Raschka & Mirjalili, 2017).

El procedimiento más común de validación cruzada es la validación “k-fold”. Con este enfoque, los datos de entrenamiento se dividen en “k” pliegues de tamaño similar. El modelo se entrenará “k” veces, utilizando “k-1” pliegues como conjunto de entrenamiento y el pliegue restante como conjunto de prueba. Se registra la precisión del modelo en cada iteración y se calcula un promedio de los resultados para obtener una evaluación global del rendimiento del modelo (**Figura 23**).

Figura 23. Procedimiento “K - Fold” de validación cruzada



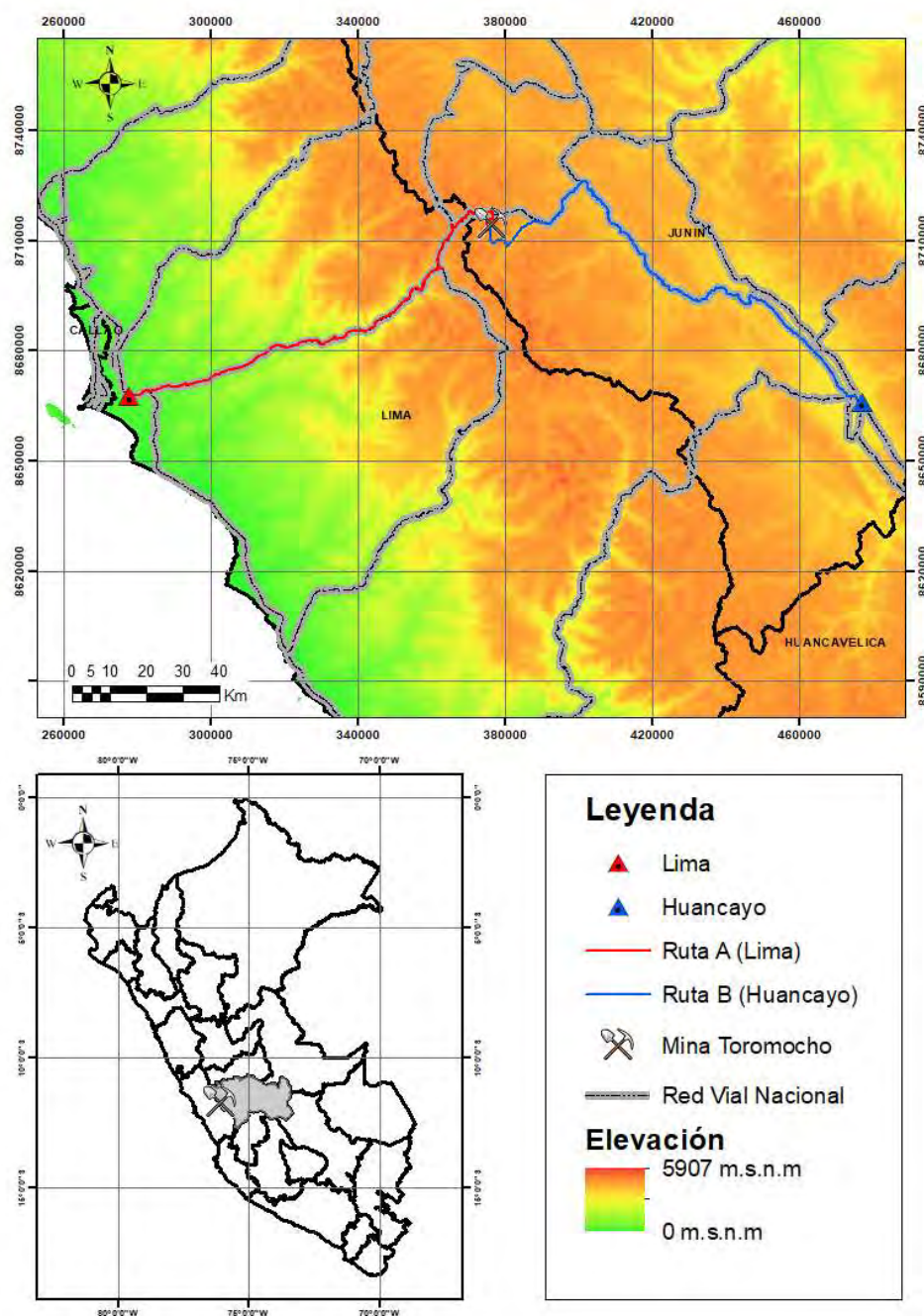
Nota. Tomado de (Niu, Li, Wang, & Hank, 2018)

IV. CARACTERISTICAS DE LA ZONA DE ESTUDIO

4.1. Ubicación y accesos

La mina Toromocho está ubicada en la provincia de Yauli, en el departamento de Junín, en Perú, en lo que antes fue el distrito de Morococha (**Figura 24**).

Figura 24. Ubicación de la mina Toromocho



Las ciudades más cercanas a la mina son Lima y Huancayo, las rutas de acceso se detallan en la **Tabla 6**.

Tabla 6. Rutas y tramos hacia la mina Toromocho

Ruta	Tramo	Distancia	Condicion de la via	Tiempo de recorrido
A	Lima - La Oroya	185 km	Asfalto	3 horas
	La Oroya - Mina Toromocho	44 km	Carretera de montaña	1 hora
B	Huancayo - La Oroya	151 km	Asfalto	2 horas
	La Oroya - Mina Toromocho	44 km	Carretera de montaña	1 hora

4.2. Clima

Según la información brindada por el monitoreo constante del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI), el clima en la zona es generalmente frío debido a su ubicación en los andes centrales del Perú. La temperatura promedio anual puede variar entre los 5°C y los 15°C, dependiendo de la altitud y la estación del año.

La zona también puede experimentar cambios rápidos en el clima, incluyendo precipitaciones, especialmente en la temporada de lluvias, que suele ocurrir entre noviembre y abril.

4.3. Flora y fauna

En la zona se pueden encontrar especies vegetales de la puna y los páramos andinos, como ichu (*Stipa ichu*), quechua (*Polylepis* spp.), chuquiraga (*Chuquiraga* spp.), yareta (*Azorella* spp.), entre otros. Estas plantas son típicas de zonas de bajas temperaturas y niveles de oxígeno.

En cuanto a la fauna, se pueden encontrar especies de mamíferos como la vicuña, la vizcacha, el zorrino y algunas especies de murciélagos. Además de aves como el cóndor andino y la perdiz serrana.

4.4. Historia de la propiedad

El yacimiento de Toromocho se encuentra ubicado en el antiguo distrito Minero de Morococha. La historia del Distrito Minero Morococha se remonta a tiempos pre - coloniales, cuando la región fue explorada y explotada por plata y oro. Durante la Colonia Española, el área fue explotada por minerales oxidados con contenido de plata, zinc y plomo.

En 1908 se formó la Compañía Minera Morococha, como una iniciativa entre las empresas Cerro de Pasco Syndicate y Backus & Johnston del Perú, la cual fue reorganizada en 1915 para fusionarse con Cerro de Pasco Corporation. En 1974 esta empresa fue nacionalizada y paso a estar bajo la administración de Centromin.

En el año 1974, Centromin comenzó operaciones de explotación a tajo abierto a pequeña escala del yacimiento. La producción total fue 1'357,417 TM de mineral con una ley de 1.01% de cobre y 25 g/t Ag, entre 1974 y 1997, año en que Centromin abandonó la explotación. (Minera Chinalco Perú, 2020)

En el año 2003, la operación fue privatizada y vendida a MPCopper, la misma que durante el mismo año realizó cinco perforaciones paralelas a las de Centromin y fueron analizadas confirmándose el alto potencial del yacimiento.

Hasta el año 2008, MPCopper-MCP perforó 310 sondajes con un total de 126 537 metros (perforaciones superficiales y subterráneas). La revisión y validación de la información preliminar son de 181,911 metros DDH perforados por Centromin Perú, Perú Copper, y Chinalco Perú. (Minera Chinalco Perú, 2020)

En 2015 Minera Chinalco Perú gestionó y financió la construcción del distrito de Nueva Morococha, en donde la población del distrito de Morococha fue reubicada debido a la expansión de las operaciones de la mina.

V. GEOLOGIA REGIONAL

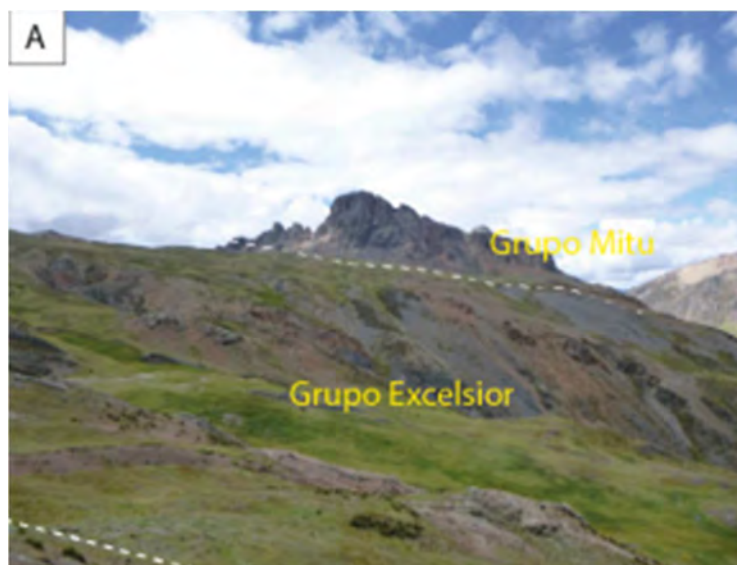
5.1. Grupo Excelsior

Rocas de edad Devónico y las más antiguas documentadas en la región, asignada a esa edad por los fósiles hallados en las calizas. Compuesto principalmente por rocas sedimentarias, lutitas y filitas de coloración variada de verde oliva a negro, calizas y flujos de lava (**Figura 25**). Estratos plegados y cortados por cuerpos intrusivos gruesos y lentiformes de cuarzo lechoso como producto del metamorfismo regional, emplazándose en el núcleo de pequeños anticlinales.

Afloran principalmente fuera de los distritos de Morococha, Yauli, Carahuacra, San Cristóbal y Andaychagua, formando el núcleo del “Domo de Yauli”. Dentro de la propiedad de la mina, este grupo aflora mínimamente a 520 metros por debajo del túnel Kingsmill, una infraestructura destinada al tratamiento de agua.

El espesor total de este grupo no se conoce, pero se estima que podría ser de 1800 metros a los alrededores de Tarma.

Figura 25. Grupo Excelsior en contacto discordante con el Grupo Mitu



Nota. Afloramiento O – E al este de Chumpata. Tomado del Boletín “Geología del cuadrángulo de Matucana” (Mamani, Gómez, & Guerrero, 2021)

5.2. Grupo Mitu

Rocas de edad Pérmica, formada principalmente por rocas volcánicas félsicas y andesíticas (Volcánico Catalina) de la formación Yauli (**Figura 26**). Constituyen los núcleos de los anticlinales de Morococha y Yauli, con un espesor de 518 metros medidos desde la superficie (al nivel del túnel Kingsmill). Estas rocas afloran al sur del distrito de Morococha en el área de “cajoncillo” (zona de desmonte de la mina Toromocho) en el eje del anticlinal. El Volcánico Catalina está en contacto discordante angular a las rocas filitas del Grupo Excelsior.

Compuesta de dacitas color variable de gris a verde y por flujos de lava de composición andesítica de tonalidad marrón por acción del intemperismo. Están localizadas a la base del grupo, mientras que en la parte superior se encuentran aglomerados, brechas volcánicas y tobas piroclásticas (**Figura 27**).

En el Volcánico Catalina se emplazan vetas bien definidas con rumbo N 50° - 70°E y con contenidos de cobre, plata, plomo y zinc. Se calcula que el espesor total del grupo Mitu podría variar entre 300 a 760 metros.

Figura 26. Grupo Mitu sobre yaciendo al grupo Excelsior



Nota. Afloramiento O – E de meta – areniscas al oeste de Andaychagua. Tomado del Boletín “Geología del cuadrángulo de Matucana” (Mamani, Gómez, & Guerrero, 2021)

Figura 27. Brecha volcánica del Grupo Mitu

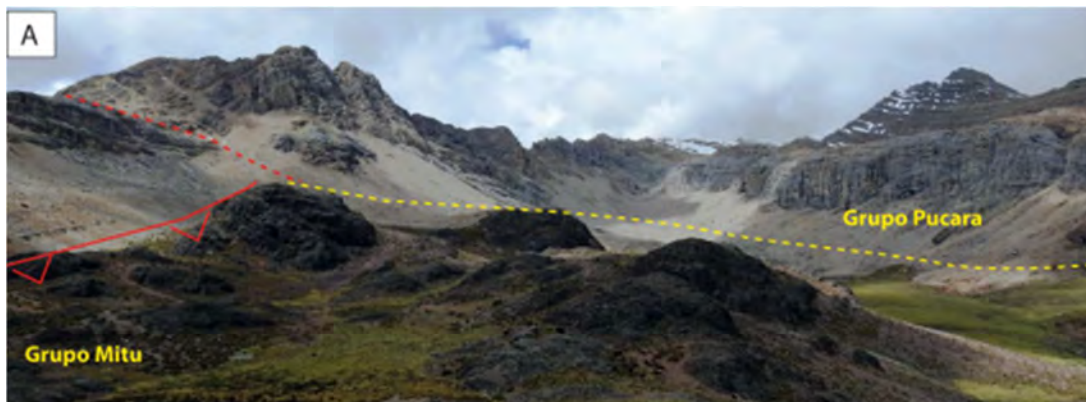


Nota. Testigo en corte longitudinal.

5.3. Grupo Pucará

El grupo Pucará tiene una edad asignada a la mitad del Triásico superior hasta el Jurásico inferior (30 millones de años aproximadamente), periodo en que se depositó 2900 metros de secuencia sedimentaria (región La Oroya – Tarma). Es una secuencia sedimentaria potente de origen marino con actividad volcánica compuesto principalmente por rocas carbonatadas, lutitas y derrames lávicos (basaltos y tufos).

Figura 28. Grupo Pucará en contacto discordante con el grupo Mitu



Nota. Afloramiento al sur del cerro Cinchohuantana. Tomado del Boletín “Geología del cuadrángulo de Matucana” (Mamani et al., 2021).

Dentro del distrito de Morococha, el grupo Pucará está formado por calizas de color gris claro a blanco (**Figura 29**), se encuentra aflorando en la parte del centro y del norte del distrito y en ambos flancos del Anticlinal Morococha. También se encuentra en contacto subyacente discordante con las rocas de los grupos Mitu y Excelsior (Pérmico – Devónico) (**Figura 28**) y en contacto suprayacente con el grupo Goyllarisquisga (Cretáceo inferior).

Figura 29. Calizas del grupo Pucará



Nota. Tomado del Boletín “Geología del cuadrángulo de Matucana” (Mamani, Gómez, & Guerrero, 2021)

Figura 30. Caliza gris clara del grupo Pucará



Nota. Corte longitudinal de testigo de perforación

Las calizas del Pucará contienen vetas, mantos y cuerpos mineralizados, estas estructuras corresponden a dos derrames lávicos: el basalto montero y la traquita sacracancha.

Las secuencias de calizas del Pucará se han dividido en 13 horizontes (Terrones, 1949), que completan una potencia de 431 metros. Del techo a la base, estos horizontes son:

- Horizonte “A”: Capas delgadas de caliza blanca interestratificada con lutitas rojas a pardas y arenosas. Potencia máxima de 38 metros.
- Brecha Churruca Superior: Caliza en fragmentos angulosos y matriz calcárea de color blanco. Potencia máxima de 24 metros.
- Horizonte “B”: Caliza color blanco – grisáceo, estratificación fina y textura sacaroide. Potencia máxima de 12 metros.
- Brecha Churruca Inferior: Caliza de fragmentos angulosos en matriz blanca y verde. Potencia máxima de 19 metros.
- Horizonte “C”: Caliza gris de tonalidad clara con tonos azulados por acción de la intemperie. Potencia máxima de 12 metros.
- Basalto montero: basalto en capa de color verde olivo a marrón oscuro. Potencia máxima de 17 metros.
- Horizonte “D”: Lutitas y margas en capas delgadas interestratificadas con areniscas de coloración grisácea a violeta. A la base del horizonte se encuentran lentes de sílice negro. Potencia entre 62 y 108 metros.
- Laura Superior: Caliza dolomítica de coloración azul a ploma con nódulos de sílice. Potencia de 18 metros.
- Traquita Sacracancha: Coloración grisácea con tonalidad oscura y verde claro por acción de la intemperie. Potencia de 5 metros.
- Laura Inferior: Caliza con contenido de dolomía interestratificada con lutitas y areniscas. Potencia de 87 metros.
- Horizonte “E”: Arenisca de granulometría variada de media a gruesa interestratificada con lutita. Potencia de 26 metros.

- Horizonte “F”: Caliza con contenido de dolomía y nódulos de sílice, de coloración grisácea y blanca y de granulometría fina. Potencia de 64 metros.
- Capas rojas Potosí: Lutitas rojas arenosas. Potencia de 24 metros.
- Complejo de anhidrita y yeso: Localizada en la base de la caliza del Pucará al oeste del distrito de Morococha. Corresponde a una unidad lenticular de 150 metros de espesor. Compuesta por cuerpos macizos de reemplazo de anhidrita y yeso, interestratificada con lutitas, calizas y hornfels. En contacto superior y discordante angular con el volcánico Catalina. Mayor contenido de yeso en la parte superior del complejo y mayor contenido de anhidrita en la parte inferior. La anhidrita tiene una potencia variable de 3 a 6 metros, registrándose un máximo de 30 metros, la granulometría es fina y la coloración es blanca y las capas dentro del complejo se encuentran bien definidas.

El grupo Pucará fue subdividido en tres formaciones, las cuales son de la base a la cima:

5.3.1. Formación Chambará

Intercalaciones de caliza, lutitas bituminosas, tufos y cherts. Su potencia máxima es de 1500 metros a nivel regional.

5.3.2. Formación Aramachay

Secuencia de lutitas, areniscas, tufos, cherts con rocas de alto contenido de fosfatos. Potencia máxima de 600 metros.

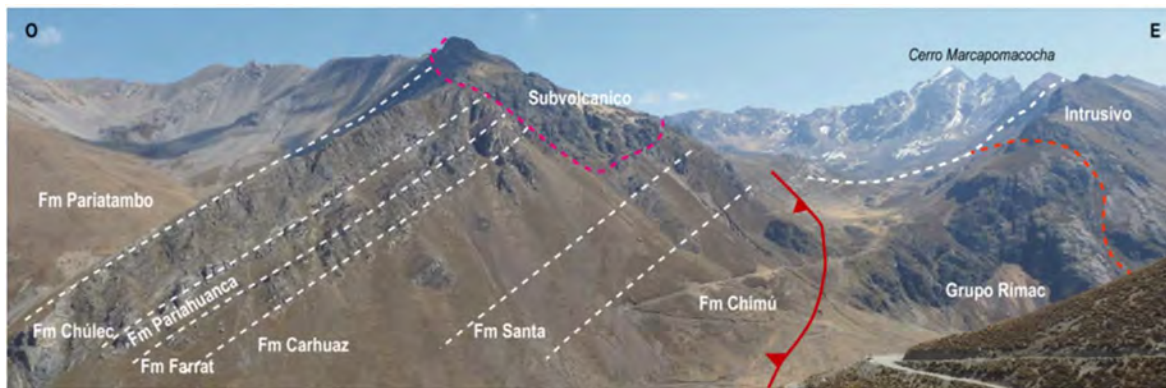
5.3.3. Formación Condorsinga

Ubicada en la parte superior del grupo, compuesta por interestratificaciones de calizas, lutitas y areniscas. En esta formación se encuentra emplazada la mayoría de la mineralización del yacimiento Toromocho. Potencia de 2900 metros.

5.4. Grupo Goyllarisquizga

El Grupo Goyllarisquizga tiene una edad asignada al cretáceo inferior, está constituida por una secuencia de conglomerado rojo en la base concordante con las calizas del Pucará. Seguido de estratos de areniscas y lutitas rojas. Además de capas de cuarcita de 6 a 15 metros de espesor y capas de caliza gris interestratificada con derrames lávicos o diques-capas de diabasa y basalto. Esta secuencia aflora principalmente al oeste del distrito de Morococha. Este grupo ha sido subdividido en cuatro formaciones (Wilson, 1963): Chimú, Santa, Carhuaz y Farrát (**Figura 31**).

Figura 31. Grupo Goyllarisquizga y sus formaciones

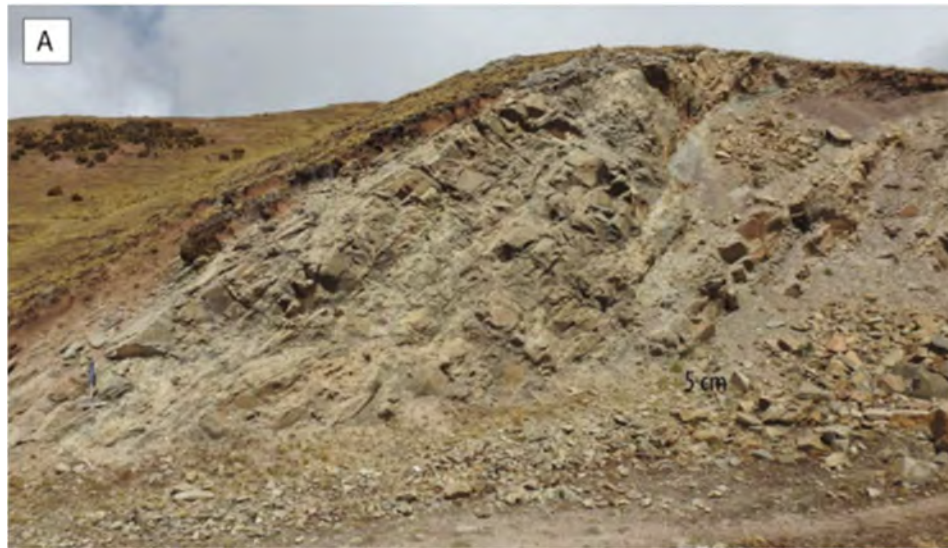


Nota. Vista panorámica O-E de la quebrada Huanchurina. Tomado del Boletín “Geología del cuadrángulo de Matucana” (Mamani, Gómez, & Guerrero, 2021)

Los horizontes de derrames lávicos presentan una textura amigdaloides para los de naturaleza basáltica, mientras que los diabásicos presentan textura porfírica. En la zona norte del distrito se han reconocido hasta 12 de estos horizontes cuyas potencias varían entre los 3 a 61 metros, por otro lado, en la zona suroeste se han reconocido 3 horizontes con potencias entre 5 a 15 metros.

Al tope del grupo, se presentan calizas de coloración grisácea y azulada, además de calizas fosfáticas de coloración grisácea con tonalidad oscura. Estas secuencias se extienden hasta constituir la base del Grupo Machay (**Figura 32**).

Figura 32. Afloramiento de areniscas del Grupo Goyllarisquizga



Nota. Afloramiento del Grupo Goyllarisquizga en el margen izquierdo de la quebrada Huallacancha. Tomado del Boletín “Geología del cuadrángulo de Matucana” (Mamani, Gómez, & Guerrero, 2021)

5.5. Grupo Machay

Al grupo Machay se le asigna a la edad del Cretácico Superior, compuesto por interestratificaciones de calizas con coloración gris y tonalidad clara, además de algunos horizontes de caliza carbonosa, lutácea, margosa y fosfatada. Al tope del grupo, en los 12 metros finales de secuencia, existe una secuencia de lutita de coloración negra con contenido fosilífero (ammonites y pelecípodos).

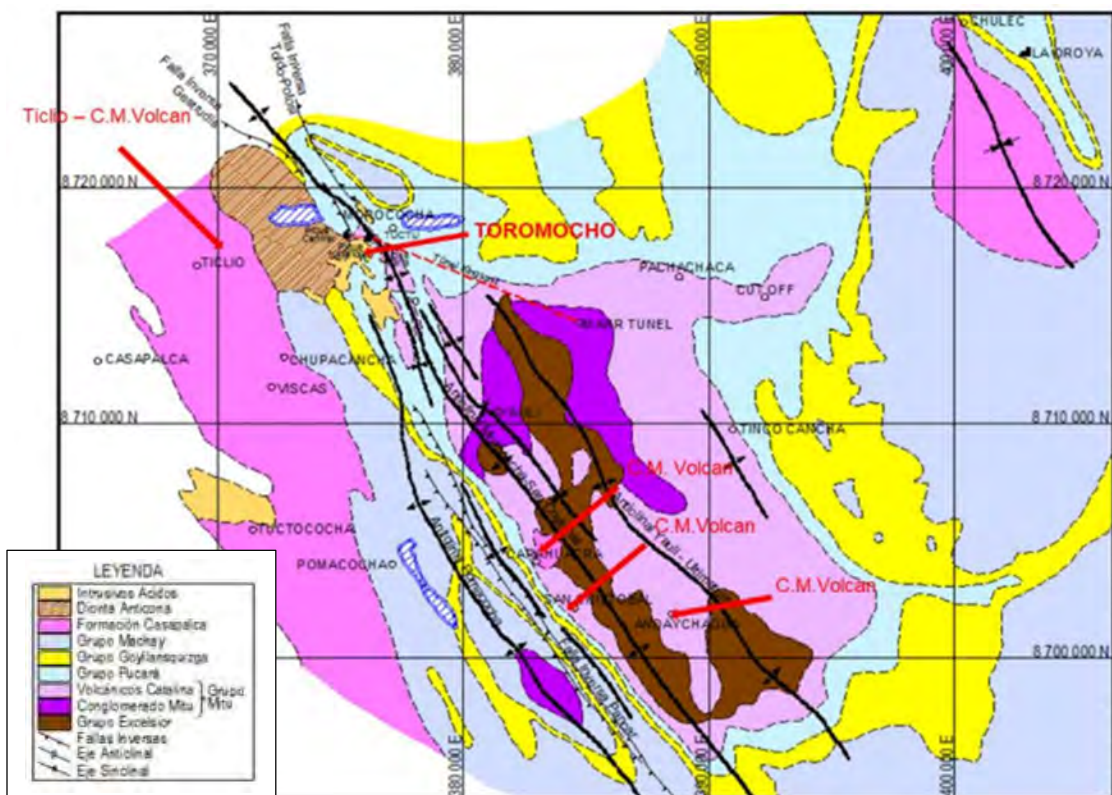
El grupo aflora principalmente circundante al distrito de Morococha, en la zona oeste y suroeste, en las localidades de Buenaventura, Galera y Ticlio. El grupo está en contacto concordante sobre el Grupo Goyllarisquizga. Al Oeste de Ticlio, se encuentra el contacto con las Capas Rojas de Casapalca.

El Grupo Machay tiene una potencia aproximada de 445 metros en el distrito de Morococha. Además, este grupo ha sido subdividido en tres formaciones (Wilson, 1963): Chulec, Pariatambo y Jumasha.

5.6. Actividad ígnea

La actividad ígnea en el distrito de Morococha inició durante el periodo Pérmico con las andesitas y dacitas de los volcánicos Catalina que vienen a ser los cuerpos ígneos más antiguos del distrito. Los flujos volcánicos interestratificados y diques que cortan las rocas sedimentarias del periodo Jurásico y Cretáceo (**Figura 33**) indican que la actividad ígnea continuó durante el Mesozoico. La mayor actividad ígnea ocurrió durante el periodo Terciario Superior con la intrusión de diorita, monzonita cuarcífera, granodiorita, pórfido feldespático, pórfido cuarcífero y pórfido dacítico.

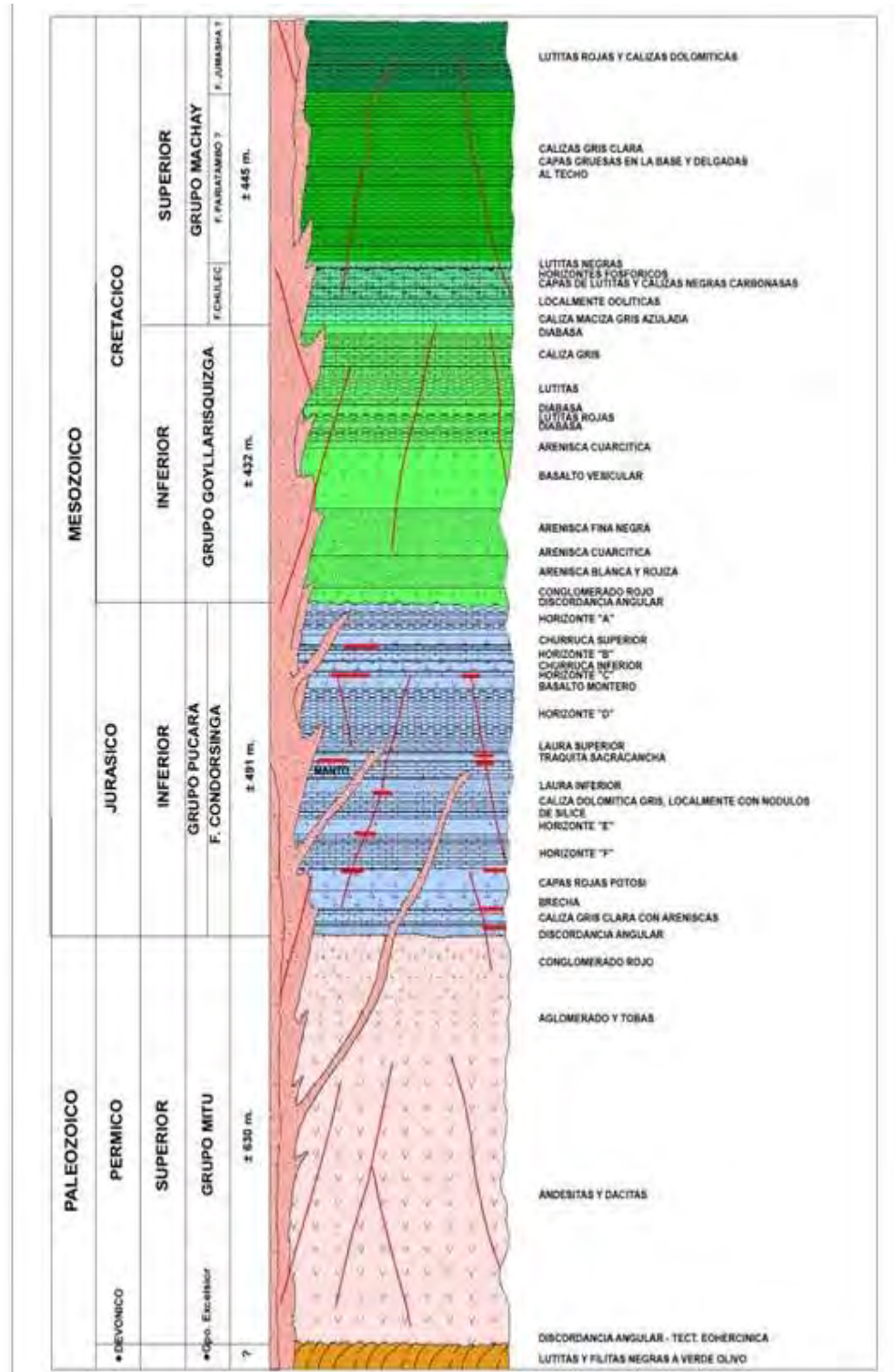
Figura 33. Mapa geológico del distrito minero de Morococha



Nota. Se muestran las sedimentarias y volcánicas del paleozoico y mesozoico. Tomado de
(Minera Chinalco Perú, 2020)

La estratigrafía del distrito minero de Morococha abarca rocas sedimentarias de composición calcárea principalmente, además de cuerpos ígneos como derrames volcánicos e intrusiones de diques (**Figura 34**).

Figura 34. Columna estratigráfica del distrito minero de Morococha



VI. GEOLOGIA LOCAL

6.1. Intrusivos terciarios

6.1.1. Diorita Anticona

Esta unidad intrusiva corresponde al Terciario, la más antigua de las unidades que componen el yacimiento (8 – 14 millones de años). Aflora principalmente al oeste y noroeste del distrito. De naturaleza andesítica, de coloración variada de verde (**Figura 35**) a gris (**Figura 36**). De textura fanerítica con granulometría variada de grano grueso hasta grandes fenocristales de plagioclasas. Generalmente se presenta como sills en contacto con los cuerpos de skarn y con alteraciones propilítica y filica.

Figura 35. Diorita propilítica en muestra de mano



Nota. La naturaleza de la alteración propilítica es la causa de su coloración verdosa pronunciada. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 36. Diorita con alteración fílica



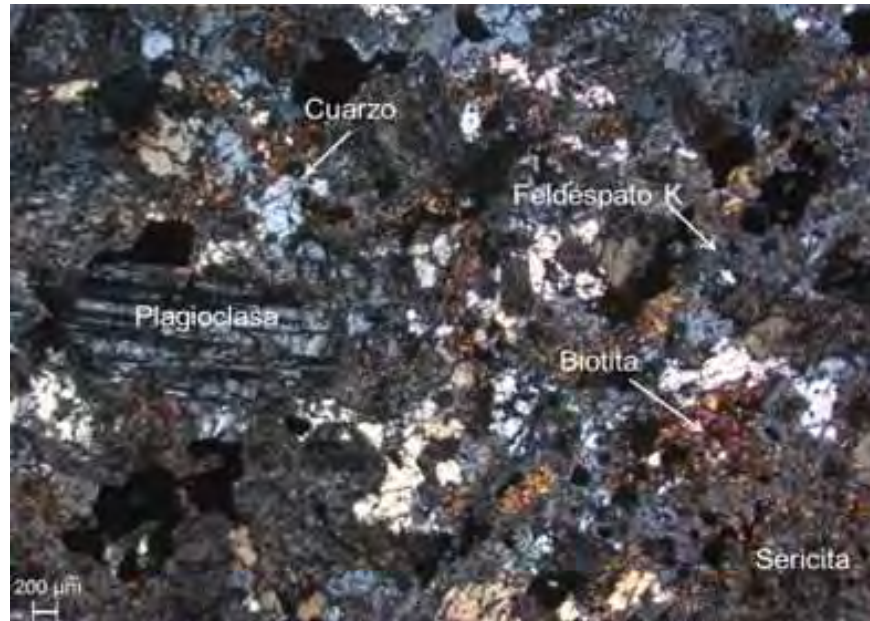
Nota. La naturaleza de la alteración fílica es la causa de su coloración grisácea. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

6.1.2. Granodiorita (Stock San Francisco)

También denominado como “Stock San Francisco”, unidad muy importante relacionada a la mineralización dentro del yacimiento. Presenta una textura hipidiomorfa y equigranular, con variaciones desde grano medio a grueso, aunque algunas veces puede presentar fenocristales en textura porfírica. Esta unidad presenta una dureza y resistencia mayor en comparación a otras. Presenta alteraciones potásicas (**Figura 37** y **Figura 38**) y fílica (**Figura 39** y **Figura 40**), además de contener mineralización (**Figura 41**) con leyes medias y bajas.

La granodiorita se emplaza en la mayor parte del tajío y tanto como en profundidad como en zonas más superficiales, constituyendo grandes cuerpos masivos que se extienden por decenas de metros.

Figura 37. Granodiorita con alteración potásica en sección delgada



Nota. El contenido de la muestra se distribuye en plagioclasa (36%), cuarzo (22%), feldespato potásico (13%), biotita (3.5%) y sericita (21%). Tomado del banco de imágenes SS.TT.

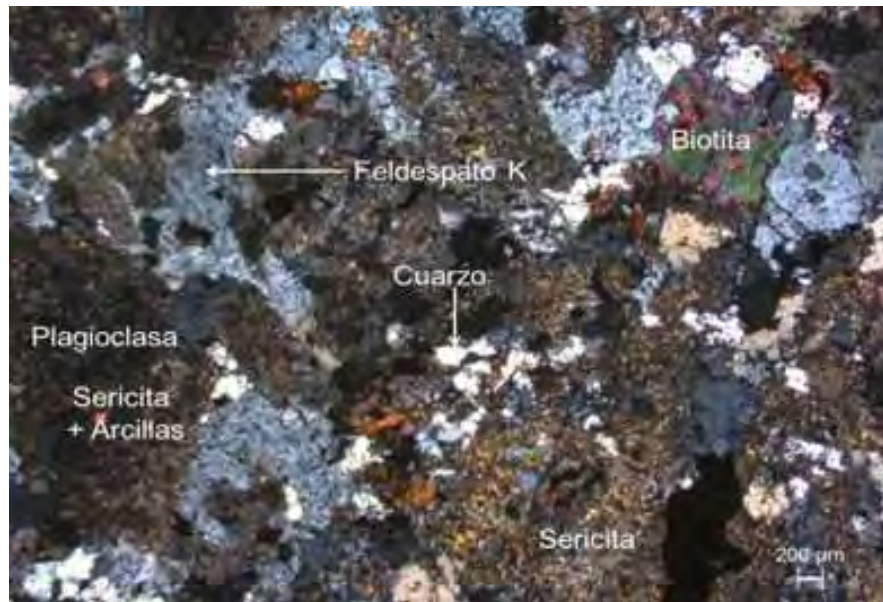
Geología MCP 2021-2022.

Figura 38. Granodiorita con alteración potásica en muestra de mano



Nota. Los cristales pardos corresponden al feldespato potásico y biotita. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

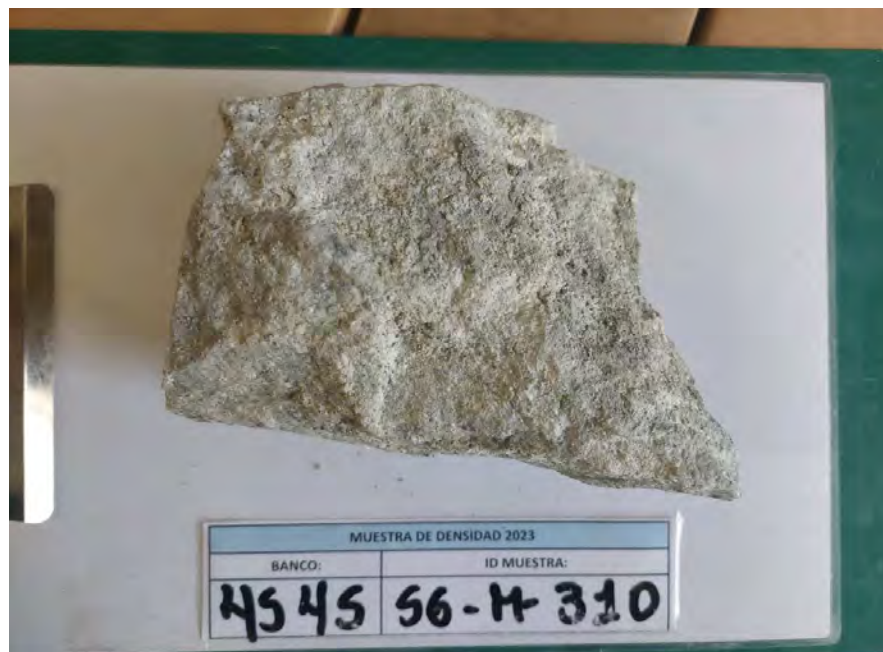
Figura 39. Granodiorita con alteración fílica en sección delgada



Nota. El contenido de la muestra se distribuye en plagioclase (11%), cuarzo (34%), feldespato potásico (21%), biotita (3.5%) y sericita (25%). Tomado del banco de imágenes SS.TT.

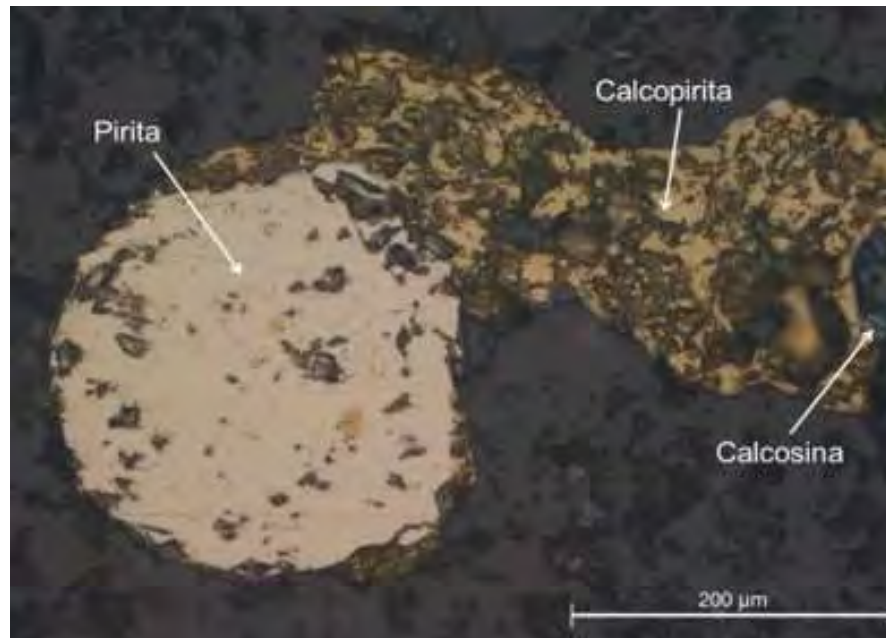
Geología MCP 2021-2022.

Figura 40. Granodiorita con alteración fílica en muestra de mano



Nota. La coloración grisácea con tonalidad clara corresponde al mayor contenido de sericita y cuarzo. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 41. Mineralización en la granodiorita en sección pulida



Nota. El contenido de los minerales de mineralización (normalizado) es pirita (83%), calcopirita (16%) y calcosina (1%). Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

6.1.3. Pórfido feldespático

Esta es la unidad intrusiva más importante relacionada a la mineralización (**Figura 46**) y es la que más está relacionada con las soluciones hidrotermales que afectan tanto a las unidades intrusivas como metasedimentarias y posiblemente relacionada a una génesis de dos pulsos magmáticos con diferente naturaleza de fluidos hidrotermales. El pórfido feldespático intruye a la diorita y a la granodiorita, además de ser intruída por el pórfido cuarcífero.

Presenta textura porfírica con un contenido promedio de los siguientes fenocristales: Cuarzo (5 – 10%), Plagioclasa (30 – 40%), feldespato potásico (10 – 17%) y biotita (5%). La matriz en la que se presentan está compuesta por los mismos minerales en textura micro granular.

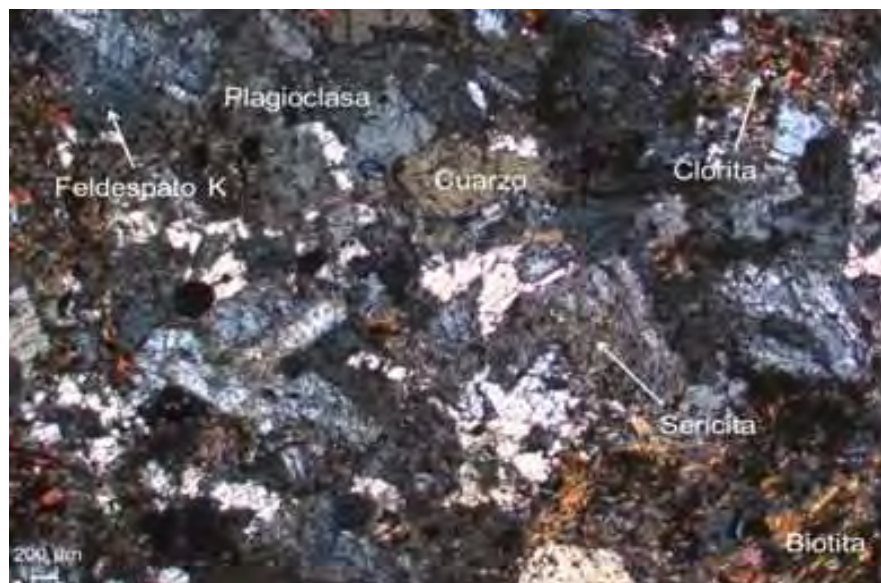
Esta unidad se ubica mayormente en la zona oeste del tajo con una forma relativamente elipsoidal. También se presenta en dos tipos de alteraciones, potásica (**Figura 42** y **Figura 43**) y fílica (**Figura 44** y **Figura 45**), esta última es la más común y generalmente se encuentra cortada por venillas tipo “D”.

Figura 42. Pórfido feldespático con alteración potásica en muestra de mano



Nota. Se muestran los fenocristales de biotita bien sorteados, además de algunas venillas más pequeñas. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 43. Pórfido feldespático con alteración potásica en sección delgada



Nota. El contenido de la muestra se distribuye en plagioclase (41%), cuarzo (26%), feldespato potásico (12%), biotita (5%) y sericita (10%). Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología

MCP 2021-2022.

Figura 44. Pórfido feldespático con alteración fílica en muestra de mano



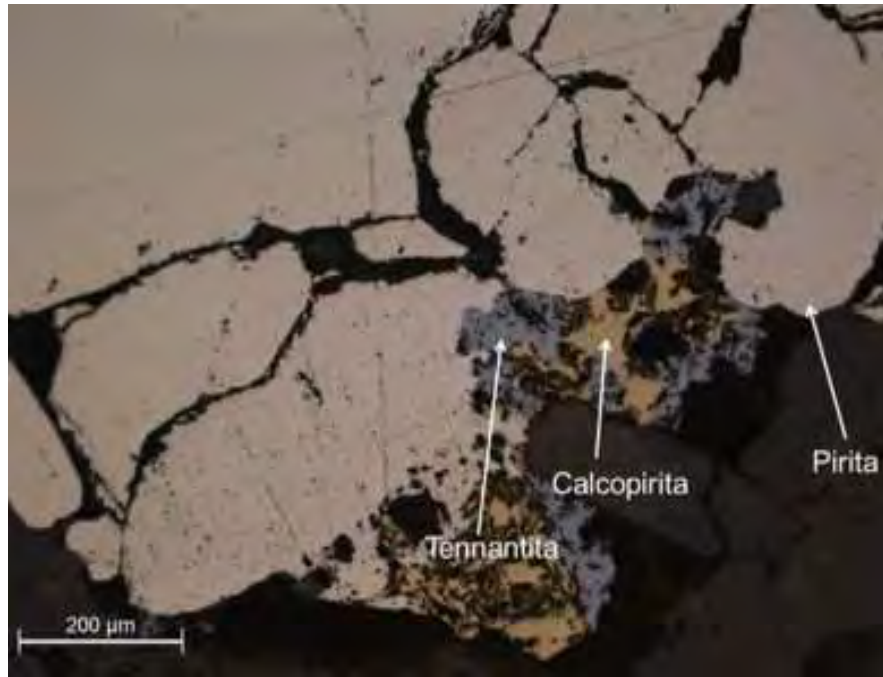
Nota. Se evidencia un venilleo mayormente aislado de cuarzo y pirita, además de algunos parches. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 45. Pórfido feldespático con alteración fílica en sección delgada



Nota. El contenido de la muestra se distribuye en plagioclasa (0.5%), cuarzo (45%), feldespato potásico (1.5%) y sericita (36%). Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 46. Mineralización del pórfido feldespático en sección pulida



Nota. El contenido de los minerales de mineralización (normalizado) es pirita (96%), calcopirita (3%) y tenantita (1%). Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

6.1.4. Pórfido cuarcífero – Pórfido Yantac (Stock San Miguel)

Esta unidad también es denominada “Stock San Miguel” y se emplaza en una dirección preferente de norte a sur a lo largo de todo el tajo. Presenta una textura porfírica con una matriz aplítica, que está compuesta principalmente por plagioclasas de feldespato potásico y cuarzo, además de fenocristales de cuarzo (>10%).

Hacia las zonas inferiores del tajo se presenta con brecha polimíctica (Denominada “Brecha San Miguel”) de matriz compuesta por actinolita – tremolita y presenta mayoritariamente una alteración fílica (**Figura 47** y **Figura 48**).

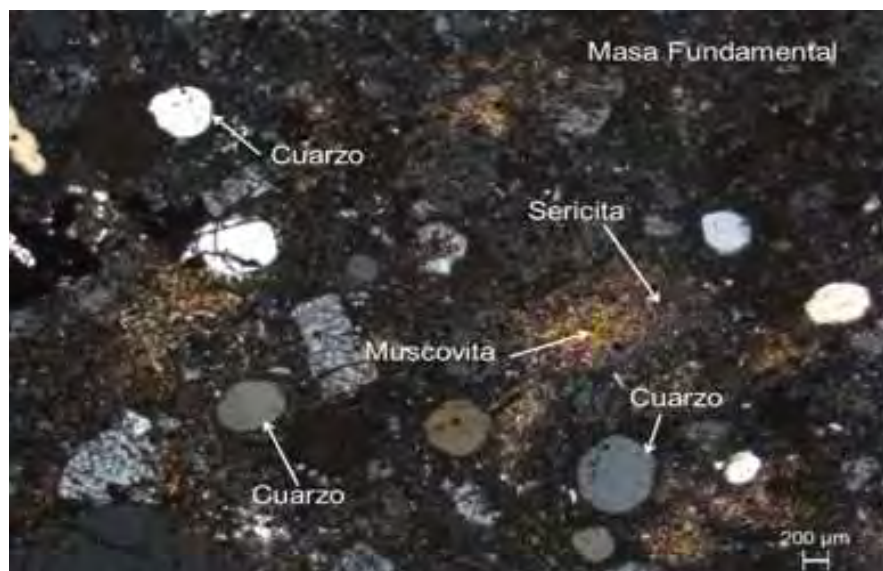
Esta unidad cuarcífera se “estrangula” (disminuye su potencia y su extensión lateral) hacia las zonas medias del tajo y se caracteriza generalmente por contener venillas transicionales del tipo “B” (asociación cuarzo - molibdeno), cuya mineralización de sulfuros diseminados de cobre son muy bajas (**Figura 49** y **Figura 50**).

Figura 47. Pórfido Cuarcifero con alteración fílica



Nota. Se observan fenocristales de cuarzo bien sorteados, además de una venilla tipo “B” de cuarzo – molibdeno. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

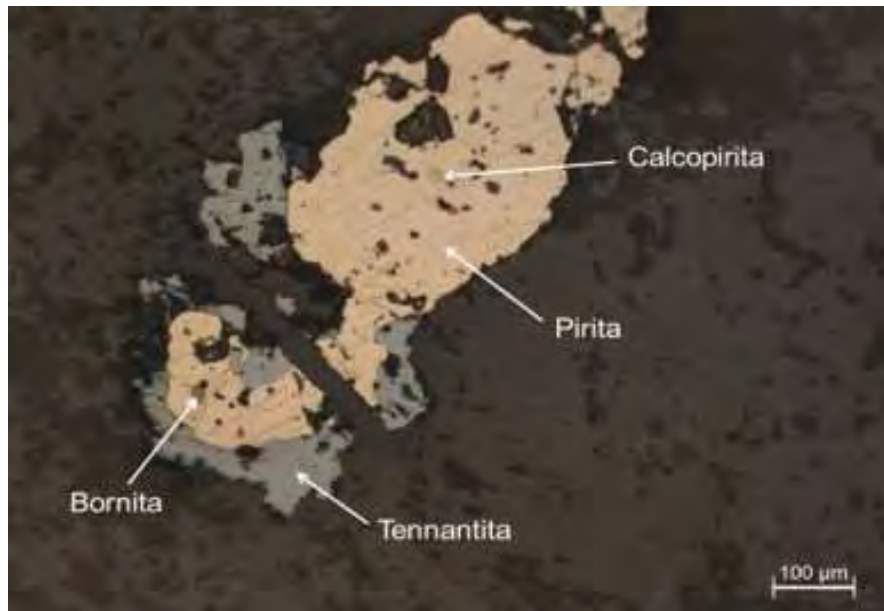
Figura 48. Pórfido Cuarcifero con alteración fílica en sección delgada



Nota. El contenido de la muestra se distribuye en plagioclasa (18%), cuarzo (36%), feldespato potásico (29%), biotita (3%) y sericita (9%). Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología

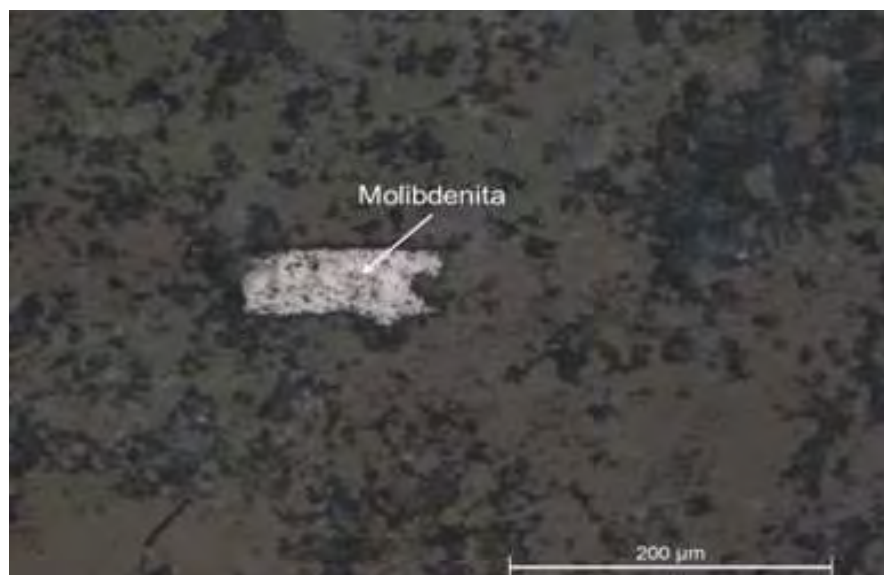
MCP 2021-2022.

Figura 49. Pórfido Cuarcífero con alteración fílica en sección pulida



Nota. El contenido de los minerales de mineralización (normalizado) es pirita (73%), calcopirita (16%), tenantita (6%) y molibdenita (4%). Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 50. Molibdenita en sección pulida del pórfido cuarcífero con alteración fílica



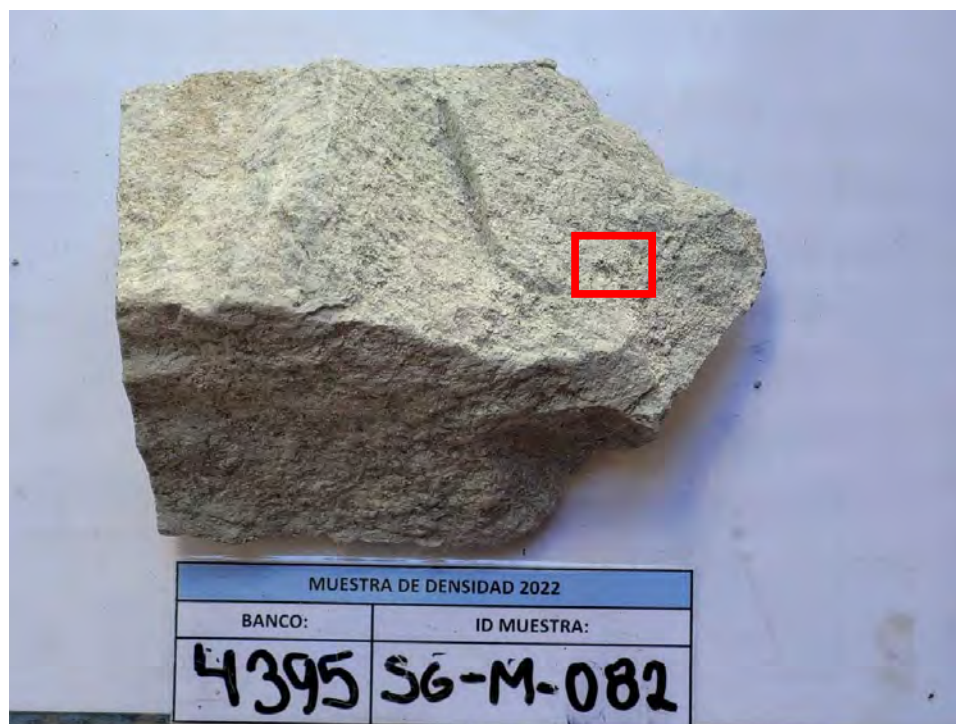
Nota. El contenido de molibdenita es bajo y se presenta en un tamaño considerablemente más pequeño en comparación con los otros minerales a los que se asocia. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

6.1.5. Pórfido dacítico

Constituye un solo dique de pórfido dacítico con una extensión de 20 a 30 metros y ubicado en la zona suroeste del tajo y con una tendencia NO - SE. Se caracteriza principalmente por presentar grandes y numerosos fenocristales de cuarzo en un hábito oolítico, denominados “ojos de cuarzo”. Esta característica es una herramienta muy útil para el reconocimiento en campo para su correcto cartografiado geológico.

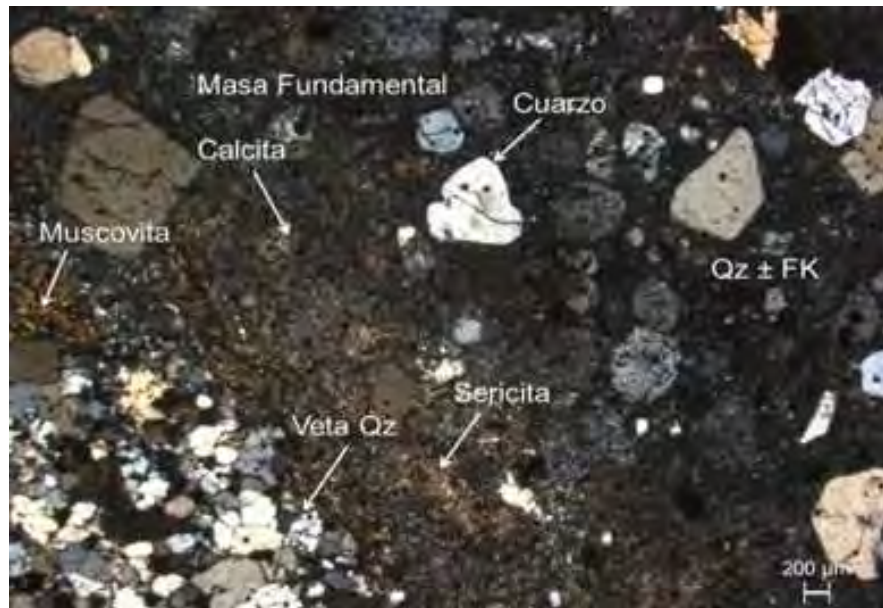
Este dique corta todas las unidades de intrusivos y metasedimentarias, por lo que se concluye que su génesis se ubica en un evento tardío y posterior a la mayoría de la mineralización. Se presenta con alteración de silicificación (**Figura 51** y **Figura 52**). También se presenta cortado por algunas vetas y baja mineralización de piritita, calcopirita y tenantita (**Figura 53**).

Figura 51. Pórfido dacítico con alteración de silicificación en muestra de mano



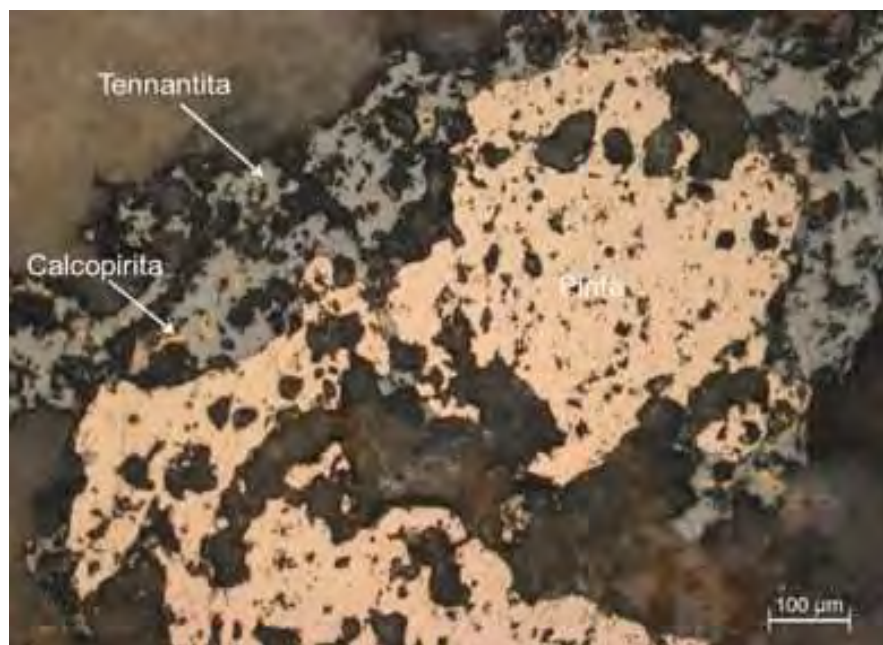
Nota. Se muestra los fenocristales de cuarzo en hábito oolítico (“ojos de cuarzo”) marcado en el recuadro rojo, estos están bien sorteados en toda la roca y se identifican fácilmente al humedecer la roca con agua.

Figura 52. Pórfido dacítico con alteración de silicificación en sección delgada



Nota. El contenido de la muestra se distribuye en plagioclasa (9%), cuarzo (45%), feldespato potásico (27%), biotita (2%) y sericita (6%). Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 53. Pórfido dacítico con alteración de silicificación en sección pulida



Nota. El contenido de los minerales de mineralización (normalizado) es pirita (76%), calcopirita (16%) y tenantita (8%). Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

6.2. Hornfels

La mitad de las rocas que son encajonantes de la mineralización son del tipo metasedimentarias (hornfels y skarns). Las rocas metasedimentarias se emplazan principalmente en la zona norte del tajo, estas se derivan de la alteración de las rocas sedimentarias de la Formación Condorsinga (Grupo Pucará) por acción de los intrusivos terciarios.

Cerca a los intrusivos, las rocas sedimentarias se alteran meta somáticamente para convertirse en hornfels de biotita. Mientras los fluidos hidrotermales se alejaron de los intrusivos, alteraron las rocas sedimentarias en hornfels de diópsido hasta finalmente alterarse en hornfels de wollastonita en las zonas más distales al intrusivo.

6.2.1. Hornfels de diópsido

Es el tipo de hornfel más común en el tajo, se alteran a este tipo de roca a partir de los sedimentos calcáreos con bajo contenido argílico y de capas sedimentarias con alto contenido de carbonatos puros. Este tipo de hornfel generalmente se encuentra en contacto e interestratificado con skarns de serpentina – magnetita – clorita.

Esta unidad de hornfels se compone principalmente de minerales como cuarzo, tremolita, plagioclasa y epidota. Sin embargo, los minerales más importantes en la composición de los hornfels de diópsido son el cuarzo y el mismo diópsido (**Figura 54**).

La granulometría de estas rocas es de grano muy fino, hasta dar la apariencia de tener una textura lisa parecido al vidrio. Precisamente, el tipo de fractura que presenta esta roca es concoidea, lo que es una característica bastante útil en el reconocimiento en campo. La coloración también es bastante característica, que varía del verde claro limón hasta un verde más intenso (**Figura 55**).

La mineralización presente en los hornfels de diópsido es comúnmente baja, usualmente presentándose en vetillas de calcopirita, además de diseminaciones de pirita y en menor proporción de sulfuros (**Figura 56**).

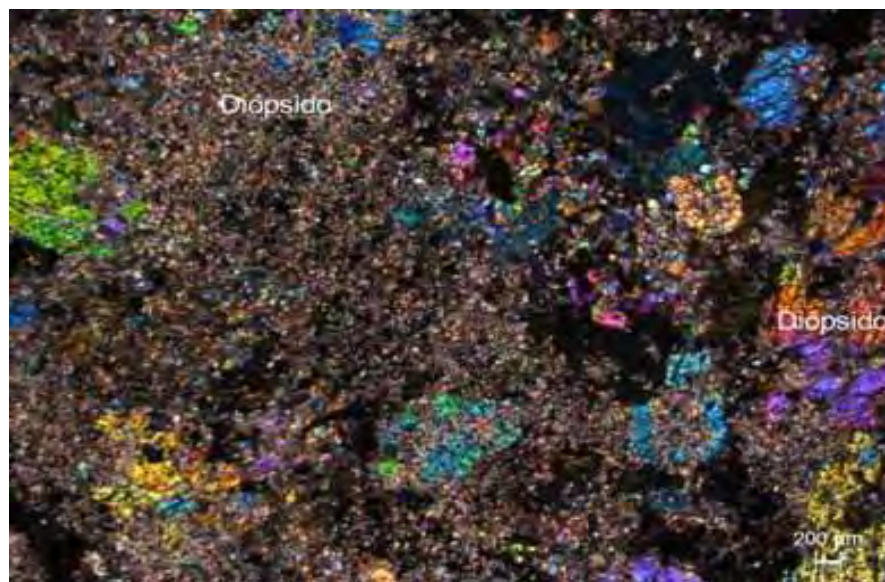
Figura 54. Hornfel de diópsido en muestra de mano



Nota. En la muestra se observan la fractura concoidea típica del hornfel, además de algunas vetillas con contenido de pirita y otros sulfuros. Tomado del banco de imágenes SS.TT.

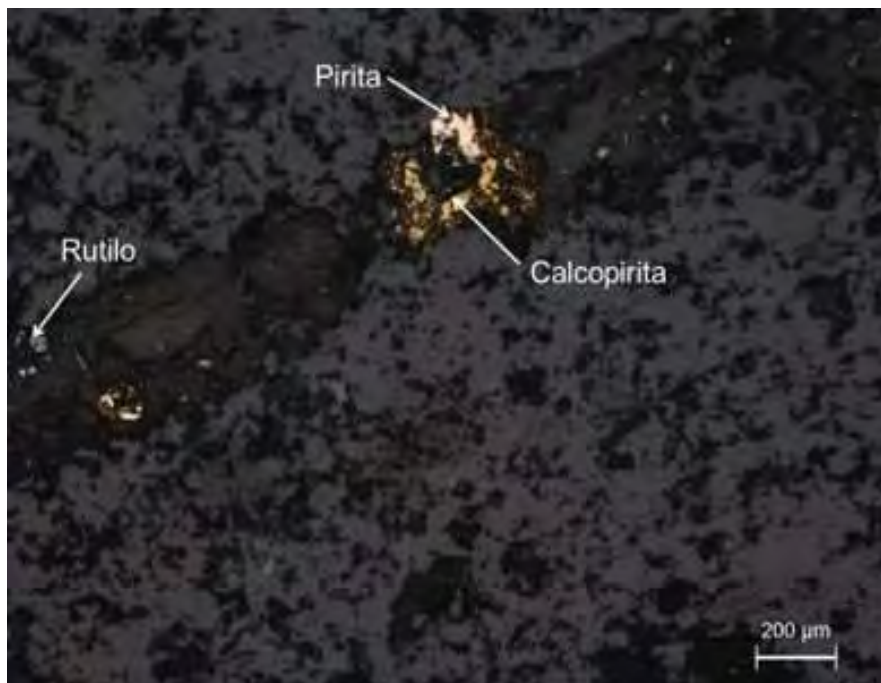
Geología MCP 2021-2022.

Figura 55. Hornfel de diópsido en sección delgada



Nota. Vista en nicoles cruzados. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 56. Hornfel de diópsido en sección pulida



Nota. El contenido de mineralización (sulfuros) es bajo. Tomado del banco de imágenes SS.TT.

Geología MCP 2021-2022.

6.2.2. Hornfels de wollastonita

Corresponde de un hornfel blanco debido a su composición de wollastonita y cuarzo, prácticamente no se presenta en el tajo y aflora en pequeña proporción en la zona norte del distrito de Morococha.

6.2.3. Hornfels de biotita

Es un hornfel con textura micro granoblástica y principalmente compuesto por agregados de plagioclasa, feldespato potásico, cuarzo y biotita. Se presenta alterado comúnmente al tipo sericita o clorita, debido a la alteración de la biotita. También suele presentar vetillas tipo “B” de cuarzo – molibdenita y contenido de pirita, además de presentar contenido de sulfuros diseminados.

Se presenta comúnmente en contacto con los cuerpos intrusivos, en la zona central del distrito minero, sin embargo, en el tajo su presencia es muy baja.

6.3. Skarns

6.3.1. Skarn de tremolita actinolita

Es el skarn temprano formado de la alteración de la caliza por acción de los intrusivos, los principales minerales que se forman son la tremolita, actinolita y el granate (**Figura 58**). Es de color verdoso a marrón rojizo mientras más se acerca a los cuerpos intrusivos. La textura es generalmente de grano medio y es muy común encontrarlo en hábito fibroso (**Figura 57**). También es común encontrarlo con venillas de cuarzo – pirita – calcopirita.

La mineralización en el skarn con alteración de actinolita – tremolita se encuentra comúnmente en vetas de sulfuros masivos con composición de magnetita, pirita, calcopirita y en algunos casos también suele estar acompañada de marmatita, pirrotita y galena (**Figura 59**). Generalmente estos minerales presentan baja ley, aunque la presencia de calcocita secundaria mejora las leyes.

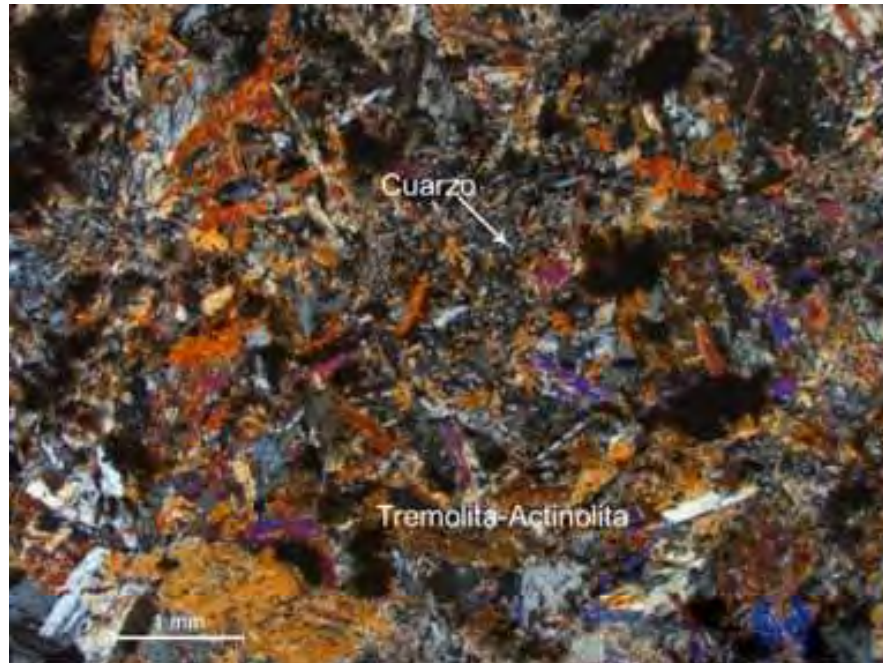
En el tajo esta unidad meta sedimentaria no es muy abundante respecto al skarn de serpentina y al skarn de magnetita, aunque se suele considerar su presencia en junto al skarn de serpentina, por lo que en los logueos realizados en el tajo se suele considerar hasta un 20% de skarn de tremolita – actinolita dentro del porcentaje total de skarn de serpentina.

Figura 57. Skarn con alteración de actinolita - tremolita



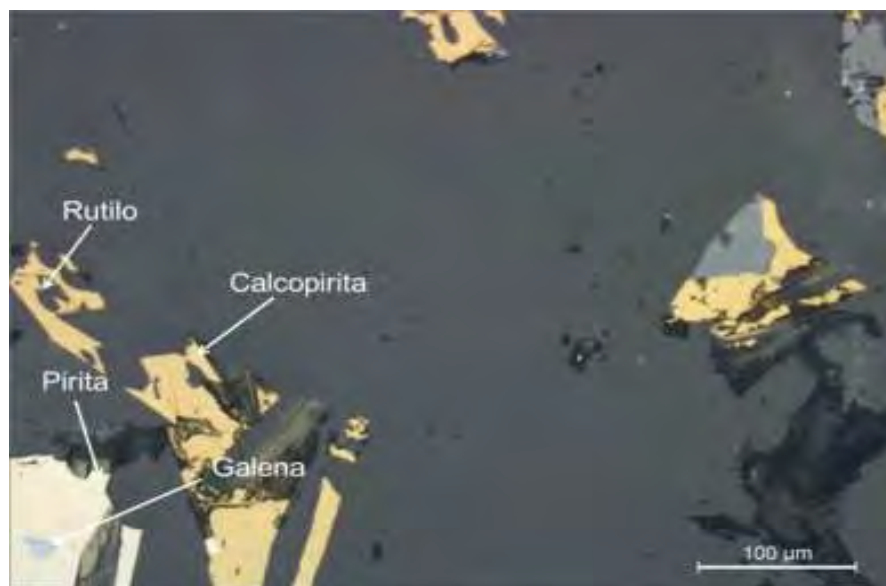
Nota. Se observa en la muestra algunos sulfuros masivos. Tomado del banco de imágenes

Figura 58. Skarn con alteración de actinolita - tremolita en sección delgada



Nota. Sección en vista de nicoles cruzados. También se encuentra contenido de cuarzo acompañando a la tremolita – actinolita. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 59. Skarn de actinolita - tremolita en sección pulida



Nota. La pirita es el mineral más abundante en la mineralización de este skarn. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

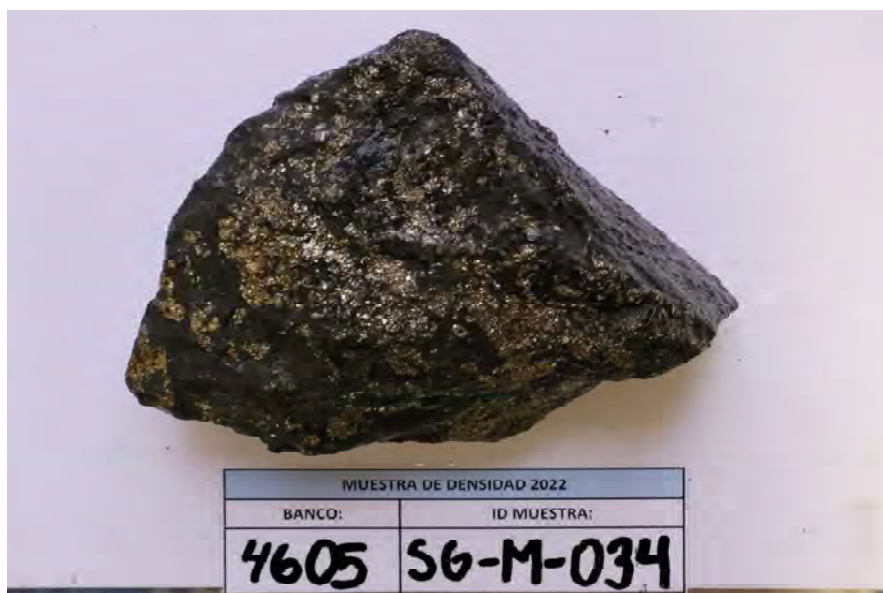
6.3.2. Skarn de magnetita

Este es un tipo de skarn de serpentina rico en magnetita, por lo que se considera una variedad del skarn de serpentina. Este se origina a partir de fluidos hidrotermales con alta fugacidad de oxígeno alterando roca dolomítica. La composición mineralógica de este tipo de skarn corresponde a talco, antigorita, flogopita, lizardita y clorita, además de algunas veces contener olivino y forsterita.

El skarn de magnetita comúnmente se suele encontrar en mantos masivos o semi masivos de magnetita, además de estar acompañados de otros sulfuros como la pirita. En el caso del skarn de serpentina, su alto contenido en talco lo hace fácilmente reconocible en campo debido a que este se compacta al absorber agua.

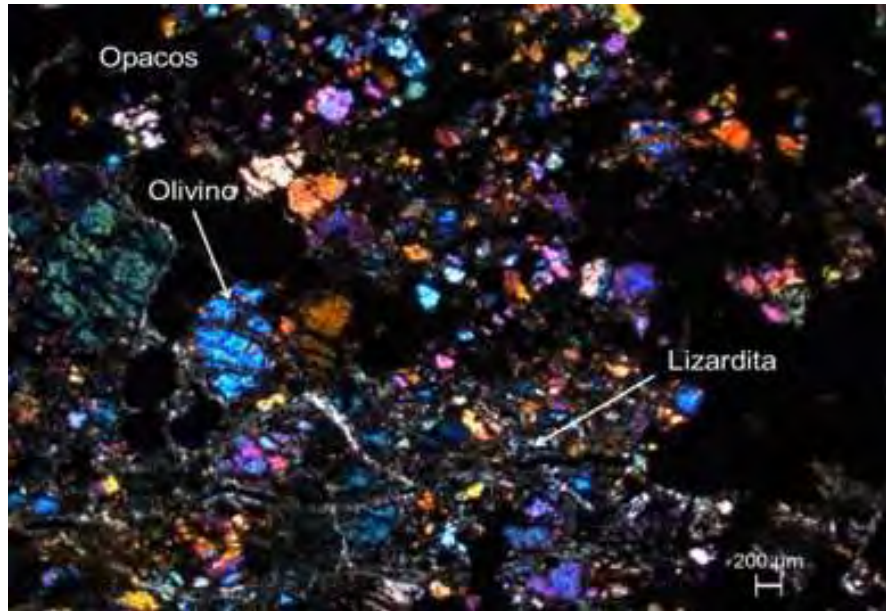
Se ubican generalmente a lo largo de toda la profundidad del tajo y su granulometría es variada de grano medio a grueso. Su coloración varía dependiendo de la composición mineralógica, de color negro intenso en el caso del skarn de magnetita y color verde oscuro en el caso del skarn de serpentina.

Figura 60. Skarn de magnetita en muestra de mano



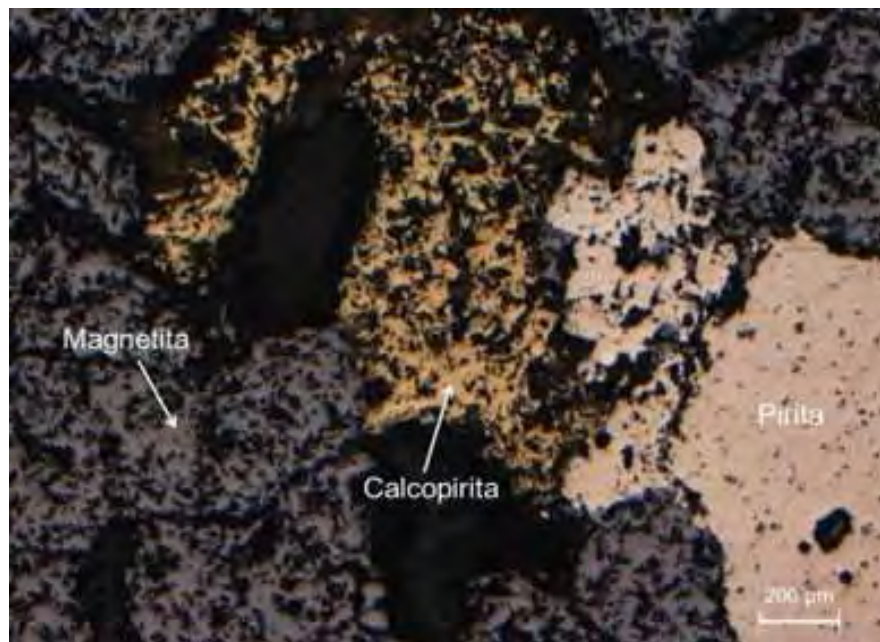
Nota. La muestra contiene pirita masiva. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología

Figura 61. Skarn de magnetita en sección delgada



Nota. Sección en vista de nicoles cruzados. Contenido de lizardita (serpentina) además de olivinos y minerales opacos. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 62. Skarn de magnetita en sección pulida



Nota. Se muestra un alto contenido de magnetita, además de otros sulfuros como pirita y calcopirita. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

6.3.3. Endoskarn

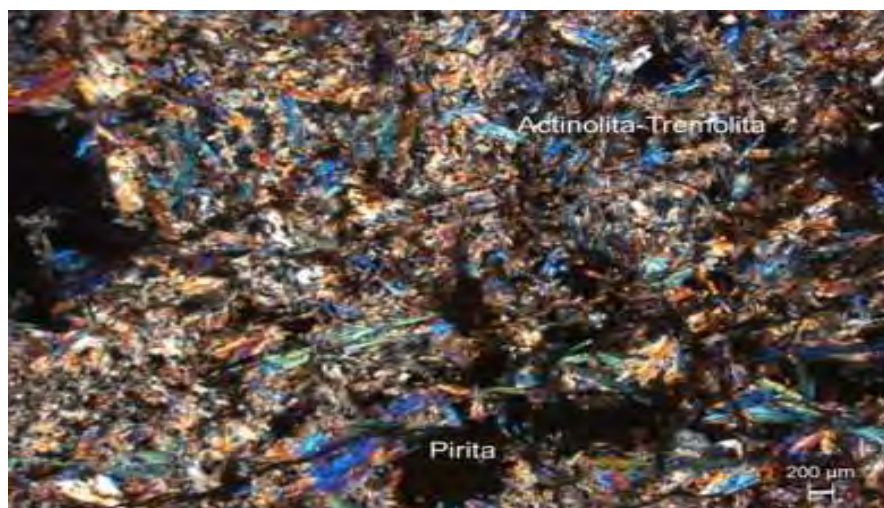
Esta unidad se forma en la proximidad de los contactos con los intrusivos, generalmente en los contactos con la granodiorita o el pórfido feldespático. Contiene una mineralogía compuesta por granates, piroxenos, tremolita y actinolita en reemplazo de la plagioclasa (**Figura 63** y **Figura 64**). Contiene aproximadamente un rango de 1% a 5% de sulfuros. Estos cuerpos son escasos y en el tajo afloran en lugares puntuales.

Figura 63. Endoskarn en muestra de mano



Nota. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

Figura 64. Endoskarn en sección delgada



Nota. Tomado del banco de imágenes SS.TT. Geología MCP 2021-2022.

6.4. Geología estructural

6.4.1. Plegamientos

La estructura más importante a nivel regional es el “Domo de Yauli”, el cual es un pliegue de una extensión de 30 kilómetros con un rumbo de N35°O. Se emplaza desde el distrito de San Cristóbal hasta el distrito minero de Morococha. Precisamente en el distrito de Morococha, al “Domo de Yauli” se le denomina “Anticlinal de Morococha”.

Este anticlinal es pliegue poco simétrico que tiene un núcleo compuesto por las rocas del Volcánico Catalina. Tiene un eje con rumbo N20°O al sur de Morococha y rumbo N40°O al norte, con una inclinación de 10° a 15° hacia el norte. El flanco oeste buza en el rango de 20° a 30° (**Figura 66**) y el flanco este entre 30° a 40° (**Figura 65**).

Figura 65. Anticlinal de Morococha - San Francisco, flanco Este

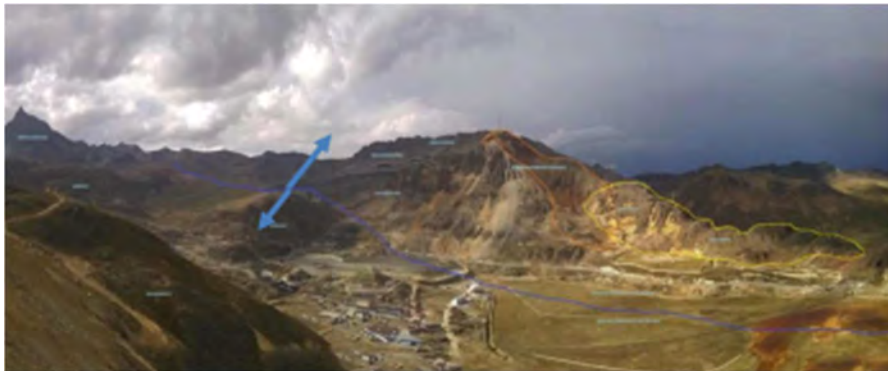


Figura 66. Anticlinal de Morococha - San Francisco, flanco Este - Oeste



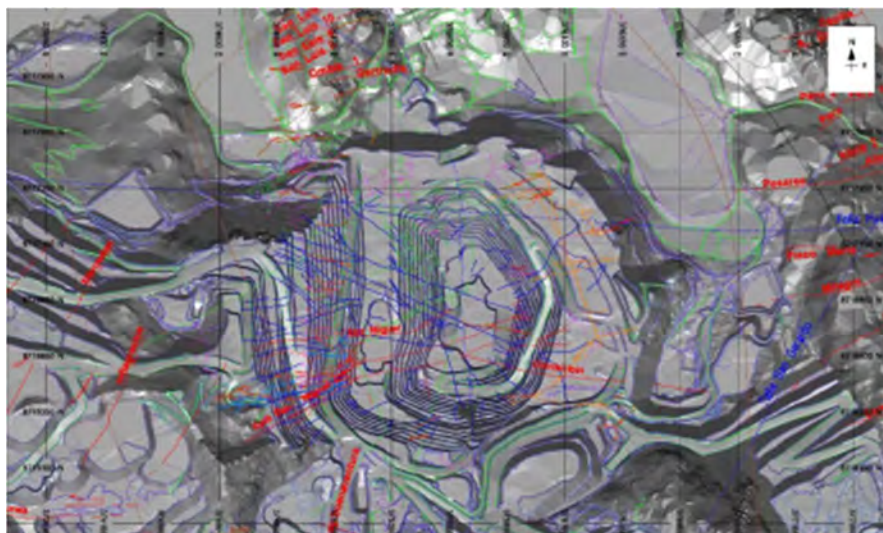
6.4.2. Fallamientos

Los sistemas de fallas en el distrito se formaron durante el plegamiento del periodo “Incaico” de las fases del levantamiento andino. Donde en general las rocas se fracturaron paralelamente en dos fallas inversas paralelas al rumbo de los estratos de las rocas sedimentarias en el distrito. Estas fallas son “Falla Toldo Potosí” que buza al oeste en el flanco este de la zona noroeste del anticlinal de Morococha y la “Falla Gertrudis” que buza hacia el este sobre el flanco oeste del anticlinal, ambas con un buzamiento que varía entre 45° y 70° .

Las fuerzas de compresión al final del plegamiento “Incaico” propiciaron la formación de fracturas de cizalla con un rumbo noroeste en la zona sur del distrito. Estas fallas son la “Falla Huachamachay” y la “Falla San Gerardo”. Estas fallas oblicuas probablemente se desarrollaron después de la intrusión de la diorita Anticona de 8 a 14 millones de años.

Los esfuerzos compresivos que dieron origen a la formación de las estructuras tipo domo, las cuales crearon fracturas en la zona sur del distrito. A su vez, estas fallas dieron lugar a la creación de vetas a lo largo del distrito. El rumbo de estas fallas es de $N70^\circ E$ en el sur, mientras que en el norte tienen rumbo $N50^\circ E$.

Figura 67. Fallamientos en el tajo mina



Nota. En azul las fallas y en rojo las vetas.

6.4.3. Brechas hidrotermales

Cortando las rocas sedimentarias del Grupo Pucará existen diversas brechas hidrotermales, tanto monomícticas como polimícticas, como las brechas Toldo, Santa Clara, Churruca, Riqueza y Freiberg. Éstas se emplazan a lo largo de las zonas de las fallas inversas o en proyecciones de estas. También es común encontrarlas en la disconformidad de la caliza y los Volcánicos Catalina, y en los contactos de los intrusivos Morococha y basalto Montero.

Producto del mapeo geológico se han reconocido dos tipos de brechas, una que es de naturaleza pre – mineral denominada brecha intrusiva y otra brecha de naturaleza post – mineral denominado como brecha polimíctica.

6.4.3.1. Brecha ígnea

Esta brecha se ubica al noroeste del tajo con un rumbo NO – SE y aflora en la zona suroeste dentro del tajo. Constituido principalmente por fragmentos redondeados a sub – redondeados de skarn, diorita, pórfido cuarcífero y basaltos. La matriz de la brecha se compone básicamente de los mismos fragmentos mencionados pero pulverizados en una granulometría muy fina.

El tamaño de los fragmentos varia desde 1 centímetro hasta los 15 centímetros, fragmentos de 1 metro son poco comunes. También contienen minerales como la pirita, calcopirita, tenantita, magnetita, esfalerita, enargita y molibdenita pulverizadas en la matriz.

6.4.3.2. Brecha Polimíctica

Se localiza en la zona central y este del tajo asociado a zonas de fuerte fracturamiento. Al ser una zona de debilidad, los fluidos hidrotermales y mineralizantes fluyeron a través de la brecha y precipitaron en algunas zonas.

Es económicamente importante por sus concentraciones metálicas, pero debido a que también posee altos valores de flúor, es difícil su recuperación.

Figura 68. Brecha ígnea con matriz de pórfido feldespático

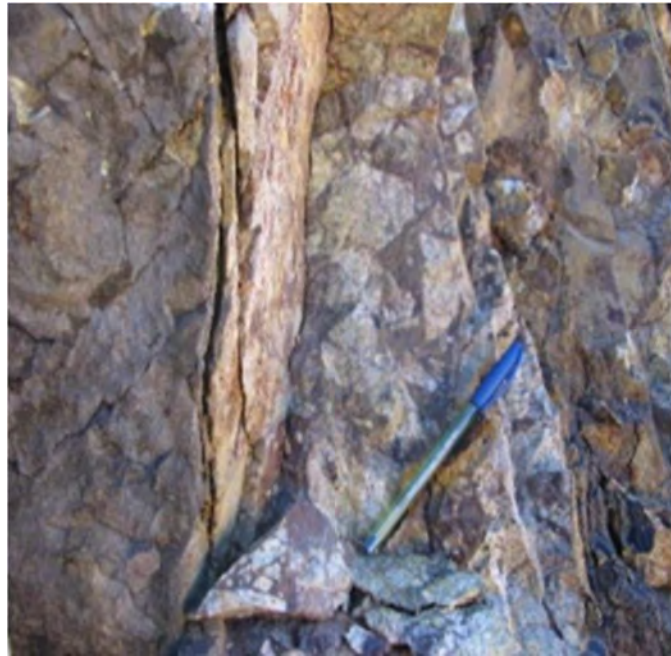


Figura 69. Brecha polimíctica con matriz de actinolita - tremolita



6.5. Mineralización

En todas las unidades de rocas se han formado diversos cuerpos minerales, estos cuerpos se pueden consisten en diseminaciones y “stockworks”, estos emplazados en los stocks de granodiorita, pórfido feldespático y pórfido cuarcífero. También existe la presencia de los “mantos de sulfuro” formados paralelamente a la estratificación de las Calizas del Pucará.

Los minerales de mena primarios más abundantes en las vetas y mantos son: calcopirita, tetraedrita, enargita, esfalerita y galena y los minerales de ganga comunes son: pirita, magnetita, cuarzo, carbonatos y anhidrita.

6.5.1. Vetos

Estas estructuras se establecieron en las fracturas por los esfuerzos tensionales del periodo “Quechua”, están bastante desarrolladas en los Volcánicos Catalina y en los demás intrusivos y se mantienen uniformes en mineralización tanto en profundidad como en extensión. En las rocas metasedimentarias, skarns y hornfels, son menos continuas y con poca profundidad.

Las vetas se forman generalmente como el relleno de fracturas en la mayoría de las rocas. Sin embargo, en los skarns estas se presentan en las paredes laterales de la roca, en las zonas irregulares y con el espacio para el emplazamiento de fluidos hidrotermales.

Figura 70. Fragmento de veta en muestra de mano



6.5.2. Mantos

Los mantos de sulfuros se encuentran localizados al oeste del anticlinal de Morococha en las rocas carbonatadas del Grupo Pucará. En general, los mantos siguen la dirección de la estratificación y después la cruzan.

Uno de los mantos más importantes por su extensión y que han sido trabajados en el pasado es el Manto “Ombla”, correspondiente a un cuerpo en forma de chimenea que mide aproximadamente 850 metros a lo largo de su eje y tiene una inclinación de 45° en los niveles más superficiales, 20° en la parte intermedia y 60° en las zonas de profundidad. El ancho máximo de este cuerpo es de 100 x 200 metros. El núcleo se compone de pirita, del cual se proyectan otros cuerpos y vetas de menor tamaño.

6.5.3. Cuerpos mineralizados en zonas de contacto

Son cuerpos localizados en los contactos de los stocks San Francisco y Gertrudis en contacto con las rocas carbonatadas del Grupo Pucará. Son cuerpos irregulares y se forman por alteración de la caliza donde ocurre un reemplazamiento mineral por silicatos hidratados. En las rocas adyacentes a estos cuerpos puede existir mineralización diseminada.

6.5.4. Diseminaciones

En la zona suroeste del distrito de Morococha existe la ocurrencia de diseminaciones de cobre, la cual podría estar relacionada con la mineralización producida por el Pórfido Feldespático y la Granodiorita. El contenido de cobre diseminado está relacionado con mineralización de molibdeno y plata, aunque con leyes bajas. Además, en la zona de diseminación de cobre se puede observar estructuras tipo “stockwork” con mineralización de cobre, plata y en menor medida de molibdeno.

En la zona de cobre diseminado de Toromocho se puede establecer un zoneamiento vertical y horizontal de alteración hidrotermal y mineralización, similar al esquema generalizado para los pórfidos de cobre.

6.6. Mineralogía

La mineralogía en el distrito minero de Morococha, así como dentro del tajo de operaciones de la mina Toromocho, está compuesta por minerales de mena (de los que se extrae principalmente cobre) y minerales ganga que afectan la recuperación. Estos minerales pueden clasificarse en las siguientes categorías:

6.6.1. Minerales hipógenos

Estas especies minerales yacen a profundidad producto de los procesos geológicos primarios ocurridos durante el emplazamiento de los primeros cuerpos intrusivos. Según su nivel de ocurrencia, se pueden clasificar en abundantes (**Tabla 7**), comunes (**Tabla 8**) y raros (**Tabla 9**).

Tabla 7. Minerales hipógenos abundantes

Mineral	Fórmula Química
Cuarzo	SiO ₂
Galena	PbS
Pirita	FeS ₂
Calcopirita	CuFeS ₂
Esfalerita	ZnS
Tenantita-Tetraedrita	Cu ₁₂ As ₄ S ₁₃

Tabla 8. Minerales hipógenos comunes

Mineral	Fórmula Química	Mineral	Fórmula Química
Hematita	Fe ₂ O ₃	Actinolita	Ca ₂ (Mg,Fe) ₅ Si ₈ O ₂₂ (OH) ₂
Rodocrosita	MnCO ₃	Calcocita	Cu ₂ S
Talco	Mg ₃ Si ₄ O ₁₀ (OH) ₂	Scheelita	CaWO ₄
Muscovita	KAl ₂ (AlSi ₃ O ₁₀)(OH) ₂	Clorita	(Mg,Fe) ₅ Al(Si ₃ Al)O ₁₀ (OH) ₈
Magnetita	Fe ₃ O ₄	Tremolita	Ca ₂ Mg ₅ Si ₈ O ₂₂ (OH) ₂
Rodonita	MnSiO ₃	Molibdenita	MoS ₂
Lizardita	Mg ₃ (Si ₂ O ₅)(OH) ₄	Yeso	CaSO ₄ ·2H ₂ O
Diópsido	CaMgSi ₂ O ₆	Biotita	K(Mg,Fe) ₃ (AlSi ₃ O ₁₀)(OH) ₂
Fluorita	CaF ₂	Clinocloro	Mg ₅ Al(AlSi ₃ O ₁₀)(OH) ₈
Anhidrita	CaSO ₄	Calcita	CaCO ₃
Antigorita	Mg ₃ (Si ₂ O ₅)(OH) ₄	Hubnerita	MnWO ₄
Flogopita	KMg ₃ (AlSi ₃ O ₁₀)(OH) ₂	Epidota	Ca ₂ (Al,Fe) ₃ (SiO ₄) ₃ (OH)
K-feldespató	KAlSi ₃ O ₈	Albita	NaAlSi ₃ O ₈
Covelita	CuS	Fosterita	Mg ₂ SiO ₄
Baritina	BaSO ₄	Pirrotita	Fe _{1-x} S
Enargita	Cu ₃ As ₄ S ₄	Flúor apatita	Ca ₅ (PO ₄) ₃ F

Tabla 9. Minerales hipógenos raros

Mineral	Fórmula Química	Mineral	Fórmula Química
Arsénico Nativo	As	Greenockita	CdS
Wolframita	(Fe,Mn)WO ₄	Estefanita	Ag ₇ FeS ₆
Alabandina	MnS	Millerita	NiS
Famatinita	Cu ₃ (Sb,As) ₂ S ₆	Matildita	AgBiS ₂
Marcasita	FeS ₂	Siderita	FeCO ₃
Emplectita	CuBiS ₂	Dolomita	CaMg(CO ₃) ₂
Djurleita	Cu ₃₁ S ₁₆	Cubanita	CuFe ₂ S ₃
Proustita	Ag ₃ AsS ₃	Bournonita	PbCuSbS ₃
Idaita	Cu ₅ FeS ₄	Pirita Arsenical	FeAsS
Aikenita	Cu ₂ FeS ₄	Alunita	KAl ₃ (SO ₄) ₂ (OH) ₆
Bornita naranja	Cu ₅ FeS ₄	Luzonita	Cu ₃ AsS ₄
Ankerita	Ca(Fe,Mg,Mn)(CO ₃) ₂	Estromeyerita	AgCuSbS ₂

6.6.2. Minerales Supergénicos

Minerales formados en zonas más superficiales y producto de la interacción de los fluidos hidrotermales con agentes externos.

Tabla 10. Minerales Supergénicos

Mineral	Fórmula Química
Calcocita	Cu ₂ S
Yeso	CaSO ₄ ·2H ₂ O
Jarosita	KFe ₃ (SO ₄) ₂ (OH) ₆
Cobre Natural	Cu
Covelita	CuS
Hisingerita	Fe ₃ +2(SO ₄) ₃ ·15H ₂ O

Adicionalmente, los minerales de cobre pueden tener una clasificación dependiendo de la zona del yacimiento, naturaleza de su génesis y valor económico. Estos grupos, desde superficie hasta profundidad son:

- **Zona de óxidos:** Brochantita, malaquita, azurita, y otros óxidos de cobre.
- **Zona de enriquecimiento Secundario:** Covelita, Calcosita, y bornita secundaria.
- **Zona de enriquecimiento Primario:** Calcopirita, enargita, tenantita, y bornita primaria

VII. GEOESTADISTICA

7.1. Ubicación y extracción de muestras

Las muestras extraídas y analizadas corresponden a detritos de perforación doble banco de la roca en el tajo de operaciones, donde los puntos de perforaciones se organizan en mallas (**Figura 71**) ubicadas en todo el tajo. Estas mallas se perforan según las necesidades de la operación y se denominan de “doble banco” porque en los puntos de la malla se perforan 30 metros perpendiculares a la superficie (**Figura 73**), esta profundidad corresponde a la suma de las alturas de dos bancos (cada banco del tajo tiene una altura de 15 metros). Finalmente se colecta una muestra de 6 kilogramos de muestra a los 15 metros y una segunda muestra de igual peso a los treinta metros de profundidad. La base de datos final corresponde a todas las muestras extraídas (**Figura 72**) y analizadas hasta la fecha de colección de datos.

Figura 71. Malla de perforación de doble banco

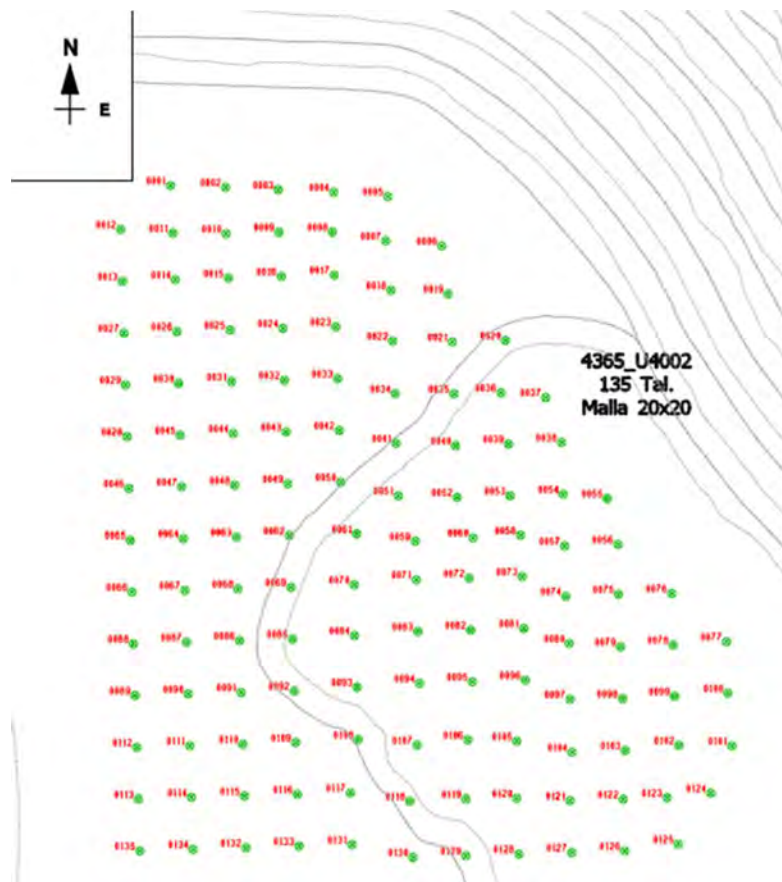


Figura 72. Mapa de ubicación de muestras

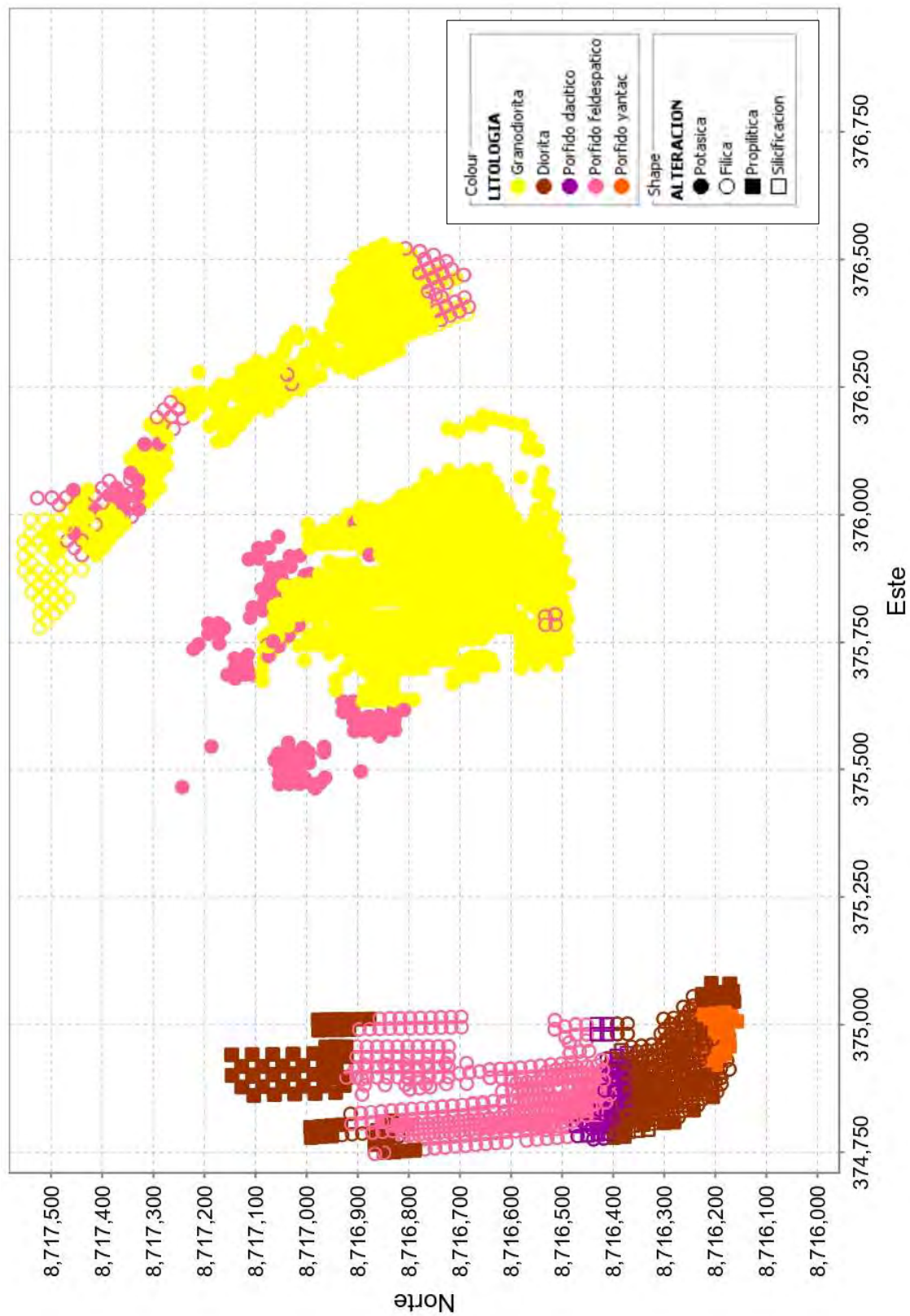
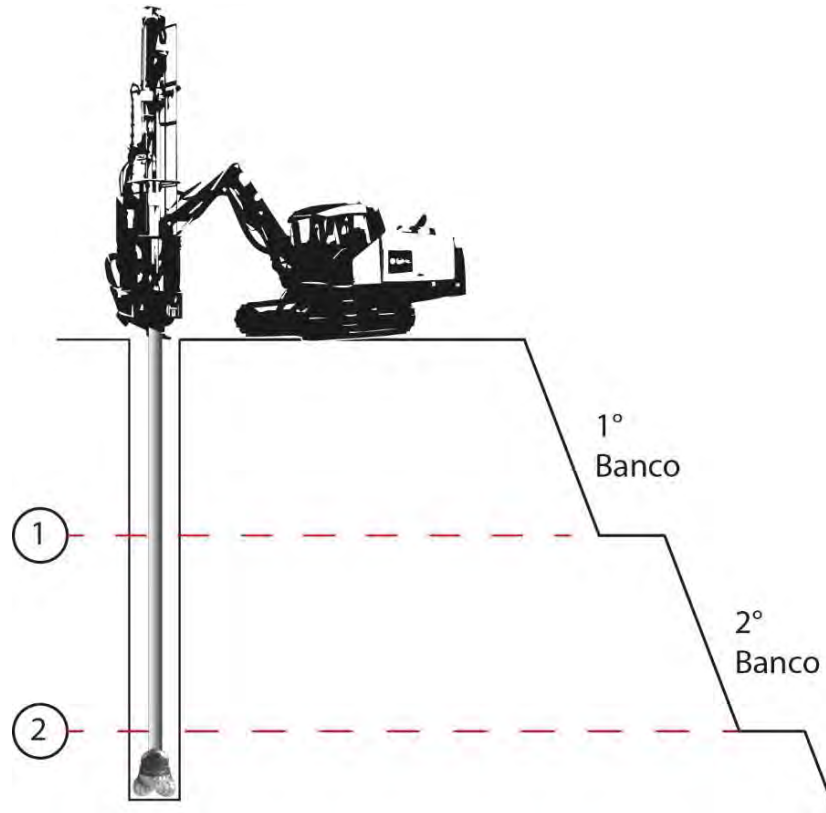


Figura 73. Esquema de perforación de doble banco



Nota. En 1) Se extrae la primera muestra a 15 metros de profundidad y en 2) Se extrae la segunda muestra a 30 metros.

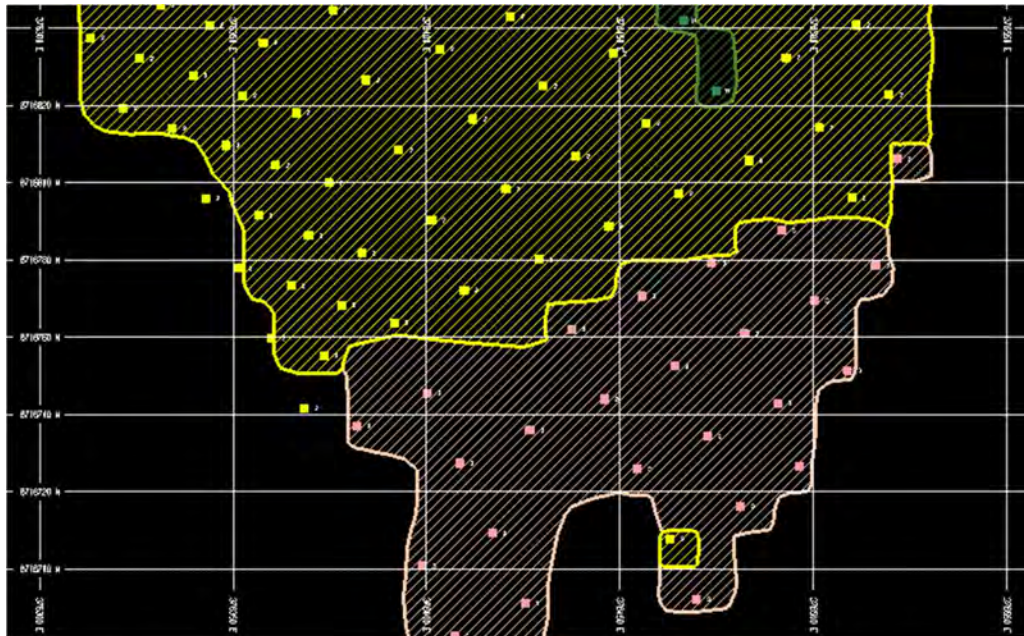
7.2. Pre – procesamiento de datos

Antes de realizar el procesamiento de datos, tanto univariable como multivariable, se procedió con el pre – procesamiento de datos, de esta forma se asegura que los datos a analizar no presentan inconvenientes que puedan afectar los procesos posteriores y la fiabilidad de los resultados.

7.2.1. Validación de datos

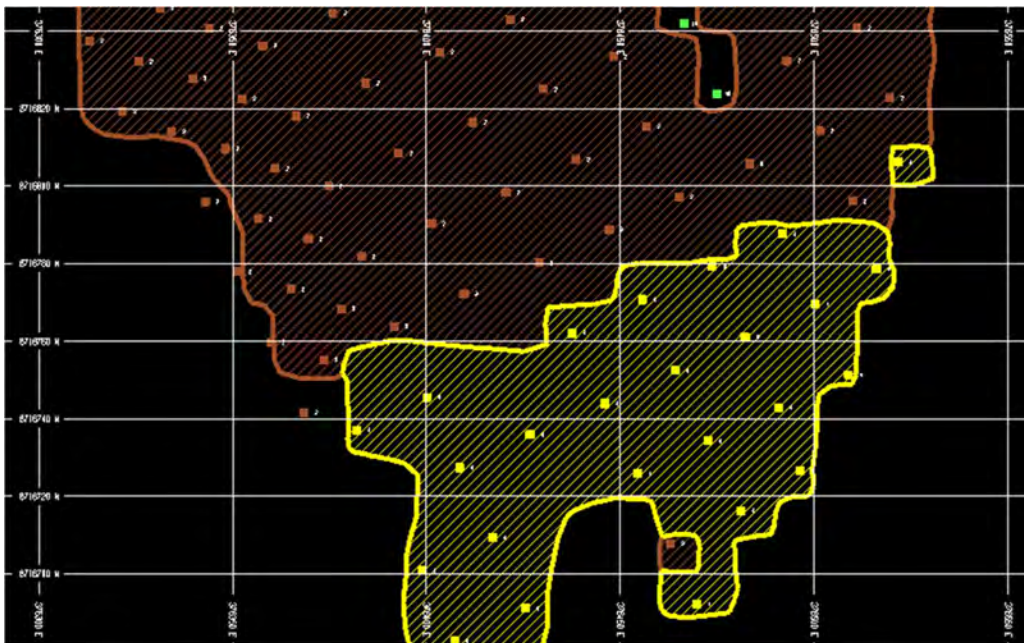
Consiste en la validación tanto de la litología (**Figura 74**) como de la alteración hidrotermal (**Figura 75**), comparando el logueo de las muestras de doble banco y el mapeo de los tajos realizado en campo. De esta forma se obtiene concordancia entre ambas fuentes de información. Esta validación se realiza en el software MinePlan 3D.

Figura 74. Validación de la litología logeada con mapeo de campo



Nota. Se muestra la validación de muestras entre las litologías de granodiorita y pórfido feldespático.

Figura 75. Validación de alteración logeada con mapeo en campo



Nota. Se muestra la validación de muestras entre las alteraciones potásicas y filítica de las litologías de la figura anterior.

7.2.2. Datos censurados

En caso el porcentaje de datos censurados supere el 50%, se declara la variable como censurada (**Tabla 11**). Los elementos Bi, Cd, Nb, Sn y Tl fueron censurados por este criterio. Posteriormente se reemplaza los datos censurados por la mitad del límite de detección.

Tabla 11. Elementos censurados por porcentaje de datos censurados

Elemento	N° Datos totales	N° Datos validos	N° Datos censurados	% Datos censurados
Cu_pct	5227	5227	0	0.00%
F_ppm	5227	5224	3	0.06%
Ag_ppm	5227	5175	52	0.99%
Al_pct	5227	5227	0	0.00%
As_ppm	5227	5041	186	3.56%
Ba_ppm	5227	5226	1	0.02%
Be_ppm	5227	5227	0	0.00%
Bi_ppm	5227	1586	3641	69.66%
Ca_pct	5227	5206	21	0.40%
Cd_ppm	5227	2202	3025	57.87%
Co_ppm	5227	5192	35	0.67%
Cr_ppm	5227	5227	0	0.00%
Cu_ppm	5227	5109	118	2.26%
Fe_pct	5227	5196	31	0.59%
Ga_ppm	5227	5184	43	0.82%
K_pct	5227	5227	0	0.00%
La_ppm	5227	5227	0	0.00%
Mg_pct	5227	5227	0	0.00%
Mn_ppm	5227	5224	3	0.06%
Mo_ppm	5227	5226	1	0.02%
Na_pct	5227	5227	0	0.00%
Nb_ppm	5227	959	4268	81.65%
Ni_ppm	5227	5197	30	0.57%
P_pct	5227	5225	2	0.04%
Pb_ppm	5227	5205	22	0.42%
S_pct	5227	5059	168	3.21%
Sb_ppm	5227	3173	2054	39.30%
Sc_ppm	5227	5227	0	0.00%
Sn_ppm	5227	2490	2737	52.36%
Sr_ppm	5227	5227	0	0.00%
Ti_pct	5227	5227	0	0.00%
Tl_ppm	5227	320	4907	93.88%
V_ppm	5227	5227	0	0.00%
W_ppm	5227	5183	44	0.84%
Y_ppm	5227	5227	0	0.00%
Zn_ppm	5227	5151	76	1.45%
Zr_ppm	5227	5227	0	0.00%

7.3. Geoestadística univariable

El set de muestras analizadas por ICP es abundante, por lo que la base de datos de contenido multi – elemental químico constará de miles de datos. Debido a esta característica, la forma óptima para poder extraer información confiable, que mejor represente la naturaleza de lo que se está estudiando, será mediante procedimientos estadísticos (Lepeltier, 1969).

Una vez realizado el pre – procesamiento de datos explicado anteriormente, se procede con el cálculo de los estadígrafos básicos de medidas de tendencia central, medidas de dispersión y medidas de distribución de cada una de las 36 variables del análisis ICP, esto con el fin de obtener información sobre el comportamiento estadístico de las variables, lo cual está relacionado con la elección de las variables para los siguientes procedimientos.

Así mismo, es necesario señalar que el análisis original de contenido de elementos ICP consta de 36 elementos analizados, en los cuales se incluye el cobre, zinc y plata. Sin embargo, estos elementos al ser de interés económico han sido obviado de todas las etapas de análisis.

7.3.1. *Análisis Exploratorio de Datos*

Esta etapa comienza con la transformación de los datos originales en base aritmética (obtenidos de laboratorio) a datos transformados en base logarítmica. Esto debido a que los elementos tienden a una distribución normal cuando son transformados a base logarítmica (Ahrens, 1957).

Posteriormente se procede con el cálculo de los siguientes estadígrafos básicos para los datos en bases aritmética (**Tabla 12**) y logarítmica (**Tabla 13**): mínimo, máximo, media, mediana, rango intercuartílico, desviación estándar, varianza, coeficiente de variación, curtosis, percentiles (5%, 25%, 75%, 95%).

También se elaboran los gráficos de distribución y probabilidad para cada uno de los elementos en bases aritmética (**Figura 76** y **Figura 77**) y logarítmica (**Figura 78** y **Figura 79**). Finalmente se evalúa visualmente los elementos que tienden a la normalidad en base logarítmica para elegir el set de elementos que se usarán para las siguientes etapas de análisis.

Tabla 12. Estadígrafos básicos en base aritmética

	Al_ppm	Ca_ppm	Fe_ppm	K_ppm	Mg_ppm	Na_ppm	P_ppm	S_ppm	Ti_ppm	F_ppm	Ag_ppm	As_ppm
Minimum	9500	50	9400	1500	1200	800	50	1500	200	25	0.1	1.5
Maximum	104800	90500	151000	88000	147000	31100	6500	101000	7200	6724	100.1	10000.1
Mean	74340.3865	6118.72011	43501.014	49421.255	10650.8131	9923.62732	844.958857	38968.5479	1292.90224	1490.51081	5.77599005	219.828659
Median	75400	4000	36700	50200	7600	9200	800	32300	1200	1390	2.4	70
Interquartile Range	8300	7000	27700	15400	5200	10100	500	33800	500	708	3.5	177
Standard Deviation	9107.10	7517.25	23770.48	12438.90	12825.59	5983.59	384.04	24034.45	430.43	684.93	11.48	574.24
Variance	8.29E+07	5.30E+07	5.65E+08	1.56E+08	1.64E+08	3.58E+07	147487.498	5.78E+08	185271.08	469130.60	131.86	329755.20
Coefficient of Variation %	12.25	124.49	54.64	25.29	120.42	60.30	45.45	61.68	33.29	46.26	158.80	261.22
Kurtosis	6.64	17.43	3.52	0.51	24.28	-0.69	10.48	0.02	12.62	6.15	34.86	115.27
5 percentile	57980	300	18400	28600	3000	2500	200	10800	800	643.4	0.7	6
25 percentile	71200	800	26500	41700	4900	4300	600	19900	1000	1035	1.5	28
75 percentile	79500	8400	54200	57100	10100	14400	1100	53700	1500	1743	5	205
95 percentile	86100	19200	88800	69660	33660	20400	1400	89400	2100	2737.6	20.6	761

Tabla 12. Estadígrafos básicos en base aritmética (continuación)

	Ba ppm	Be ppm	Bi ppm	Cd ppm	Co ppm	Cr ppm	Ga ppm	La ppm	Mn ppm	Mo ppm	Nb ppm	Ni ppm
Minimum	0.5	0.6	2.5	0.5	0.5	17	5	0.6	21	0.5	0.5	0.5
Maximum	5375	11.5	840	305	254	863	71	295	10000.1	1851	62	87
Mean	527.745456	1.99355271	8.18720107	4.14281615	21.86502277	282.899751	15.8754544	15.8550603	191.980352	136.855829	0.77157069	11.3954467
Median	542	2	2.5	0.5	19	263	20	18.9	96	94	0.5	10
Interquartile Range	207	0.5	4.5	2.5	15	178	5	8.3	95	161	0	5
Standard Deviation	220.61	0.55	24.60	13.27	14.85	136.39	4.15	9.02	446.84	128.66	1.10	6.24
Variance	48667.09	0.31	604.93	176.07	220.53	18601.31	17.18	81.45	199669.89	16553.32	1.21	38.98
Coefficient of Variation %	41.80	27.74	300.41	320.29	67.92	48.21	20.86	45.45	232.76	93.38	142.76	54.79
Kurtosis	85.59	35.25	337.75	151.99	30.40	0.63	9.71	180.07	226.27	10.05	1831.13	11.10
5 percentile	191	1.2	2.5	0.5	5	97	14	9.8	37	15	0.5	4
25 percentile	425	1.7	2.5	0.5	13	181	17	14.7	68	41	0.5	8
75 percentile	632	2.2	7	3	28	359	22	21	163	202	0.5	13
95 percentile	766	2.7	25	17	47	539	26	33.96	590.2	375.6	2	23

Tabla 12. Estadígrafos básicos en base aritmética (continuación)

	Pb_ppm	Sb_ppm	Sc_ppm	Sn_ppm	Sr_ppm	Tl_ppm	V_ppm	W_ppm	Y_ppm	Zn_ppm	Zr_ppm
Minimum	1	2.5	1.2	5	2.4	1	16	5	1	0.25	1
Maximum	10000.1	8024	22.9	174	652	24	253	2708	31.4	10000.1	184
Mean	365.964396	40.0814999	5.36120145	11.9150564	202.597551	1.45033393	68.5689688	69.7130235	6.85997704	773.682734	21.1684714
Median	93	8	5.3	5	190	1	67	49	6.8	169	20.2
Interquartile Range	317	19.5	1.4	11	173	0	24	45	3.8	480.9	7.5
Standard Deviation	815.67	197.15	1.14	11.16	112.34	2.06	17.34	107.53	2.89	170.16	8.10
Variance	665313.62	38866.01	1.29	124.55	12621.07	4.26	300.60	11562.52	8.34	2924638.07	65.55
Coefficient of Variation %	222.27	491.87	21.17	93.66	55.45	142.32	25.29	154.25	42.09	221.04	38.25
Kurtosis	51.48	658.46	16.08	38.81	-0.28	33.99	5.13	241.02	3.26	15.48	57.77
5 percentile	17	2.5	3.8	5	45.34	1	43	19	2.5	30.4	11.6
25 percentile	32	2.5	4.6	5	110	1	56	32	4.8	70.1	16.5
75 percentile	349	22	6	16	283	1	80	77	8.6	551	24
95 percentile	1549.2	140.6	7	29	401	4.6	97	156	11.6	3895.4	34.26

Nota. Estadígrafos en base aritmética calculados en el software ioGAS 7.4.2

Tabla 13. Estadígrafos básicos en base logarítmica

	Al_ppm_LOG	Ca_ppm_LOG	Fe_ppm_LOG	K_ppm_LOG	Mg_ppm_LOG	Na_ppm_LOG	P_ppm_LOG	S_ppm_LOG	Ti_ppm_LOG	F_ppm_LOG	Ag_ppm_LOG	As_ppm_LOG
Minimum	3.98	1.70	3.97	3.18	3.08	2.90	1.70	3.18	2.30	1.40	-1.00	0.18
Maximum	5.02	4.96	5.18	4.94	5.17	4.49	3.81	5.00	3.86	3.83	2.00	4.00
Mean	4.87	3.45	4.58	4.68	3.89	3.90	2.87	4.50	3.09	3.13	0.46	1.85
Median	4.88	3.60	4.56	4.70	3.88	3.96	2.90	4.51	3.08	3.14	0.38	1.85
Interquartile Range	0.05	1.02	0.31	0.14	0.31	0.52	0.26	0.43	0.18	0.23	0.52	0.86
Standard Deviation	0.07	0.62	0.21	0.13	0.30	0.30	0.24	0.28	0.13	0.19	0.45	0.67
Variance	0.00	0.39	0.05	0.02	0.09	0.09	0.06	0.08	0.02	0.04	0.20	0.45
Coefficient of Variation %	1.35	18.07	4.67	2.83	7.75	7.78	8.42	6.30	4.36	6.11	98.77	35.02
Kurtosis	25.20	-0.81	-0.36	9.72	1.87	-1.01	1.09	-0.33	0.64	3.99	1.16	0.25
5 percentile	4.76	2.48	4.26	4.46	3.48	3.40	2.30	4.03	2.90	2.81	-0.15	0.78
25 percentile	4.85	2.90	4.42	4.62	3.69	3.63	2.78	4.30	3.00	3.01	0.18	1.45
75 percentile	4.90	3.92	4.73	4.76	4.00	4.16	3.04	4.73	3.18	3.24	0.70	2.31
95 percentile	4.94	4.28	4.95	4.84	4.53	4.31	3.15	4.95	3.32	3.44	1.31	2.88

Tabla 13. Estadígrafos básicos en base logarítmica (continuación)

	Ba_ppm_LOG	Be_ppm_LOG	Bi_ppm_LOG	Cd_ppm_LOG	Co_ppm_LOG	Cr_ppm_LOG	Ga_ppm_LOG	La_ppm_LOG	Mn_ppm_LOG	Mo_ppm_LOG	Nb_ppm_LOG	Ni_ppm_LOG
Minimum	-0.30	-0.22	0.40	-0.30	-0.30	1.23	0.70	-0.22	1.32	-0.30	-0.30	-0.30
Maximum	3.73	1.06	2.92	2.48	2.40	2.94	1.85	2.47	4.00	3.27	1.79	1.94
Mean	2.68	0.28	0.62	0.09	1.25	2.40	1.29	1.27	2.06	1.94	-0.20	1.00
Median	2.73	0.30	0.40	-0.30	1.28	2.42	1.30	1.28	1.98	1.97	-0.30	1.00
Interquartile range	0.17	0.11	0.45	0.78	0.33	0.30	0.11	0.19	0.38	0.59	0.00	0.21
Standard Deviation	0.21	0.11	0.38	0.56	0.32	0.23	0.10	0.17	0.36	0.46	0.23	0.23
Variance	0.04	0.01	0.15	0.31	0.10	0.05	0.01	0.03	0.13	0.21	0.05	0.05
Coefficient of Variation %	7.84	33.86	61.88	617.78	25.38	9.53	7.58	13.12	17.72	23.50	-111.30	22.87
Kurtosis	15.03	3.22	3.36	0.83	4.46	0.67	10.29	2.73	2.21	-0.07	4.76	5.83
5 percentile	2.28	0.08	0.40	-0.30	0.70	1.99	1.15	0.99	1.57	1.18	-0.30	0.60
25 percentile	2.63	0.23	0.40	-0.30	1.11	2.26	1.23	1.17	1.83	1.51	-0.30	0.90
75 percentile	2.80	0.34	0.85	0.48	1.45	2.56	1.34	1.36	2.21	2.31	-0.30	1.11
95 percentile	2.88	0.43	1.40	1.23	1.67	2.73	1.41	1.53	2.77	2.57	0.30	1.36

Tabla 13. Estadígrafos básicos en base logarítmica (continuación)

	Pb_ppm_LOG	Sb_ppm_LOG	Sc_ppm_LOG	Sn_ppm_LOG	Sr_ppm_LOG	Ti_ppm_LOG	V_ppm_LOG	W_ppm_LOG	Y_ppm_LOG	Zn_ppm_LOG	Zr_ppm_LOG
Minimum	0.00	0.40	0.08	0.70	0.38	0.00	1.20	0.70	0.00	-0.60	0.00
Maximum	4.00	3.90	1.36	2.24	2.81	1.38	2.42	3.43	1.50	4.00	2.26
Mean	2.05	0.98	0.72	0.96	2.22	0.05	1.82	1.71	0.79	2.34	1.30
Median	1.99	0.90	0.72	0.70	2.28	0.00	1.83	1.69	0.83	2.23	1.31
Interquartile Range	1.04	0.94	0.12	0.51	0.41	0.00	0.15	0.38	0.25	0.90	0.16
Standard Deviation	0.56	0.61	0.09	0.30	0.30	0.21	0.11	0.31	0.20	0.65	0.15
Variance	0.43	0.37	0.01	0.09	0.09	0.05	0.01	0.09	0.04	0.42	0.02
Coefficient of Variation %	32.01	62.31	12.71	31.21	13.42	407.03	6.06	18.03	25.72	27.67	11.22
Kurtosis	-0.43	0.60	4.05	-0.50	0.87	15.55	0.49	2.34	0.37	-0.13	2.92
5 percentile	1.15	0.40	0.58	0.70	1.66	0.00	1.63	1.28	0.40	1.48	1.06
25 percentile	1.51	0.40	0.66	0.70	2.04	0.00	1.75	1.51	0.68	1.85	1.22
75 percentile	2.54	1.34	0.78	1.20	2.45	0.00	1.90	1.89	0.93	2.74	1.38
95 percentile	3.19	2.15	0.85	1.46	2.60	0.66	1.99	2.19	1.06	3.59	1.53

Nota. Estadígrafos en base logarítmica calculados en el software ioGAS 7.4.2

Figura 76. Histogramas en base aritmética

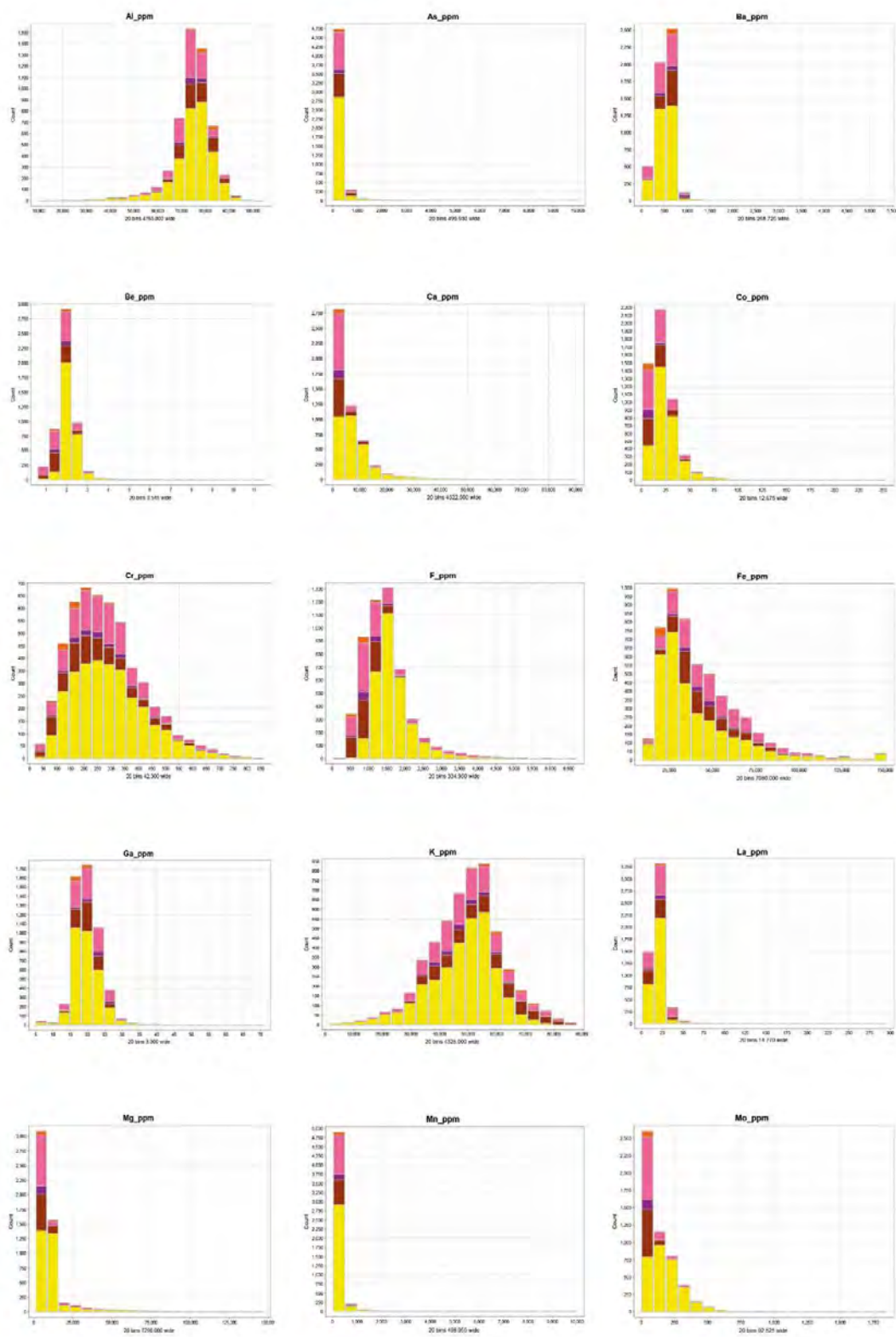


Figura 76. Histogramas en base aritmética (continuación)

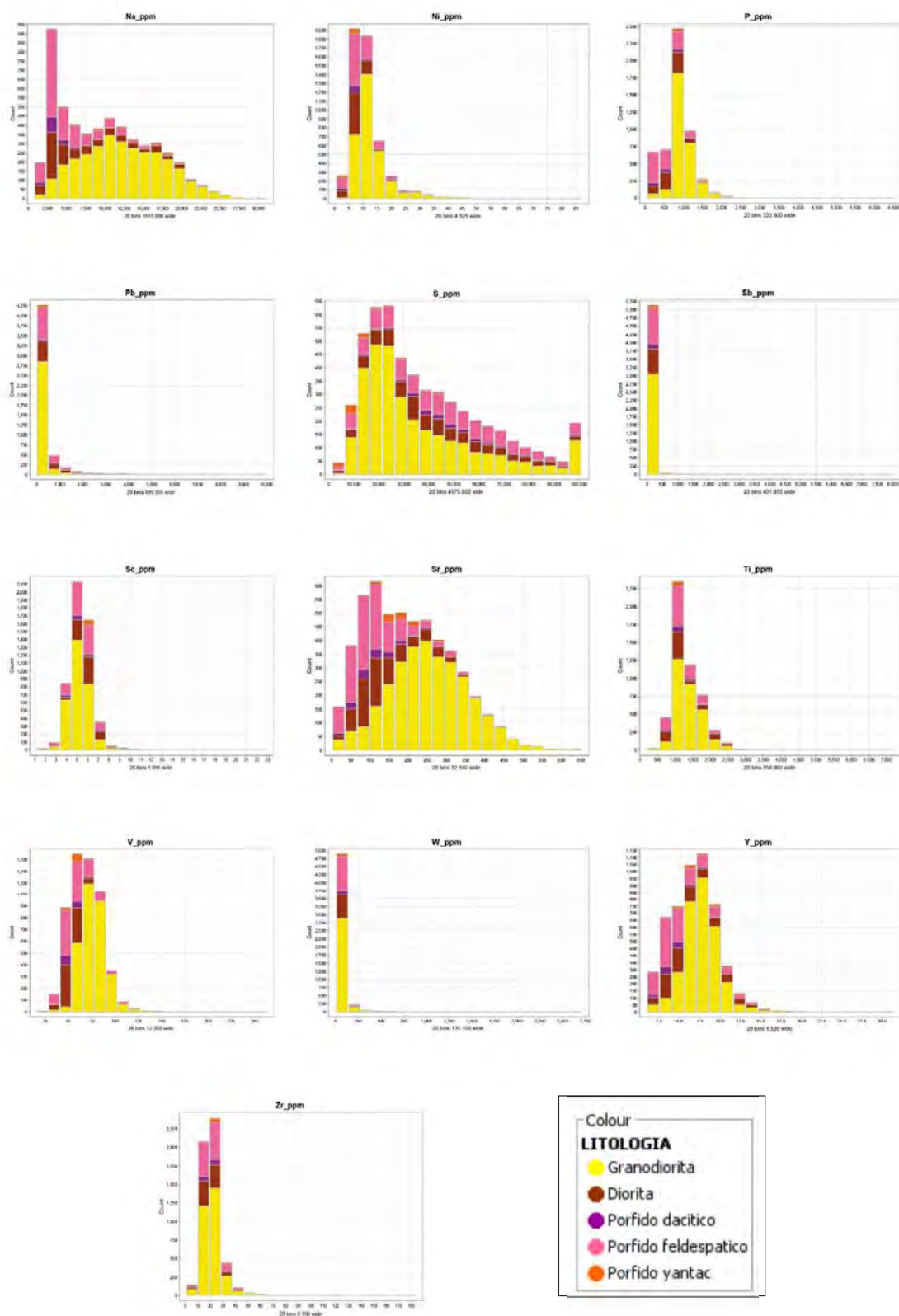


Figura 77. Diagramas de probabilidad en base aritmética

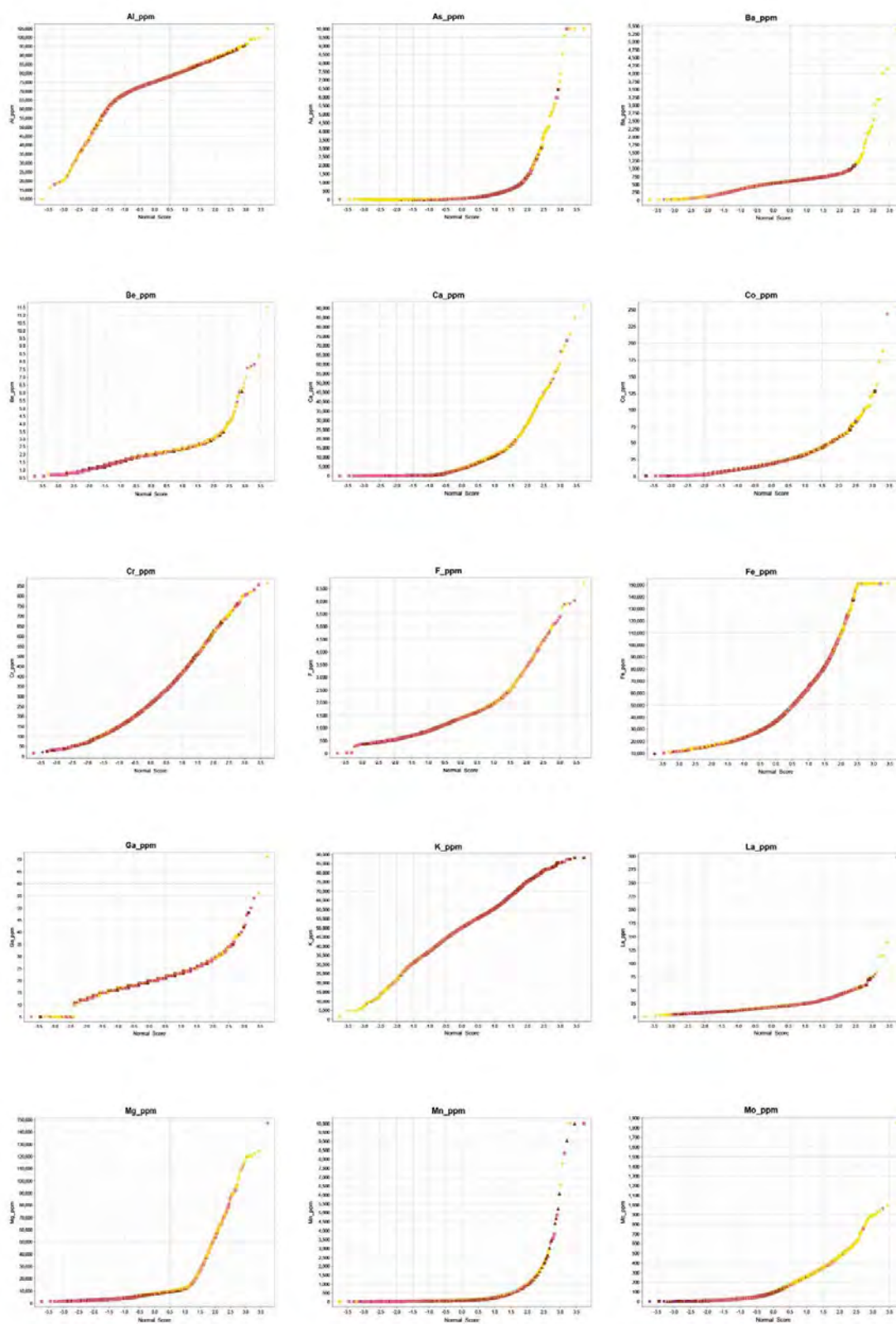


Figura 77. Diagramas de probabilidad en base aritmética (continuación)

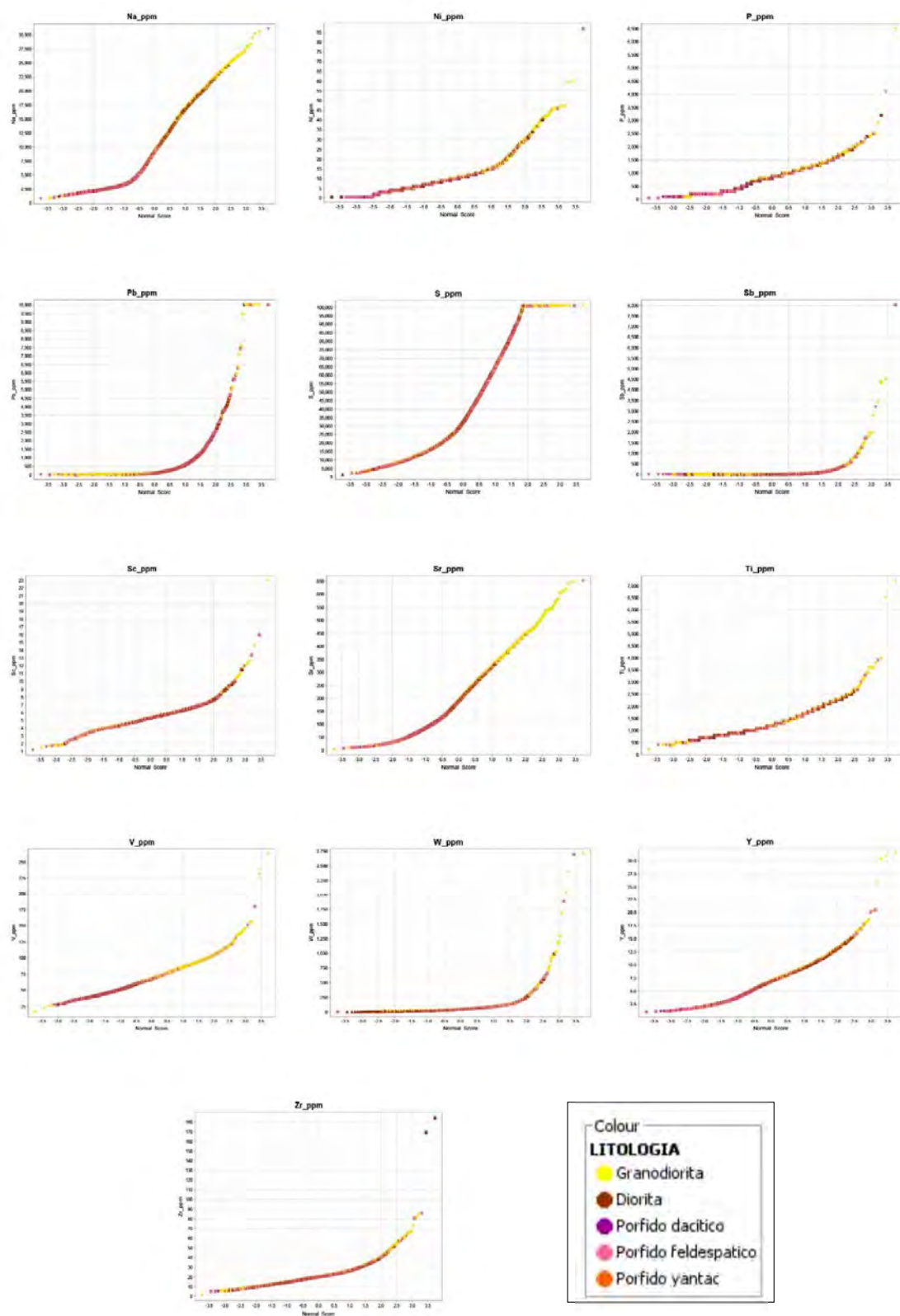


Figura 78. Histogramas en base logarítmica

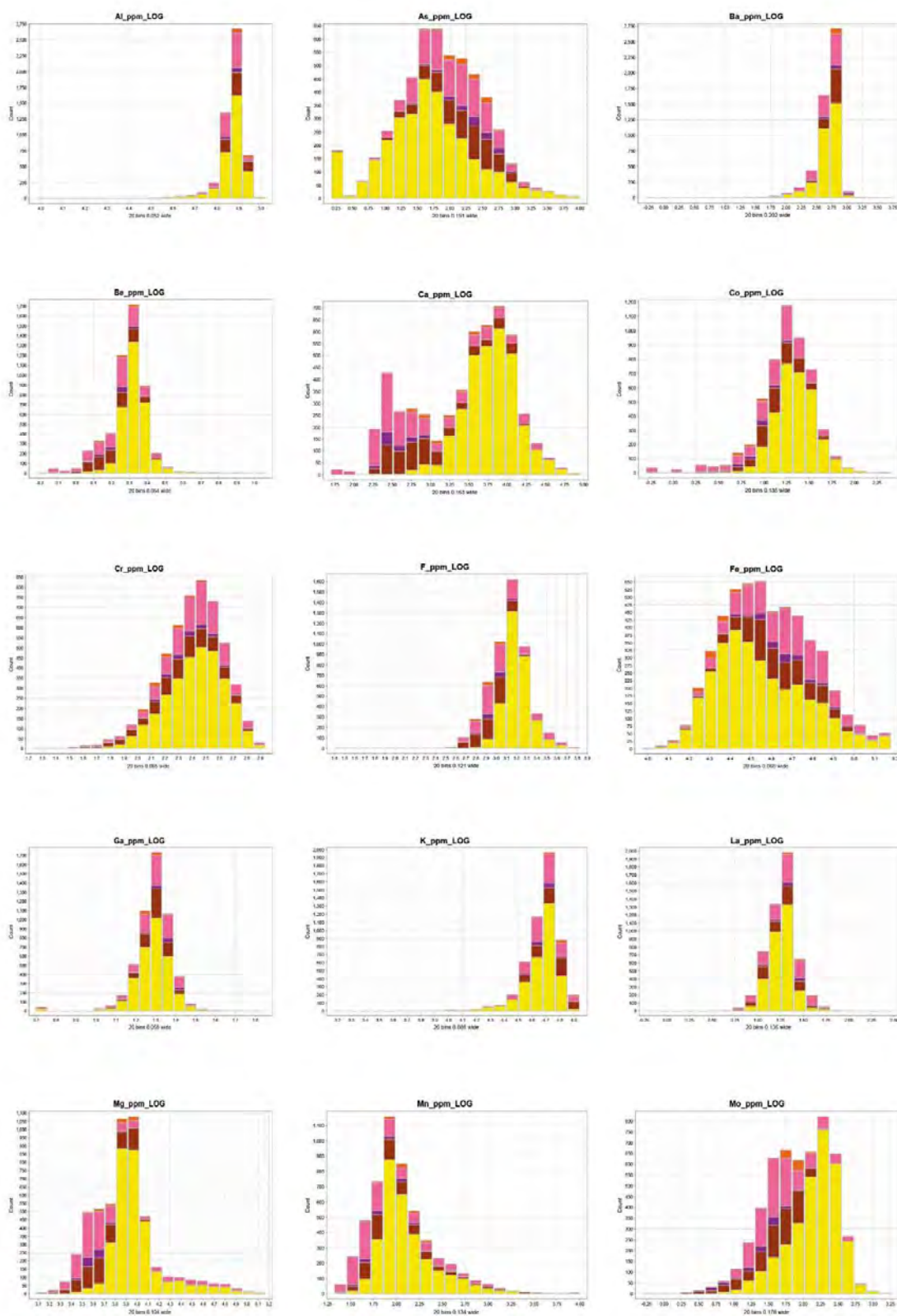


Figura 78. Histogramas en base logarítmica (continuación)

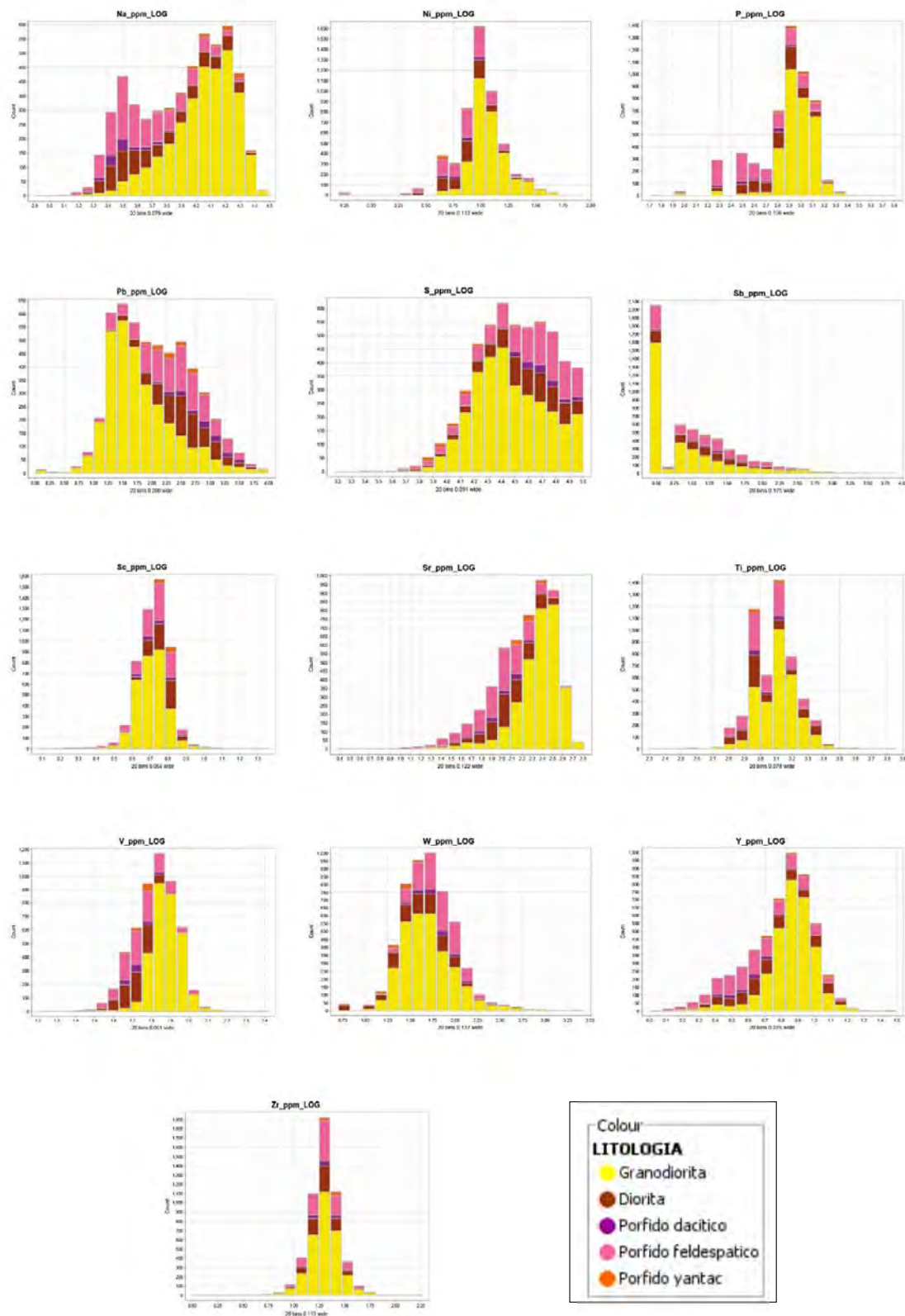


Figura 79. Diagramas de probabilidad en base logarítmica

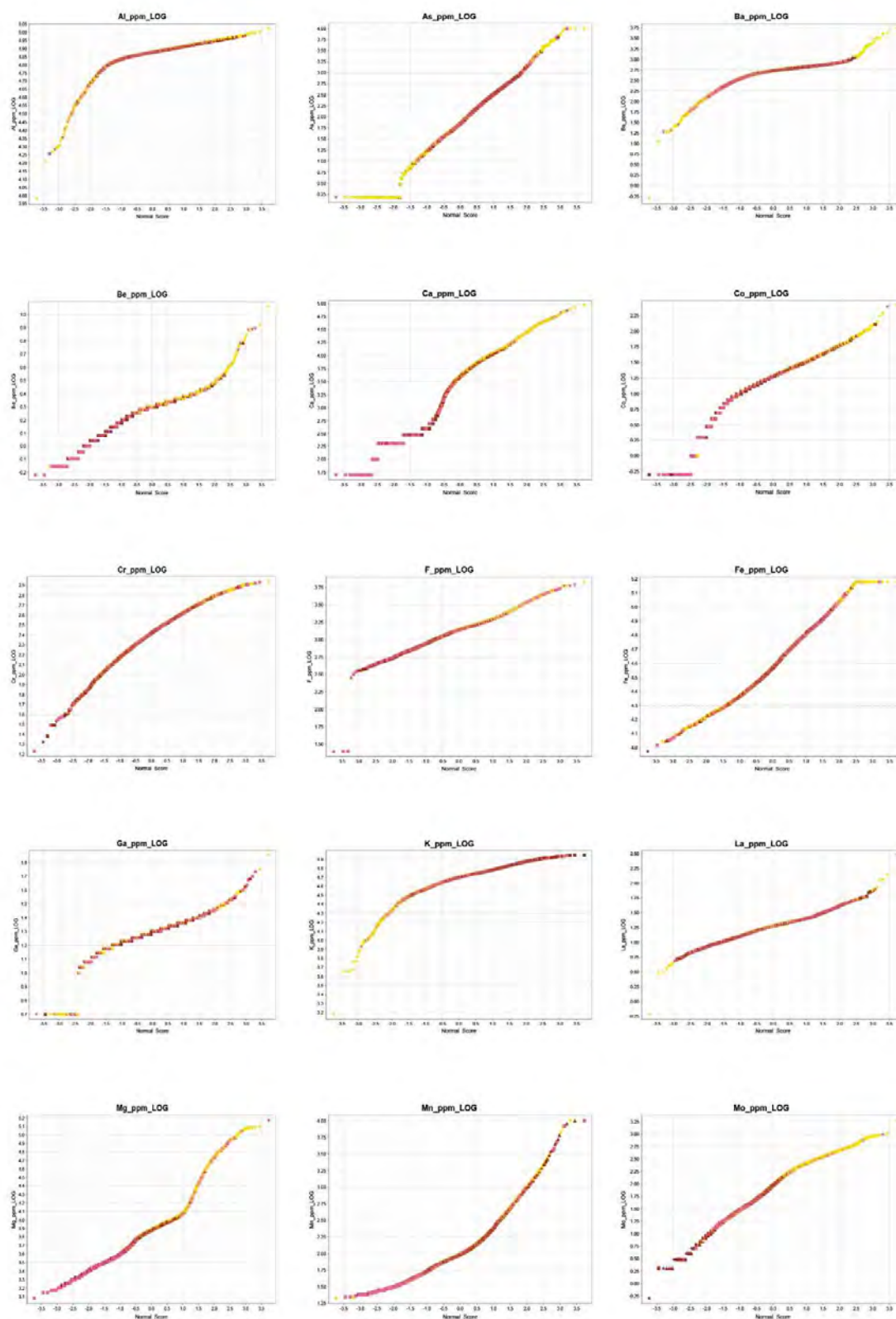
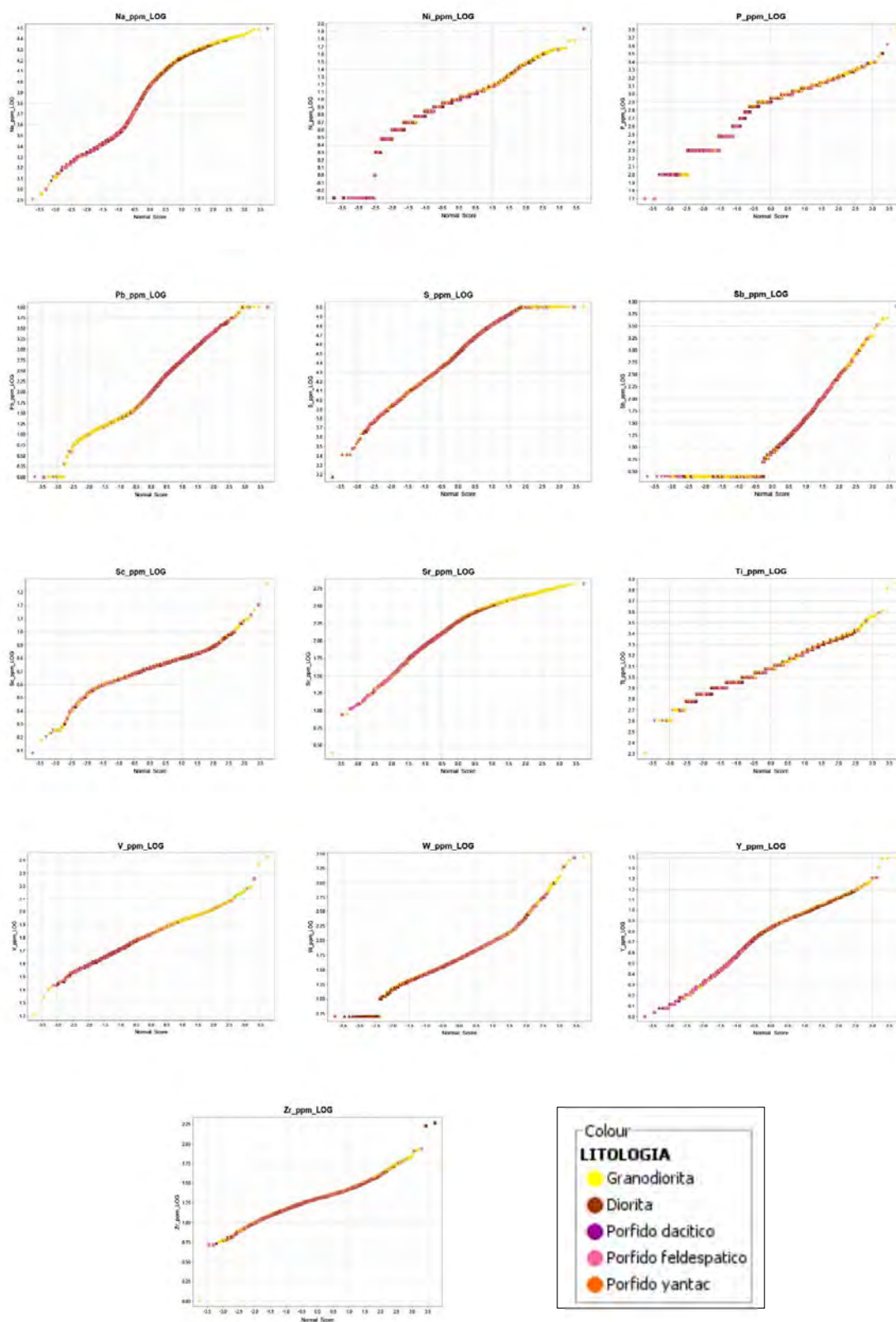


Figura 79. Diagramas de probabilidad en base logarítmica (continuación)



El objetivo de los análisis anteriores es la elección de las mejores variables en cuanto a comportamiento estadístico, es decir, variables que cumplan con distribución probabilística normal o log - normal. Esto debido a que los análisis posteriores requieren que las variables que se usen como entrada ("input") cumplan con esa condición de distribución probabilística. El set de elementos químicos (variables) seleccionados para seguir con el análisis de datos son: **Al, Ba, Ca, Co, Cr, F, Fe, Ga, K, Mg, Mo, Na, Pb, S, Sc, Ti, V, Y, Zr.**

7.4. Geoestadística multivariable

Esta etapa incluye los procesos que analizarán las relaciones entre 2 o más variables para cada una de las poblaciones. Las variables (elementos químicos) en esta etapa se analizarán en su transformación logarítmica, ya que presentan mejores distribuciones probabilísticas cercanas a la normalidad.

Las poblaciones de estudio corresponden a las litologías intrusivas en las cuales se perforó, extrajo y logueó las muestras de detritos de doble banco. Además, se utiliza como un segundo etiquetado de población las alteraciones hidrotermales presentes en cada litología (**Tabla 14**), estas serán mejor representada gráficamente en los diagramas estadísticos con la litología con etiquetado de color y las alteraciones con etiquetado de formas.

Tabla 14. Número de datos por Litologías y Alteraciones

		Alteración				Total
		Potásica	Fílica	Propilítica	Silicificación	
Litología	Grandiorita	2987	123			3110
	Diorita		615	137		752
	Pórfido dacítico				144	144
	Pórfido feldespático	223	900			1123
	Pórfido Yantac		3	95		98
	Total	3210	1641	232	144	5227

Nota. Los recuadros en negro indican que esa alteración no está presente para esa litología en el tajo.

7.4.1. Matriz de correlación de Spearman

En esta etapa se procedió con la elaboración de la matriz de correlación entre todos los elementos seleccionados anteriormente para todas las poblaciones de litologías (**Figura 80, Figura 81, Figura 82, Figura 83 y Figura 84**). Se abarcó la mayor cantidad de correlaciones para tener un análisis más amplio en cada una de las litologías y alteraciones, por lo que se consideró correlaciones por encima de 0.5 de puntuación (**Tabla 15**).

Tabla 15. Correlaciones identificadas en la matriz de Spearman

	Directas			Indirectas
Granodiorita	Fe-S (0.96)	Ca-Ti (0.71)	Y-Ti (0.58)	Fe-Ba (-0.61)
	Ti-Sc (0.77)	V-Ti (0.68)	Sc-Ga (0.52)	Fe-K (-0.59)
	Ca-Mg (0.77)	Mg-Ti (0.67)	Mg-Zr (0.52)	S-Ba (-0.55)
	V-Sc (0.76)	Ca-Y (0.67)	Mg-Sc (0.51)	
	S-Co (0.74)	K-Ba (0.6)	Al-Sc (0.5)	
	Fe-Co (0.72)	Mg-Y (0.6)	Ca-Zr (0.5)	
Diorita	Fe-S (0.92)	Al-Mg (0.67)	Ca-V (0.52)	Al-S (-0.72)
	Ca-Y (0.8)	Mg-Ti (0.65)	Mo-Co (0.51)	S-Ti (-0.62)
	Ca-Mg (0.79)	Ca-Ti (0.65)	Mg-Zr (0.51)	Al-Fe (-0.61)
	Mg-Y (0.78)	Al-V (0.63)		S-Y (-0.6)
	V-Ti (0.74)	Ca-Al (0.62)		Ca-S (-0.59)
	Mg-V (0.72)	Y-V (0.59)		Mg-S (-0.57)
	Al-Y (0.71)	Y-Zr (0.54)		V-K (-0.54)
	Al-Ti (0.7)	Al-Zr (0.54)		V-Co (-0.52)
	Y-Ti (0.68)	Al-Sc (0.52)		Fe-Ba (-0.51)
Pórfido Dacítico	Fe-S (0.96)	Sc-Mo (0.59)	Al-Y (0.53)	Ba-F (-0.62)
	Ca-Y (0.63)	Mo-Co (0.57)	Y-Ba (0.51)	Al-S (-0.61)
	V-Sc (0.62)	Al-Ti (0.56)	S-Co (0.51)	Al-Fe (-0.61)
	Mg-Ti (0.62)	Al-Mg (0.55)		V-Ba (-0.54)
	Mg-V (0.6)	Zr-Ba (0.54)		
Pórfido Feldespático	Fe-S (0.95)	Mg-F (0.7)	Mg-Ti (0.59)	Ba-F (-0.64)
	K-Ba (0.77)	Fe-Co (0.63)	Mg-Y (0.59)	Mg-K (-0.56)
	Ca-Mg (0.74)	S-Co (0.62)	Al-Sc (0.57)	Mg-Ba (-0.52)
	V-Ti (0.73)	Ca-Y (0.62)	Ca-V (0.54)	
	Mg-V (0.72)	V-F (0.59)		
Pórfido Yantac	Ca-Y (0.9)	Ca-Ti (0.8)	Y-V (0.64)	Ca-K (-0.66)
	Mg-Y (0.85)	Fe-S (0.75)	Ca-V (0.6)	Y-K (-0.6)
	S-Co (0.83)	Mg-V (0.74)	Al-Mg (0.58)	Ti-K (-0.57)
	Ca-Mg (0.81)	Fe-Co (0.73)	Al-V (0.54)	
	Y-Ti (0.8)	Mg-Ti (0.66)	V-Ti (0.51)	

Nota. En las correlaciones indirectas, los valores negativos más alejados del 0 corresponden a correlaciones más fuertes

Figura 80. Matriz de correlación para la granodiorita

	F_ppm_LOG	Ba_ppm_LOG	Co_ppm_LOG	Cr_ppm_LOG	Ga_ppm_LOG	K_ppm_LOG	Mo_ppm_LOG	Sc_ppm_LOG	Ti_ppm_LOG	V_ppm_LOG	Zr_ppm_LOG	Y_ppm_LOG	Pb_ppm_LOG	S_ppm_LOG	Mg_ppm_LOG	Fe_ppm_LOG	Al_ppm_LOG	Ca_ppm_LOG
F_ppm_LOG	1	-0.26	0.11	-0.12	0.26	0.056	0.25	0.2	0.19	0.41	0.17	0.3	0.19	0.066	0.46	0.068	0.03	0.11
Ba_ppm_LOG	-0.26	1	-0.42	-0.048	-0.21	0.6	0.27	-0.13	-0.16	-0.17	-0.16	-0.051	-0.051	-0.022	-0.4	-0.61	0.4	-0.22
Co_ppm_LOG	0.11	-0.42	1	0.014	0.12	-0.28	-0.21	-0.082	-0.042	0.01	0.07	-0.053	0.063	0.74	0.11	0.72	-0.3	-0.012
Cr_ppm_LOG	-0.12	-0.048	0.014	1	-0.0089	-0.036	0.028	0.016	-0.016	0.018	-0.14	-0.14	-0.063	0.013	-0.12	0.067	-0.093	-0.09
Ga_ppm_LOG	0.26	-0.21	0.12	-0.0089	1	-0.3	-0.2	0.52	0.49	0.45	0.22	0.27	0.13	0.2	0.37	0.25	0.3	0.29
K_ppm_LOG	0.056	0.6	-0.28	-0.036	-0.3	1	0.46	-0.21	-0.32	-0.051	-0.29	-0.13	0.0079	-0.49	-0.37	-0.59	0.25	-0.49
Mo_ppm_LOG	0.25	0.27	-0.21	0.028	-0.2	0.46	1	-0.15	-0.17	0.083	-0.12	0.11	-0.076	-0.39	-0.14	-0.42	5.80E-04	-0.17
Sc_ppm_LOG	0.2	-0.13	-0.082	0.016	0.52	-0.21	-0.15	1	0.77	0.76	0.27	0.45	-0.047	-0.092	0.51	-0.021	0.5	0.46
Ti_ppm_LOG	0.19	-0.16	-0.042	-0.016	0.49	-0.32	-0.17	0.77	1	0.68	0.38	0.58	-0.18	-0.12	0.67	-0.0043	0.47	0.71
V_ppm_LOG	0.41	-0.17	0.01	0.018	0.45	-0.051	0.083	0.76	0.68	1	0.17	0.4	-0.052	-0.13	0.47	-0.077	0.49	0.33
Zr_ppm_LOG	0.17	-0.16	0.07	-0.14	0.22	-0.29	-0.12	0.27	0.38	0.17	1	0.44	-0.069	0.073	0.52	0.15	0.077	0.5
Y_ppm_LOG	0.3	-0.051	-0.053	-0.14	0.27	-0.13	0.11	0.45	0.58	0.4	0.44	1	-0.065	-0.18	0.6	-0.11	0.31	0.67
Pb_ppm_LOG	0.19	-0.022	0.063	-0.063	0.13	0.0079	-0.076	-0.047	-0.18	-0.052	-0.069	-0.065	1	0.19	-0.063	0.15	-0.13	-0.26
S_ppm_LOG	0.066	-0.55	0.74	0.013	0.2	-0.49	-0.39	-0.092	-0.12	-0.13	0.073	-0.18	0.19	1	0.09	0.96	-0.46	-0.09
Mg_ppm_LOG	0.46	-0.4	0.11	-0.12	0.37	-0.37	-0.14	0.51	0.67	0.47	0.52	0.6	-0.063	0.09	1	0.2	0.14	0.77
Fe_ppm_LOG	0.068	-0.61	0.72	0.067	0.25	-0.59	-0.42	-0.021	-0.0043	-0.077	0.15	-0.11	0.15	0.96	0.2	1	-0.47	0.028
Al_ppm_LOG	0.03	0.4	-0.3	-0.093	0.3	0.25	5.80E-04	0.5	0.47	0.49	0.077	0.31	-0.13	-0.46	0.14	-0.47	1	0.27
Ca_ppm_LOG	0.11	-0.22	-0.012	-0.09	0.29	-0.49	-0.17	0.46	0.71	0.33	0.5	0.67	-0.26	-0.09	0.77	0.028	0.27	1

Figura 81. Matriz de correlación para la diorita

	F_ppm_LOG	Ba_ppm_LOG	Co_ppm_LOG	Cr_ppm_LOG	Ga_ppm_LOG	K_ppm_LOG	Mo_ppm_LOG	Sc_ppm_LOG	Ti_ppm_LOG	V_ppm_LOG	Zr_ppm_LOG	Y_ppm_LOG	Pb_ppm_LOG	S_ppm_LOG	Mg_ppm_LOG	Fe_ppm_LOG	Al_ppm_LOG	Ca_ppm_LOG
F_ppm_LOG	1	-0.22	0.26	0.11	0.088	0.27	0.32	-0.35	-0.45	-0.16	-0.3	-0.36	0.079	0.36	-0.1	0.18	-0.38	-0.38
Ba_ppm_LOG	-0.22	1	-0.066	-0.15	-0.06	0.33	0.11	0.14	0.17	-0.052	0.33	0.34	-0.026	-0.44	0.21	-0.51	0.41	0.25
Co_ppm_LOG	0.26	-0.066	1	0.25	-0.14	0.29	0.51	-0.15	-0.5	-0.52	-0.2	-0.22	-0.069	0.44	-0.23	0.31	-0.42	-0.22
Cr_ppm_LOG	0.11	-0.15	0.25	1	0.068	0.05	0.097	-0.085	-0.16	-0.2	-0.12	-0.22	0.15	0.26	-0.21	0.31	-0.31	-0.19
Ga_ppm_LOG	0.088	-0.06	-0.14	0.068	1	-0.041	-0.12	0.16	0.072	0.086	-0.053	0.0031	0.24	0.055	-0.0098	0.087	0.018	-0.078
K_ppm_LOG	0.27	0.33	0.29	0.05	-0.041	1	0.46	-0.091	-0.41	-0.54	-0.29	-0.38	0.045	0.14	-0.42	-0.045	-0.19	-0.44
Mo_ppm_LOG	0.32	0.11	0.51	0.097	-0.12	0.46	1	-0.11	-0.44	-0.48	-0.17	-0.27	0.037	0.047	-0.31	-0.15	-0.32	-0.27
Sc_ppm_LOG	-0.35	0.14	-0.15	-0.085	0.16	-0.091	-0.11	1	0.47	0.4	0.28	0.45	-0.078	-0.38	0.29	-0.3	0.52	0.33
Ti_ppm_LOG	-0.45	0.17	-0.5	-0.16	0.072	-0.41	-0.44	0.47	1	0.74	0.43	0.68	-0.21	-0.62	0.65	-0.43	0.7	0.65
V_ppm_LOG	-0.16	-0.052	-0.52	-0.2	0.086	-0.54	-0.48	0.4	0.74	1	0.38	0.59	-0.17	-0.45	0.72	-0.26	0.63	0.52
Zr_ppm_LOG	-0.3	0.33	-0.2	-0.12	-0.053	-0.29	-0.17	0.28	0.43	0.38	1	0.54	-0.13	-0.48	0.51	-0.37	0.54	0.5
Y_ppm_LOG	-0.36	0.34	-0.22	-0.22	0.0031	-0.38	-0.27	0.45	0.68	0.59	0.54	1	-0.22	0.13	0.78	-0.45	0.71	0.8
Pb_ppm_LOG	0.079	-0.026	-0.069	0.15	0.24	0.045	0.037	-0.078	-0.21	-0.17	-0.13	-0.22	1	0.13	-0.35	0.11	-0.25	-0.28
S_ppm_LOG	0.36	-0.44	0.44	0.26	0.055	0.14	0.047	-0.38	-0.62	-0.45	-0.48	-0.6	0.13	1	-0.57	0.92	-0.72	-0.59
Mg_ppm_LOG	-0.1	0.21	-0.23	-0.21	-0.0098	-0.42	-0.31	0.29	0.65	0.72	0.51	0.78	-0.35	-0.57	1	-0.44	0.67	0.79
Fe_ppm_LOG	0.18	-0.51	0.31	0.31	0.087	-0.045	-0.15	-0.3	-0.43	-0.26	-0.37	-0.49	0.11	0.92	-0.44	1	-0.61	-0.45
Al_ppm_LOG	-0.38	0.41	-0.42	-0.31	0.018	-0.19	-0.32	0.52	0.7	0.63	0.54	0.71	-0.25	-0.72	0.67	-0.61	1	0.62
Ca_ppm_LOG	-0.38	0.25	-0.22	-0.19	-0.078	-0.44	-0.27	0.33	0.65	0.52	0.5	0.8	-0.28	-0.59	0.79	-0.45	0.62	1

Figura 82. Matriz de correlación para el pórfido dacítico

	F_ppm_LOG	Ba_ppm_LOG	Co_ppm_LOG	Cr_ppm_LOG	Ga_ppm_LOG	K_ppm_LOG	Mo_ppm_LOG	Sc_ppm_LOG	Ti_ppm_LOG	V_ppm_LOG	Zr_ppm_LOG	Y_ppm_LOG	Pb_ppm_LOG	S_ppm_LOG	Mg_ppm_LOG	Fe_ppm_LOG	Al_ppm_LOG	Ca_ppm_LOG
F_ppm_LOG	1	-0.62	-0.08	-0.16	-0.042	-0.31	0.19	0.16	-0.25	0.41	-0.16	-0.48	-0.0073	0.042	0.23	0.071	-0.26	-0.32
Ba_ppm_LOG	-0.62	1	-0.14	-0.021	0.17	0.49	-0.47	-0.48	0.26	-0.54	0.54	0.51	-0.056	-0.12	-0.12	-0.18	0.33	0.33
Co_ppm_LOG	-0.08	-0.14	1	0.11	-0.34	0.16	0.57	0.24	-0.48	-0.22	-0.32	0.092	0.23	0.51	-0.47	0.48	-0.35	-0.029
Cr_ppm_LOG	-0.16	-0.021	0.11	1	0.074	-0.079	0.11	0.12	0.14	0.005	-0.14	0.13	0.14	0.013	0.084	0.032	0.055	0.14
Ga_ppm_LOG	-0.042	0.17	-0.34	0.074	1	-0.025	-0.38	0.028	0.33	0.049	0.25	0.25	0.23	-0.029	0.3	-0.053	0.3	0.066
K_ppm_LOG	-0.31	0.49	0.16	-0.079	-0.025	1	0.12	-0.04	-0.13	-0.31	0.073	0.11	0.091	-0.097	-0.38	-0.17	0.18	-0.079
Mo_ppm_LOG	0.19	-0.47	0.57	0.11	-0.38	0.12	1	0.59	-0.47	0.19	-0.47	-0.18	0.23	0.011	-0.21	0.02	-0.18	-0.13
Sc_ppm_LOG	0.16	-0.48	0.24	0.12	0.028	-0.04	0.59	1	0.053	0.62	-0.47	0.11	0.22	-0.15	0.2	-0.14	0.22	-0.0038
Ti_ppm_LOG	-0.25	0.26	-0.48	0.14	0.33	-0.13	-0.47	0.053	1	0.36	0.29	0.48	-0.36	-0.27	0.62	-0.2	0.56	0.37
V_ppm_LOG	0.41	-0.54	-0.22	0.005	0.049	-0.31	0.19	0.62	0.36	1	-0.21	-0.091	-0.11	-0.19	0.6	-0.1	0.24	-0.015
Zr_ppm_LOG	-0.16	0.54	-0.32	-0.14	0.25	0.073	-0.47	-0.47	0.29	-0.21	1	0.32	-0.18	0.039	0.21	0.039	0.14	0.15
Y_ppm_LOG	-0.48	0.51	0.092	0.13	0.25	0.11	-0.18	0.11	0.48	-0.091	0.32	1	-0.038	-0.048	0.33	-0.082	0.53	0.63
Pb_ppm_LOG	-0.0073	-0.056	0.23	0.14	0.23	0.091	0.23	0.22	-0.36	-0.11	-0.18	-0.038	1	0.11	-0.3	0.034	-0.14	-0.13
S_ppm_LOG	0.042	-0.12	0.51	0.013	-0.029	-0.097	0.011	-0.15	-0.27	-0.19	0.039	-0.048	0.11	1	-0.34	0.96	-0.61	-0.22
Mg_ppm_LOG	0.23	-0.12	-0.47	0.084	0.3	-0.38	-0.21	0.2	0.62	0.6	0.21	0.33	-0.3	-0.34	1	-0.25	0.55	0.4
Fe_ppm_LOG	0.071	-0.18	0.48	0.032	-0.053	-0.17	0.02	-0.14	-0.2	-0.1	0.039	-0.082	0.034	0.96	-0.25	1	-0.61	-0.22
Al_ppm_LOG	-0.26	0.33	-0.35	0.055	0.3	0.18	-0.18	0.22	0.56	0.24	0.14	0.53	-0.14	-0.61	0.55	-0.61	1	0.5
Ca_ppm_LOG	-0.32	0.33	-0.029	0.14	0.066	-0.079	-0.13	-0.0038	0.37	-0.015	0.15	0.63	-0.13	-0.22	0.4	-0.22	0.5	1

Figura 83. Matriz de correlación para el pórfido feldespático

	F_ppm_LOG	Ba_ppm_LOG	Co_ppm_LOG	Cr_ppm_LOG	Ga_ppm_LOG	K_ppm_LOG	Mo_ppm_LOG	Sc_ppm_LOG	Ti_ppm_LOG	V_ppm_LOG	Zr_ppm_LOG	Y_ppm_LOG	Pb_ppm_LOG	S_ppm_LOG	Mg_ppm_LOG	Fe_ppm_LOG	Al_ppm_LOG	Ca_ppm_LOG
F_ppm_LOG	1	-0.64	0.22	0.048	0.15	-0.5	0.42	-0.24	0.27	0.55	0.28	0.27	-0.37	0.0078	0.7	0.11	-0.33	0.44
Ba_ppm_LOG	-0.64	1	-0.19	-0.082	-0.18	0.77	-0.27	0.18	-0.25	-0.48	-0.14	-0.094	0.23	-0.18	-0.52	-0.31	0.44	-0.31
Co_ppm_LOG	0.22	-0.19	1	0.077	-0.17	-0.087	0.42	-0.053	-0.082	0.16	0.17	0.4	-0.27	0.62	0.25	0.63	-0.3	0.46
Cr_ppm_LOG	0.048	-0.082	0.077	1	-0.043	-0.11	0.17	-0.14	0.0031	0.067	-0.093	-0.085	-0.095	0.042	-0.0076	0.061	-0.22	0.037
Ga_ppm_LOG	0.15	-0.18	-0.17	-0.043	1	-0.16	-0.13	0.24	0.29	0.23	0.12	0.14	0.19	-0.14	0.18	-0.092	0.23	0.014
K_ppm_LOG	-0.5	0.77	-0.087	-0.11	-0.16	1	-0.18	0.25	-0.42	-0.45	-0.17	-0.14	0.27	-0.024	-0.56	-0.15	0.41	-0.41
Mo_ppm_LOG	0.42	-0.27	0.42	0.17	-0.13	-0.18	1	-0.24	0.14	0.27	0.23	0.32	-0.29	-0.065	0.32	0.016	-0.35	0.44
Sc_ppm_LOG	-0.24	0.18	-0.053	-0.14	0.24	0.25	-0.24	1	0.27	0.2	0.061	0.24	0.23	-0.042	-0.015	-0.067	0.57	-0.081
Ti_ppm_LOG	0.27	-0.25	-0.082	0.0031	0.29	-0.42	0.14	0.27	1	0.73	0.29	0.45	-0.21	-0.38	0.59	-0.28	0.17	0.47
V_ppm_LOG	0.59	-0.48	0.16	0.067	0.23	-0.49	0.27	0.2	0.73	1	0.23	0.34	-0.31	-0.2	0.72	-0.081	0.081	0.54
Zr_ppm_LOG	0.28	-0.14	0.17	-0.093	0.12	-0.17	0.23	0.061	0.29	0.23	1	0.47	-0.16	-0.049	0.35	0.044	-0.0043	0.3
Y_ppm_LOG	0.27	-0.094	0.4	-0.085	0.14	-0.14	0.32	0.24	0.45	0.34	0.47	1	-0.27	0.036	0.59	0.091	0.045	0.62
Pb_ppm_LOG	-0.37	0.23	-0.27	-0.095	0.19	0.27	-0.29	0.23	-0.21	-0.31	-0.16	-0.27	1	0.0067	-0.43	-0.028	0.2	-0.41
S_ppm_LOG	0.0078	-0.18	0.62	0.042	-0.14	-0.024	-0.065	-0.042	-0.38	-0.2	-0.09	0.036	0.0067	1	-0.1	0.95	-0.34	-0.066
Mg_ppm_LOG	0.7	-0.52	0.25	-0.0076	0.18	-0.56	0.32	-0.015	0.59	0.72	0.39	0.59	-0.43	-0.1	1	0.013	-0.097	0.74
Fe_ppm_LOG	0.11	-0.31	0.63	0.061	-0.092	-0.15	0.016	-0.062	-0.28	-0.081	0.044	0.091	-0.028	0.95	0.013	1	-0.42	0.023
Al_ppm_LOG	-0.33	0.44	-0.3	-0.22	0.23	0.41	-0.35	0.57	0.17	0.0081	-0.0043	0.045	0.2	-0.34	-0.097	-0.42	1	-0.16
Ca_ppm_LOG	0.44	-0.31	0.46	0.037	0.014	-0.41	0.44	-0.081	0.47	0.54	0.3	0.62	-0.41	-0.066	0.74	0.023	-0.16	1

Figura 84. Matriz de correlación en el pórfido Yantac

F_ppm_LOG	Ba_ppm_LOG	Co_ppm_LOG	Cr_ppm_LOG	Ga_ppm_LOG	K_ppm_LOG	Mo_ppm_LOG	Sc_ppm_LOG	Ti_ppm_LOG	V_ppm_LOG	Zr_ppm_LOG	Y_ppm_LOG	Pb_ppm_LOG	S_ppm_LOG	Mg_ppm_LOG	Fe_ppm_LOG	Al_ppm_LOG	Ca_ppm_LOG
1	0.043	0.098	-0.02	0.077	0.19	0.021	0.026	-0.21	0.22	0.092	-0.1	-0.17	0.16	0.12	-0.084	0.18	-0.21
Ba_ppm_LOG	1	-0.36	-0.12	-0.23	0.25	0.25	-0.11	0.0027	0.2	-0.016	0.04	-0.28	-0.28	0.23	-0.44	0.42	-0.025
Co_ppm_LOG	0.098	1	0.16	0.21	-0.042	-0.13	-0.19	-0.2	-0.31	-0.023	-0.11	0.18	0.83	-0.16	0.73	-0.3	-0.14
Cr_ppm_LOG	-0.02	0.16	1	0.27	0.2	0.011	0.067	-0.25	-0.26	-0.06	-0.25	0.17	0.29	-0.3	0.2	-0.16	-0.3
Ga_ppm_LOG	0.077	-0.23	0.21	1	-0.23	0.17	0.21	0.15	0.22	-0.0033	0.13	0.28	0.31	0.13	0.4	-0.058	0.08
K_ppm_LOG	0.19	0.25	-0.042	0.2	1	0.088	4.00E-04	-0.57	-0.44	-0.24	-0.16	0.0049	0.23	-0.45	-0.094	0.037	-0.66
Mo_ppm_LOG	0.021	0.25	-0.13	0.011	0.17	1	0.17	-0.11	0.14	-0.13	0.037	-0.0063	-0.0056	0.19	-0.031	0.21	-0.031
Sc_ppm_LOG	0.026	-0.11	-0.19	0.067	0.21	0.17	1	0.28	0.29	0.046	0.27	-0.17	-0.15	0.22	-0.097	0.26	0.2
Ti_ppm_LOG	-0.21	0.0027	-0.2	-0.25	0.15	-0.11	0.28	1	0.51	0.33	0.8	-0.18	-0.43	0.66	-0.16	0.21	0.8
V_ppm_LOG	0.22	0.2	-0.31	-0.26	0.22	0.14	0.29	0.51	1	0.26	0.64	-0.28	-0.37	0.74	-0.2	0.54	0.6
Zr_ppm_LOG	0.092	-0.016	-0.023	-0.06	-0.0033	-0.24	0.046	0.33	0.26	1	0.34	-0.16	-0.16	0.3	-0.064	0.21	0.39
Y_ppm_LOG	-0.1	0.04	-0.11	-0.29	0.13	-0.6	0.037	0.8	0.64	0.34	1	-0.31	-0.32	0.85	-0.16	0.45	0.9
Pb_ppm_LOG	-0.17	-0.28	0.18	0.17	0.26	0.0049	-0.17	-0.18	-0.18	-0.16	-0.31	1	0.24	-0.45	0.41	-0.42	-0.27
S_ppm_LOG	0.16	-0.28	0.83	0.29	0.31	0.23	-0.0056	-0.43	-0.43	-0.37	-0.32	0.24	1	-0.31	0.73	-0.22	-0.39
Mg_ppm_LOG	0.12	0.23	-0.16	-0.3	0.13	-0.49	0.19	0.66	0.74	0.3	0.85	-0.49	-0.31	1	-0.24	0.58	0.81
Fe_ppm_LOG	-0.084	-0.44	0.73	0.2	0.4	-0.094	-0.032	-0.16	-0.16	-0.064	-0.16	0.41	0.75	-0.24	1	-0.37	-0.15
Al_ppm_LOG	0.18	0.42	-0.3	-0.16	-0.058	0.037	0.21	0.21	0.54	0.21	0.45	-0.42	-0.22	0.58	-0.37	1	0.39
Ca_ppm_LOG	-0.21	-0.025	-0.14	-0.3	0.08	-0.66	-0.031	0.8	0.6	0.35	0.9	-0.27	-0.39	0.81	-0.15	0.39	1

A partir de las correlaciones de elementos determinadas en la matriz de Spearson es posible establecer visualmente algunas diferencias claras entre las alteraciones en cada litología. Se presentan las correlaciones en las que mejor se logra diferenciar las alteraciones para cada litología.

7.4.1.1. Granodiorita

- **Fe – S (0.96):** Correlación directa muy alta, debido a la extensa cantidad de datos de alteración potásica es difícil diferenciar de la alteración filica. De todas formas, se presenta el alto grado de correlación entre ambos elementos (**Figura 85**).
- **Ca – Ti (0.71):** Correlación directa alta, se observa que en la alteración filica el contenido de titanio se mantiene constante en la ratio de estos elementos (**Figura 87**), mientras que la alteración potásica sí se presenta en una correlación directa más fuerte (**Figura 86**). Se establece una diferencia clara a nivel visual.

Figura 85. Correlación Fe - S en la granodiorita

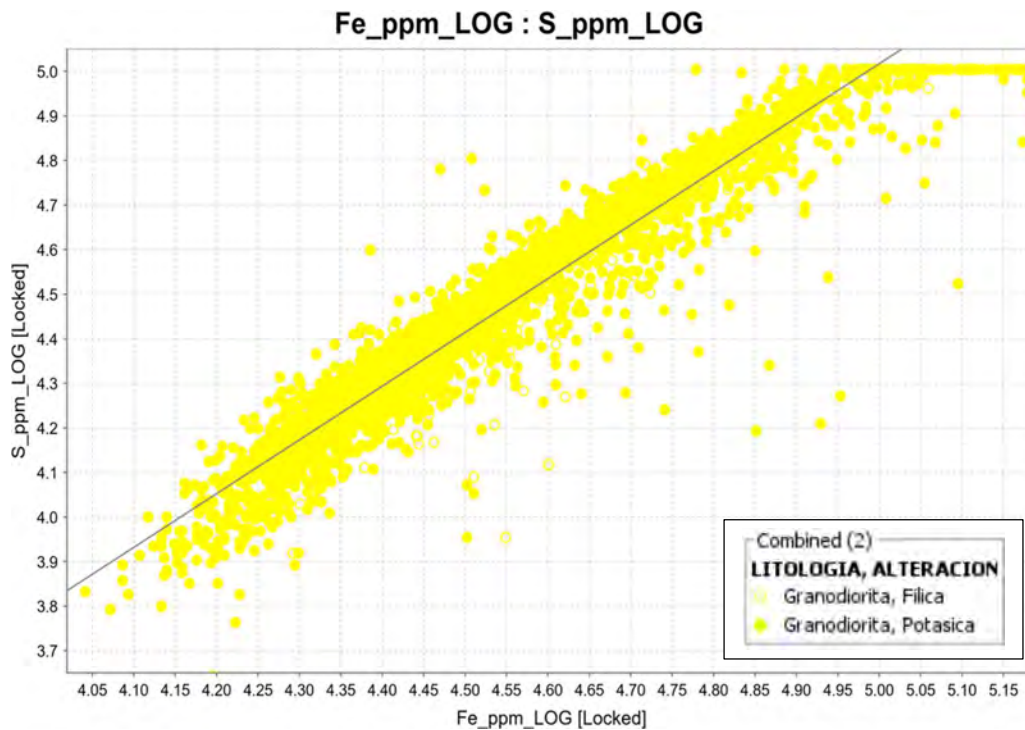
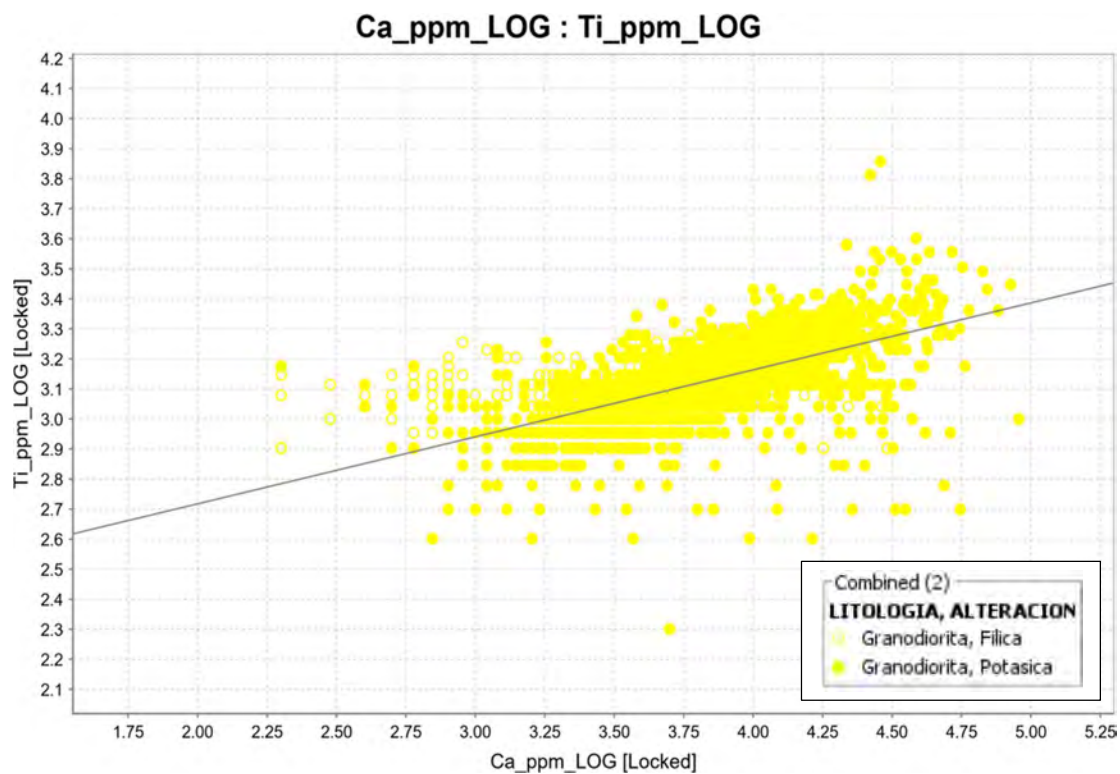
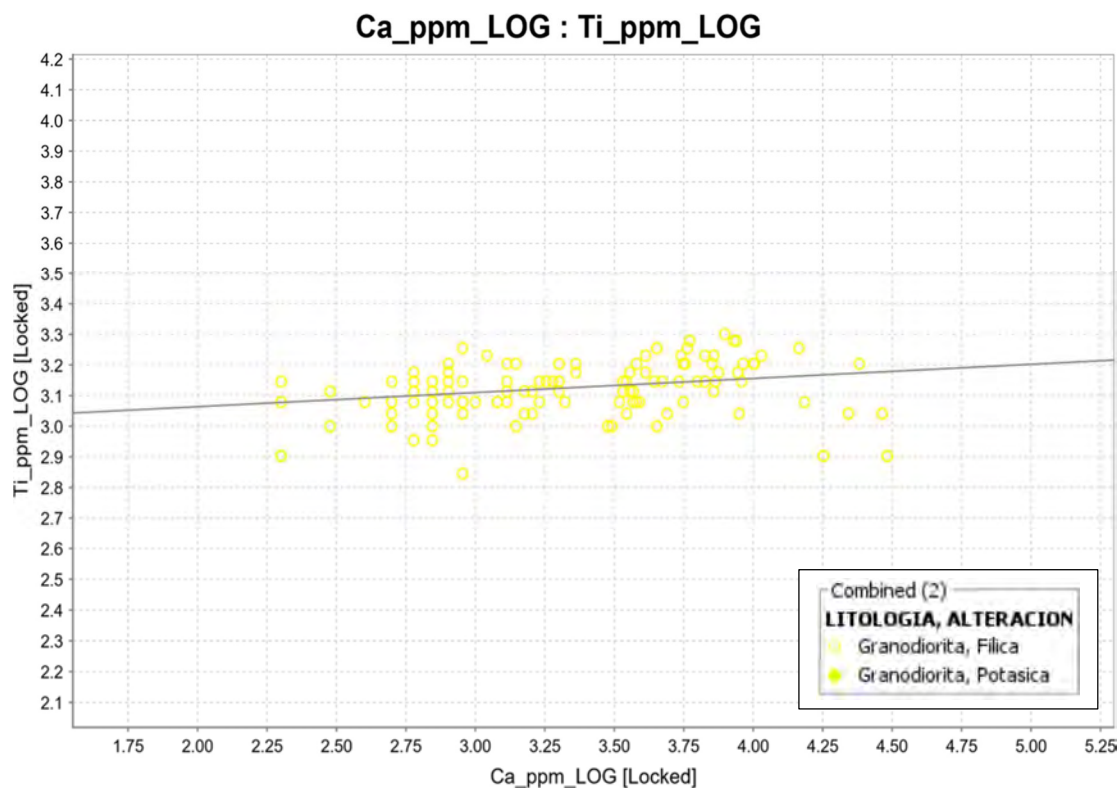


Figura 86. Correlación Ca - Ti en la granodiorita**Figura 87.** Correlación Ca - Ti en la granodiorita con alteración filica

7.4.1.2. *Diorita*

- **Ca – Mg (0.79):** Correlación directa alta, los contenidos de calcio y magnesio se mantienen bajos para la alteración fílica respecto a la alteración propilítica (**Figura 88**).
- **Al – Mg (0.67):** Correlación directa alta, los contenidos de aluminio y magnesio se mantienen bajos para la alteración fílica respecto a la alteración propilítica (**Figura 89**).
- **Ca – Al (0.62):** Correlación directa alta, los contenidos de calcio y aluminio se mantienen bajos para la alteración fílica respecto a la alteración propilítica (**Figura 90**).
- **Y – Zr (0.54):** Correlación directa regular, los contenidos de itrio y zirconio se mantienen bajos para la alteración fílica respecto a la alteración propilítica (**Figura 91**).
- **Al – S (-0.72):** Correlación inversa alta, a medida que el contenido de azufre disminuye y el contenido de aluminio aumenta, la alteración fílica pasa a alteración propilítica (**Figura 92**).
- **Al – Fe (-0.61):** Correlación inversa alta, a medida que el contenido de hierro disminuye y el contenido de aluminio aumenta, la alteración fílica pasa a alteración propilítica (**Figura 93**).
- **Ca – S (-0.59):** Correlación inversa alta, a medida que el contenido de azufre disminuye y el contenido de calcio aumenta, la alteración fílica pasa a alteración propilítica (**Figura 94**).

7.4.1.3. *Pórfido dacítico*

- **Fe – S (0.96):** Correlación directa muy alta, debido a que esta población de litológica solo presenta un tipo de alteración, esta correlación de elementos no establece diferencias entre tipos de alteraciones (**Figura 95**).

Figura 88. Correlación Ca - Mg en la diorita

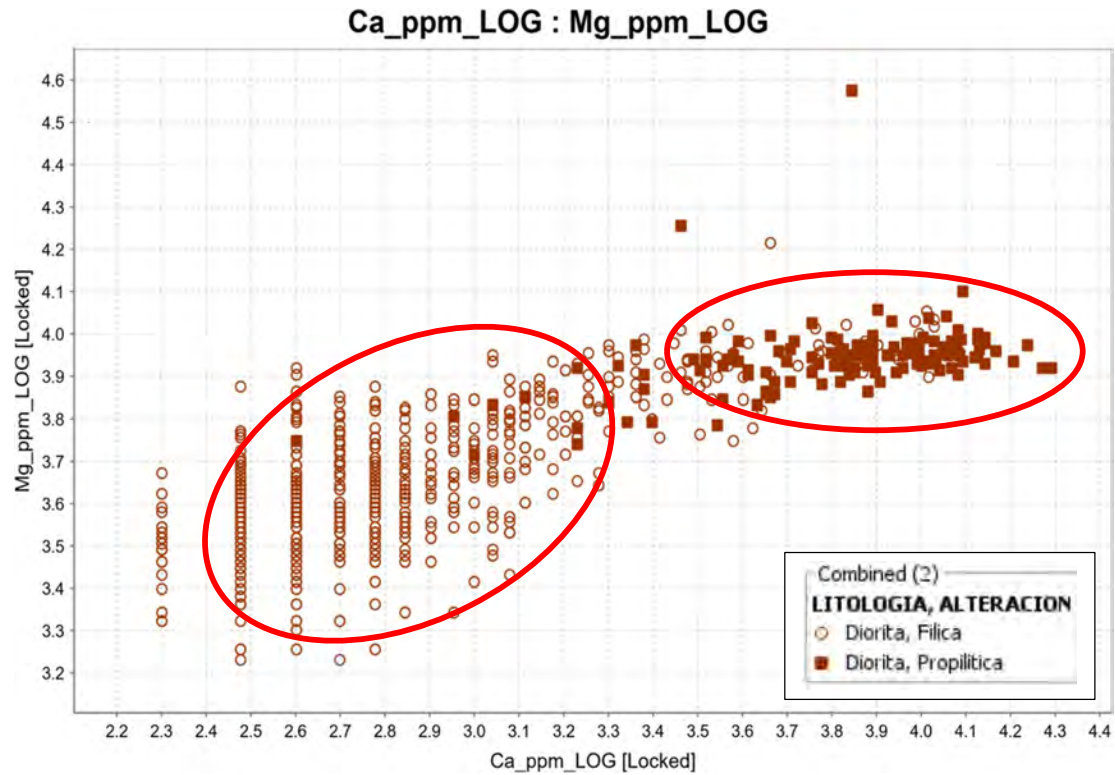


Figura 89. Correlación Al - Mg en la diorita

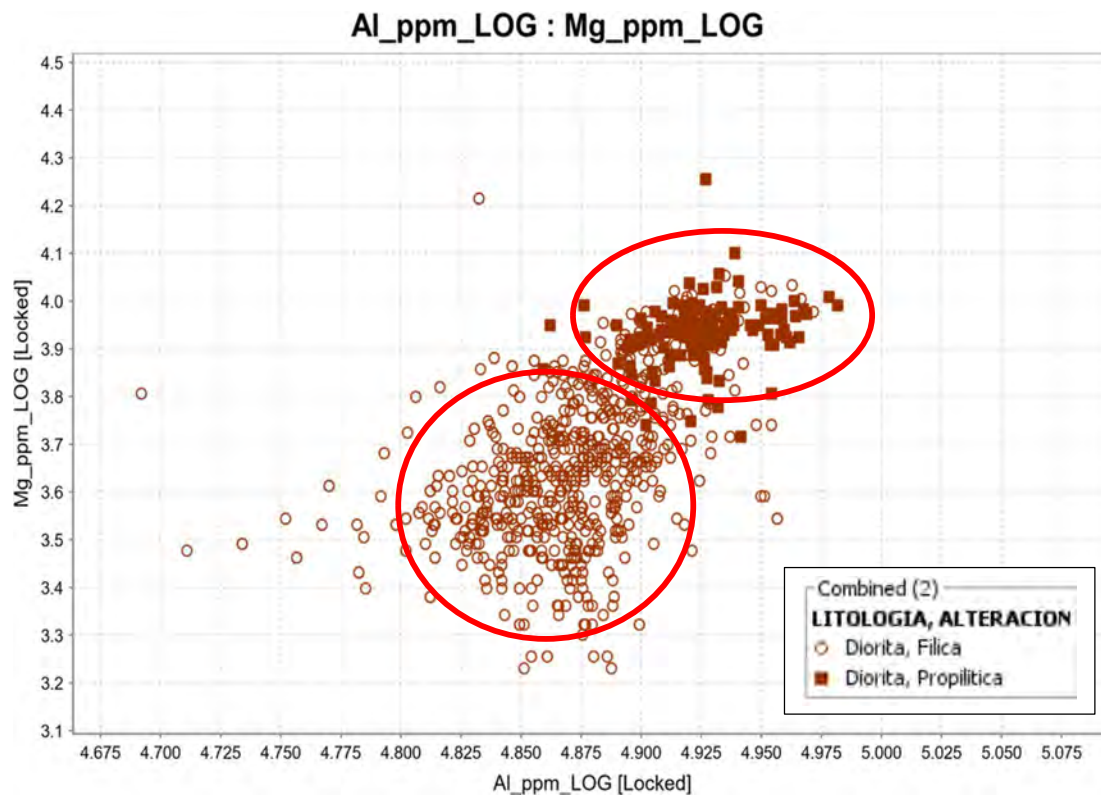


Figura 90. Correlación Al - Ca en la diorita

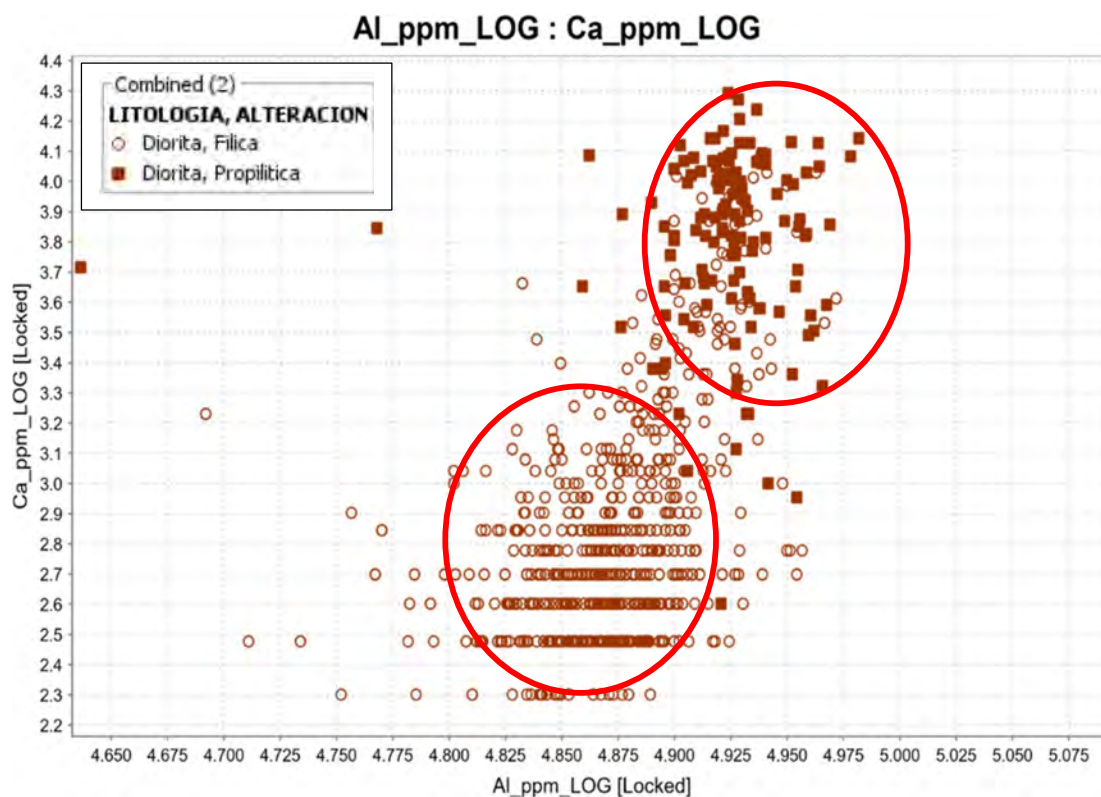


Figura 91. Correlación Y - Zr en la diorita

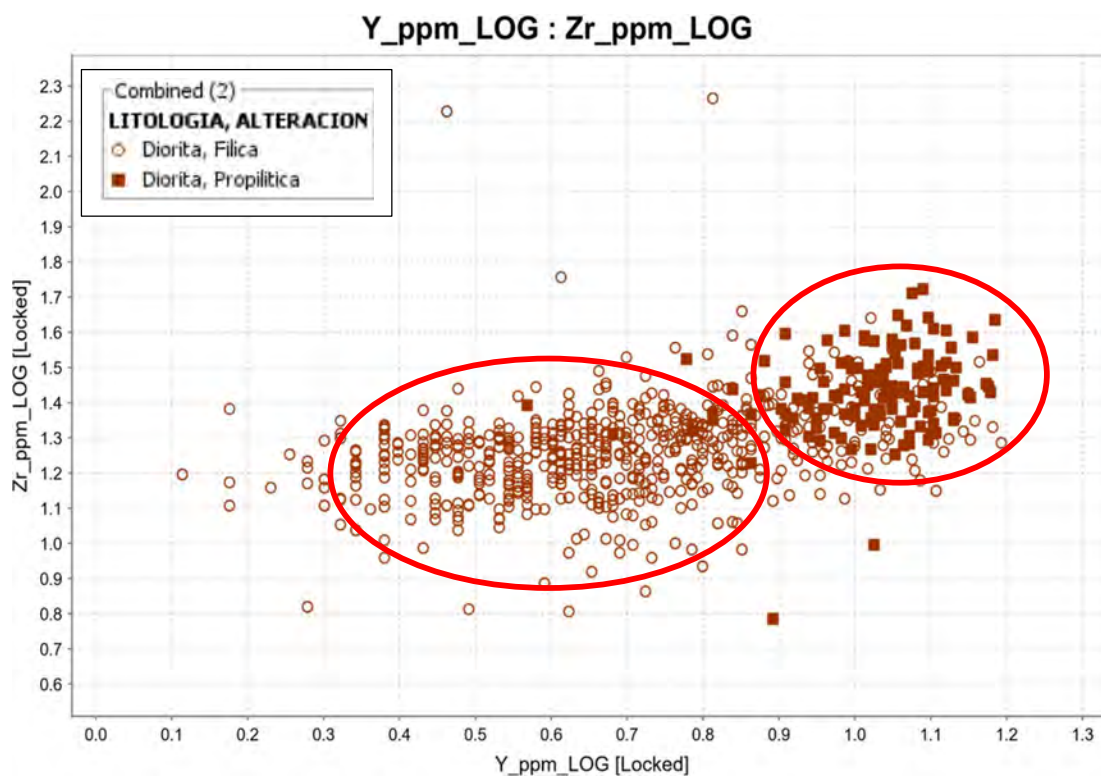


Figura 92. Correlación Al - S en la diorita

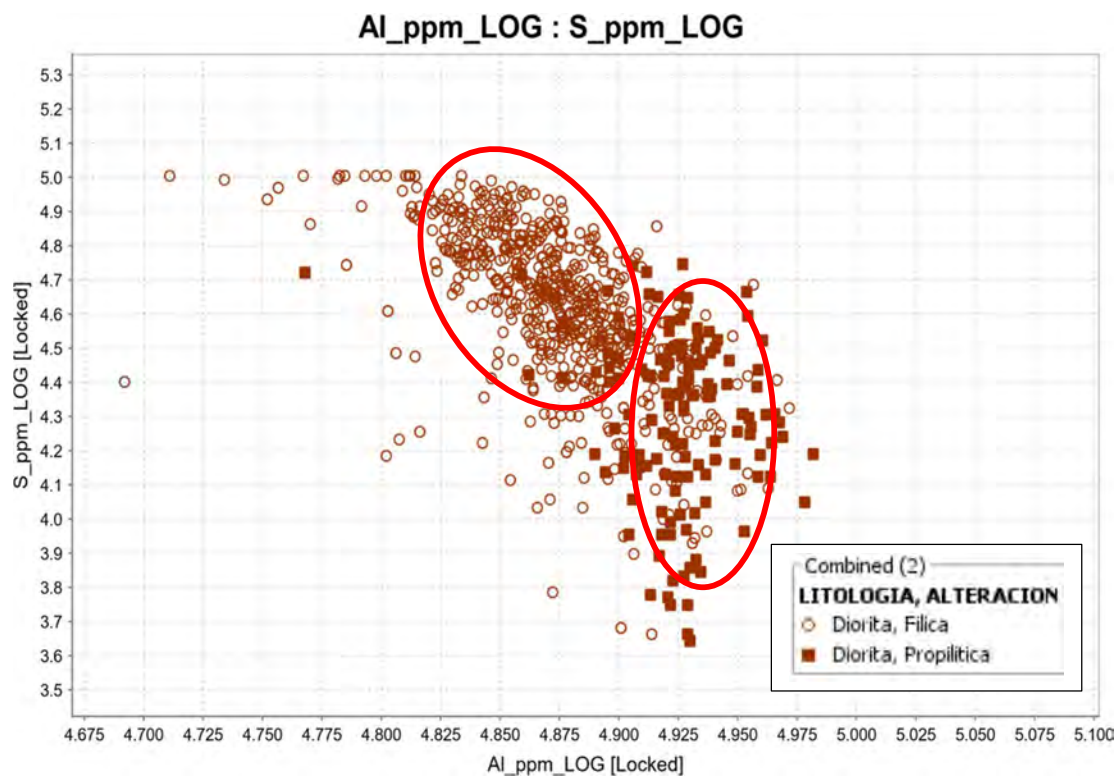


Figura 93. Correlación Al - Fe en la diorita

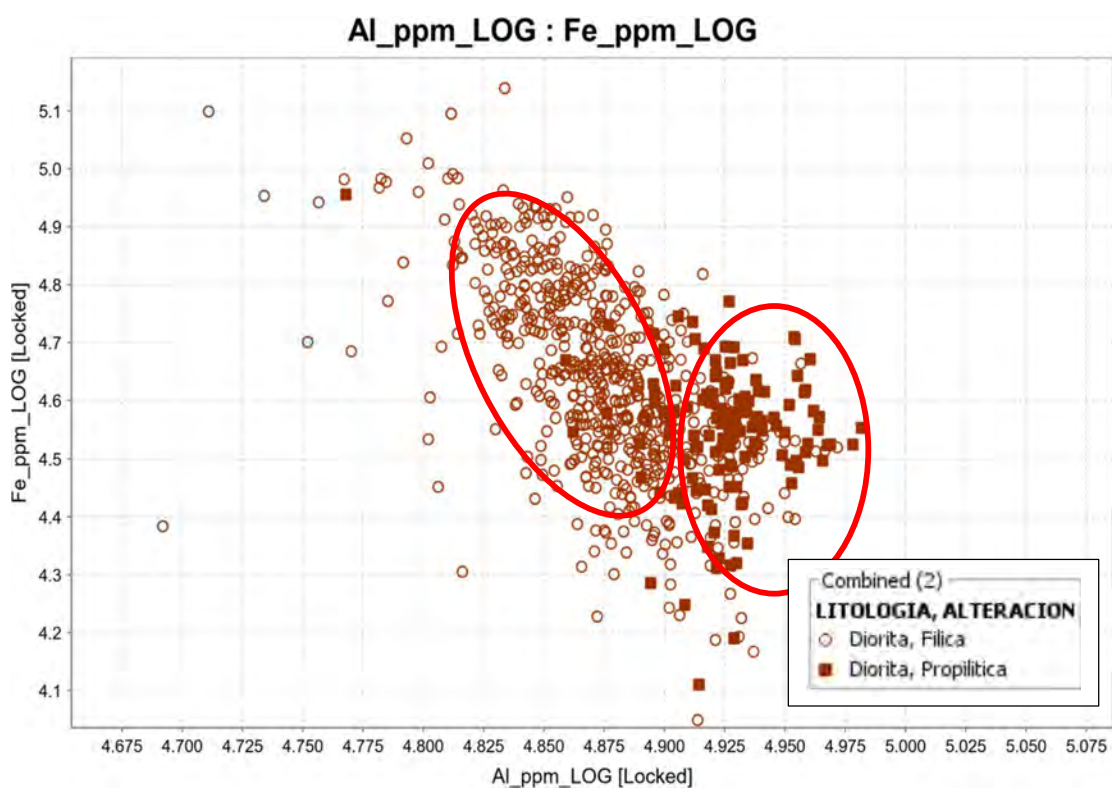


Figura 94. Correlación Ca - S en la diorita

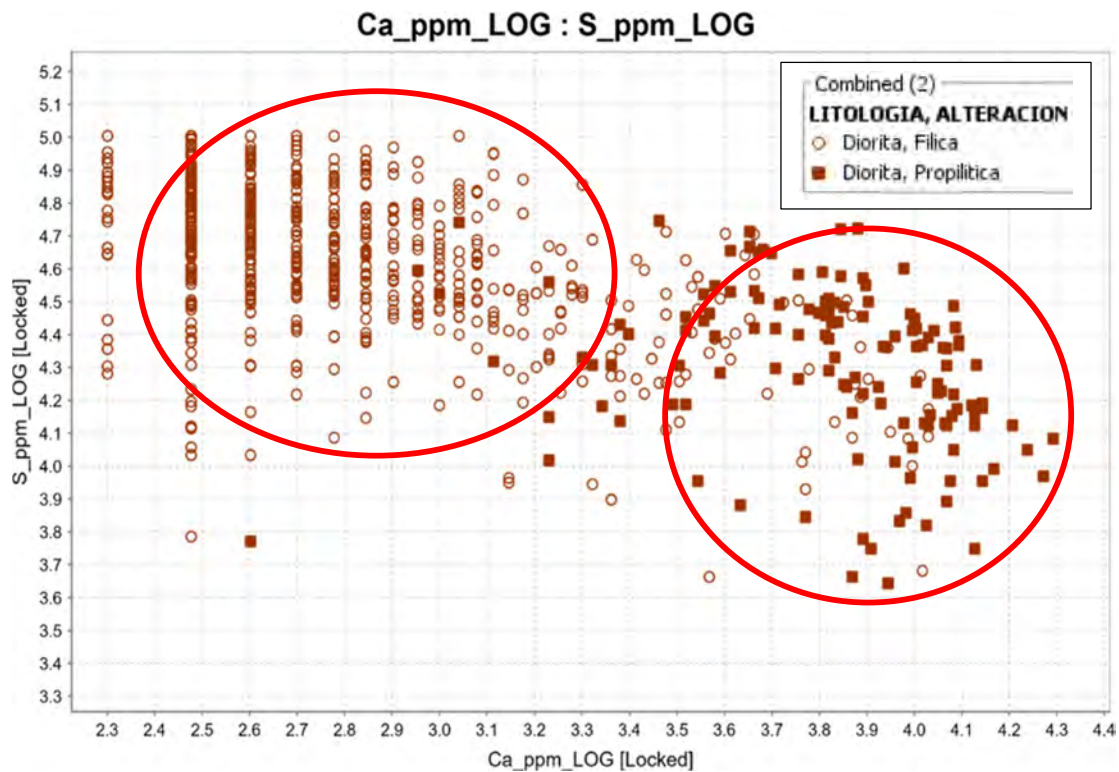
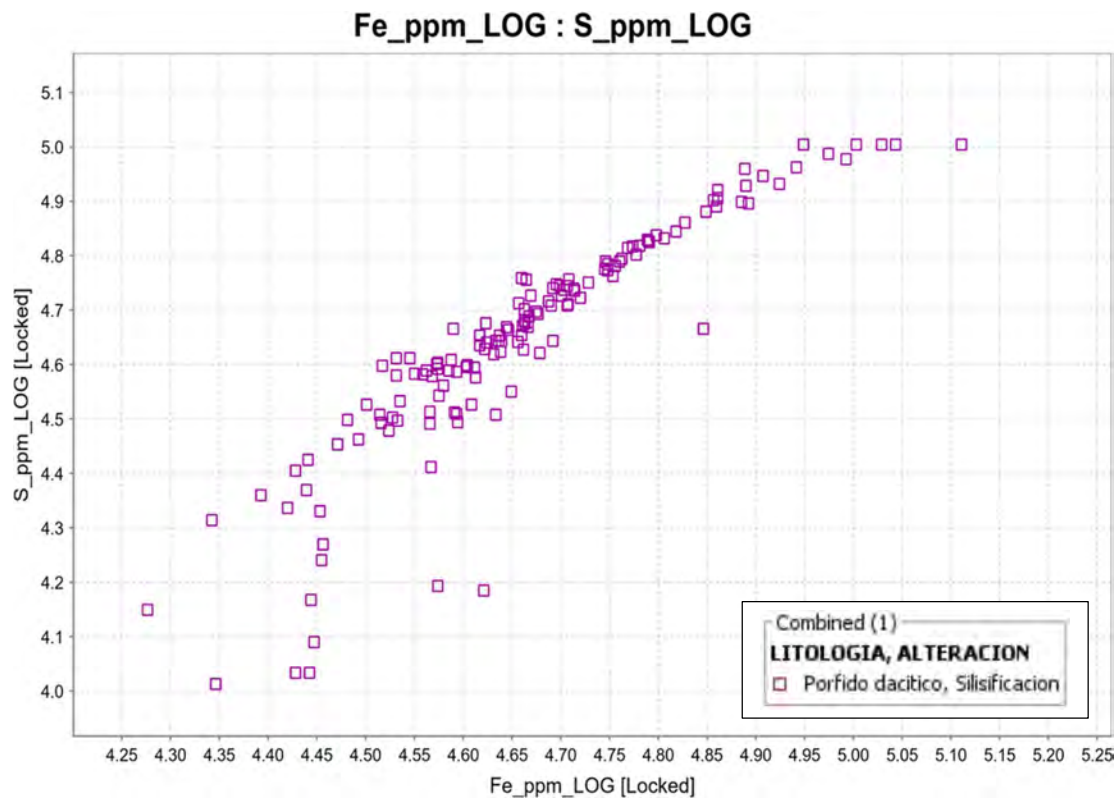


Figura 95. Correlación Fe - S en el pórfido dacítico



7.4.1.4. *Pórfido feldespático*

- **Ca – Mg (0.74):** correlación directa alta, el contenido de calcio y magnesio en la alteración potásica es mayor respecto a la alteración fílica (**Figura 96**).
- **V – Ti (0.73):** correlación directa alta, el contenido de vanadio y titanio en la alteración potásica es mayor respecto a la alteración fílica (**Figura 97**).
- **Mg – F (0.70):** correlación directa alta, el contenido de magnesio y flúor en la alteración potásica es mayor respecto a la alteración fílica (**Figura 98**).
- **Mg – Y (0.59):** correlación directa alta, el contenido de magnesio e itrio en la alteración potásica es mayor respecto a la alteración fílica (**Figura 99**).
- **Mg – K (-0.56):** correlación inversa media, la alteración fílica se diferencia de la alteración potásica a medida que el contenido de potasio disminuye y el contenido de magnesio aumenta (**Figura 100**).
- **Mg – Ba (-0.52):** correlación inversa media, la alteración fílica se diferencia de la alteración potásica a medida que el contenido de potasio disminuye y el contenido de magnesio aumenta (**Figura 101**).

7.4.1.5. *Pórfido Yantac*

- **Ca – Y (0.9):** Correlación directa muy alta, debido a que esta población de litológica solo presenta un tipo de alteración (propilítica), esta correlación de elementos no establece diferencias entre tipos de alteraciones, adicional a esto, la cantidad de muestras de esta población litológica es menor respecto a las demás poblaciones de estudio (**Figura 102**).

Figura 96. Correlación Ca - Mg en el pórfido feldespático

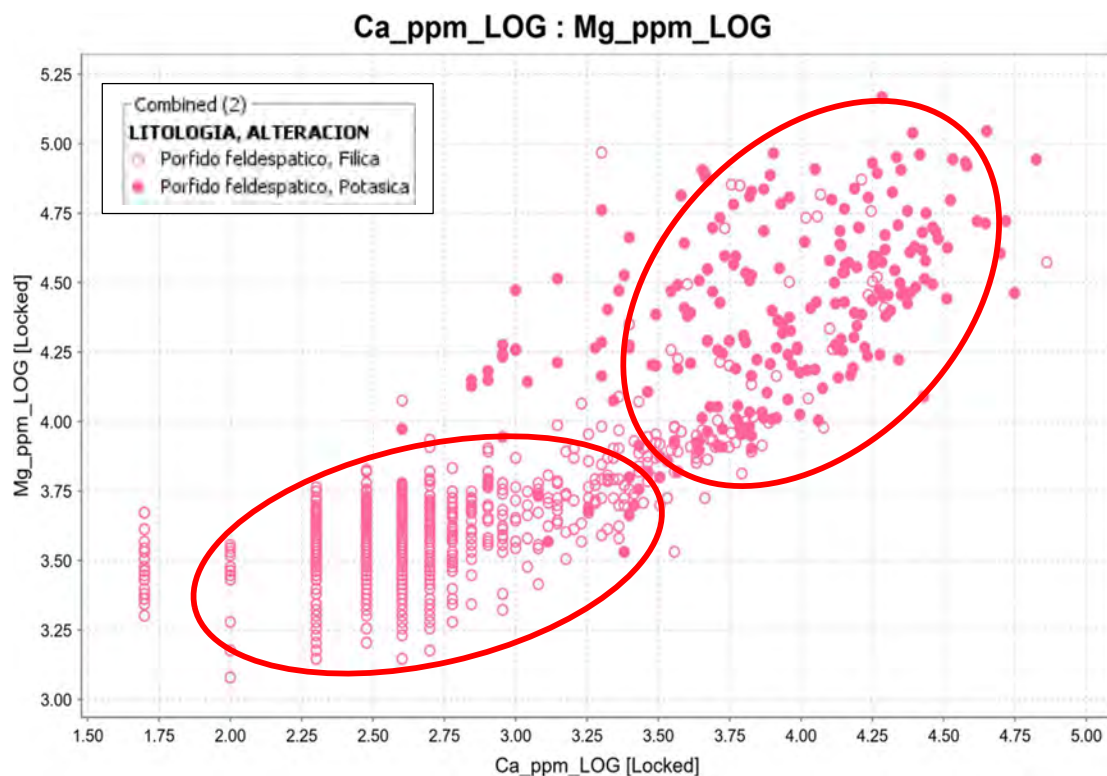


Figura 97. Correlación V - Ti en el pórfido feldespático

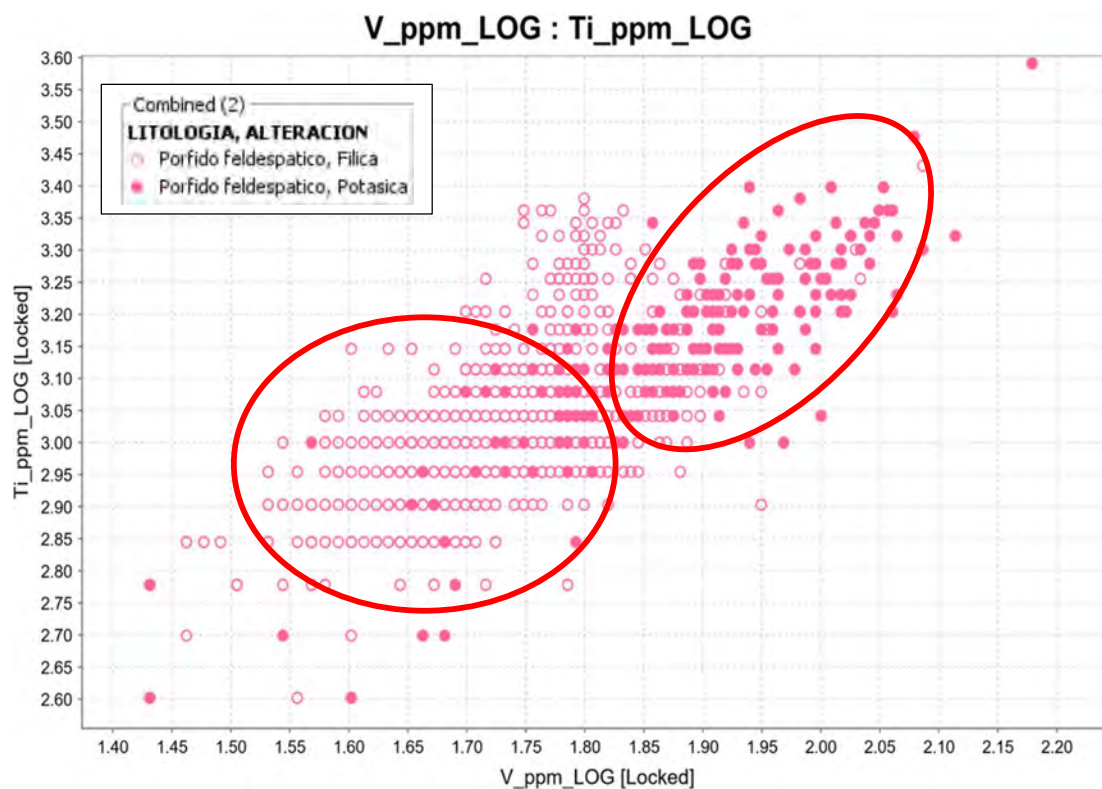


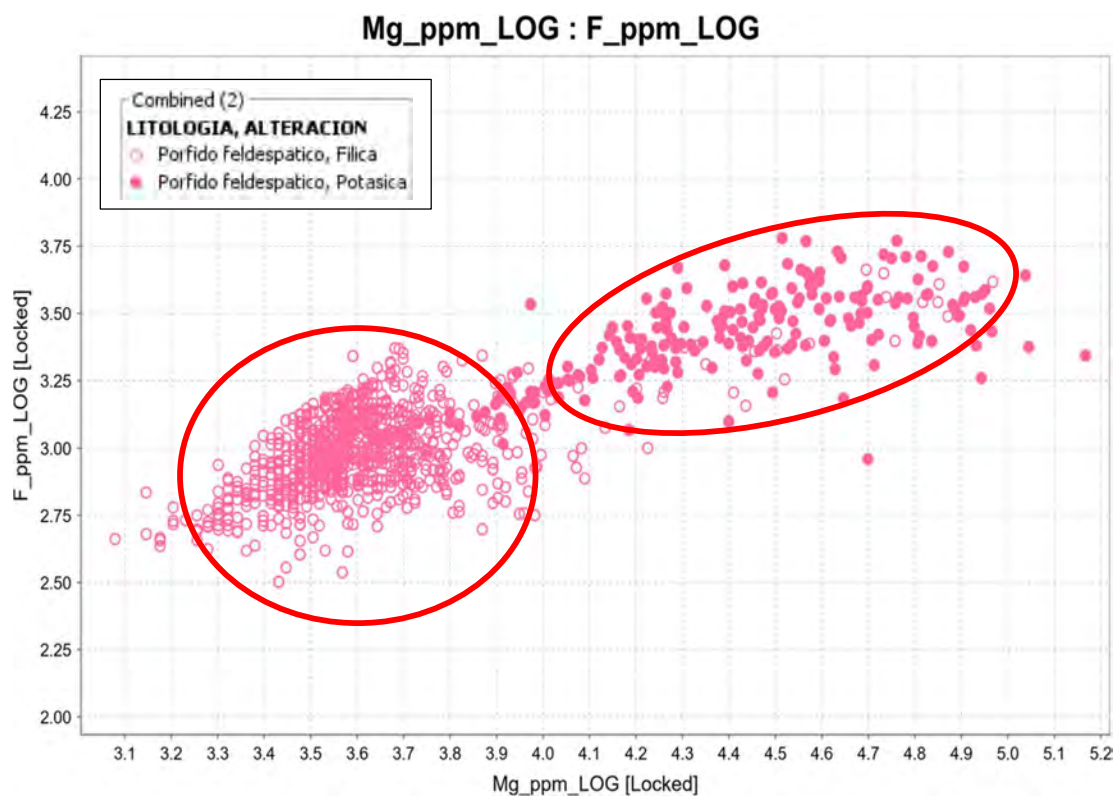
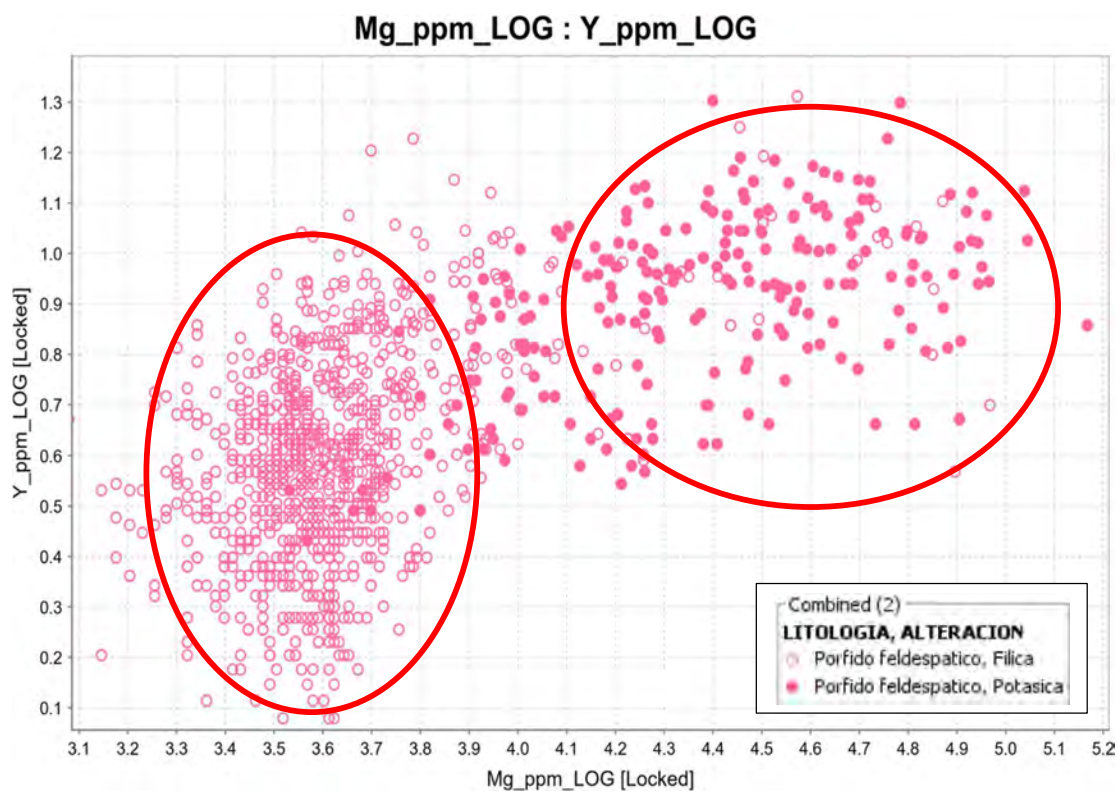
Figura 98. Correlación Mg - F en el pórfido feldespático**Figura 99.** Correlación Mg - Y en el pórfido feldespático

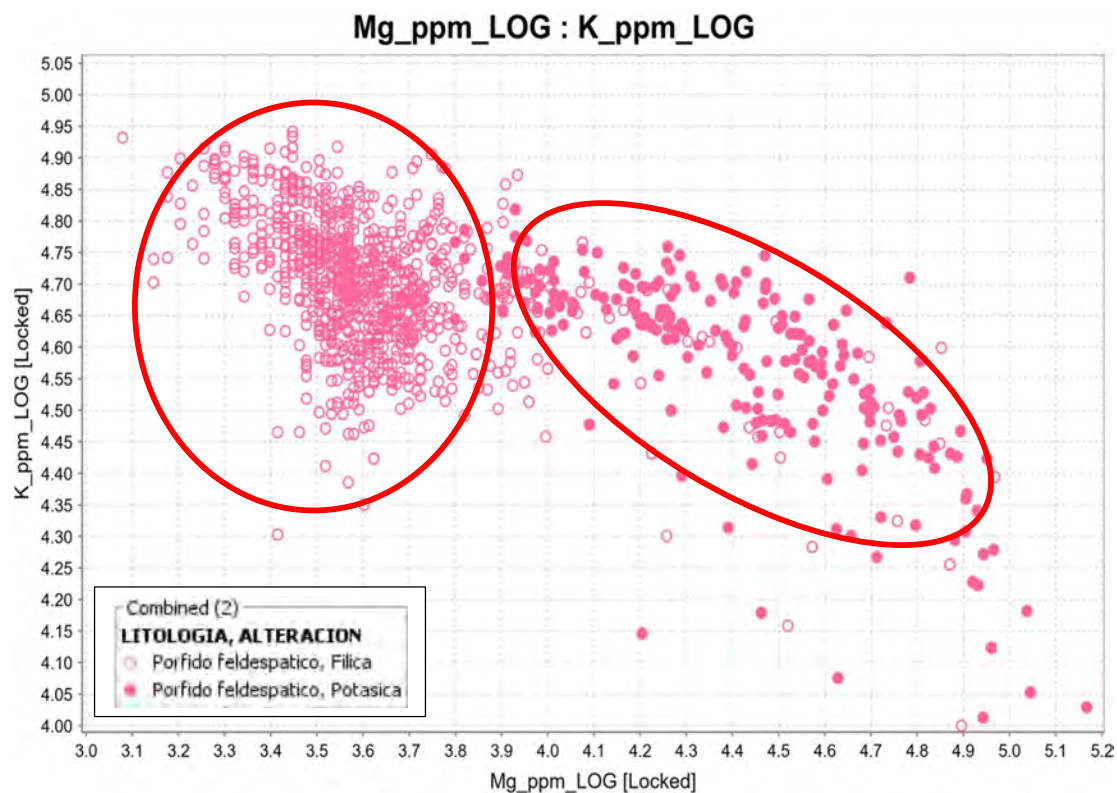
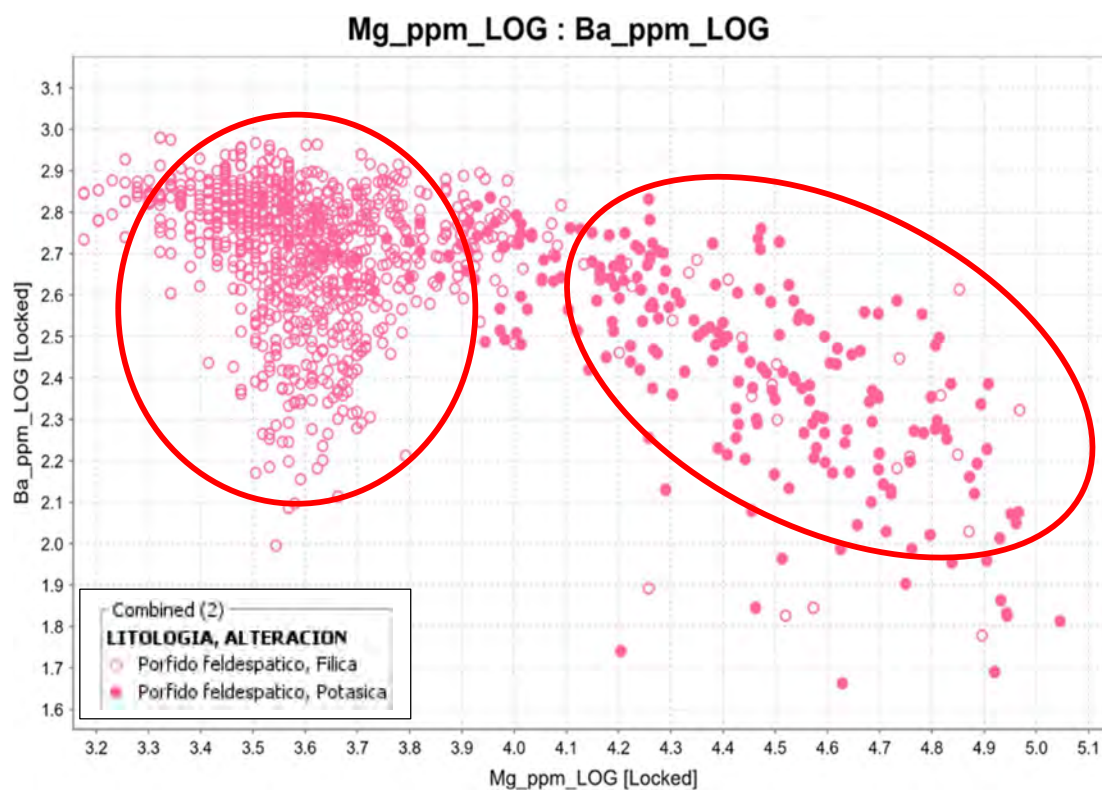
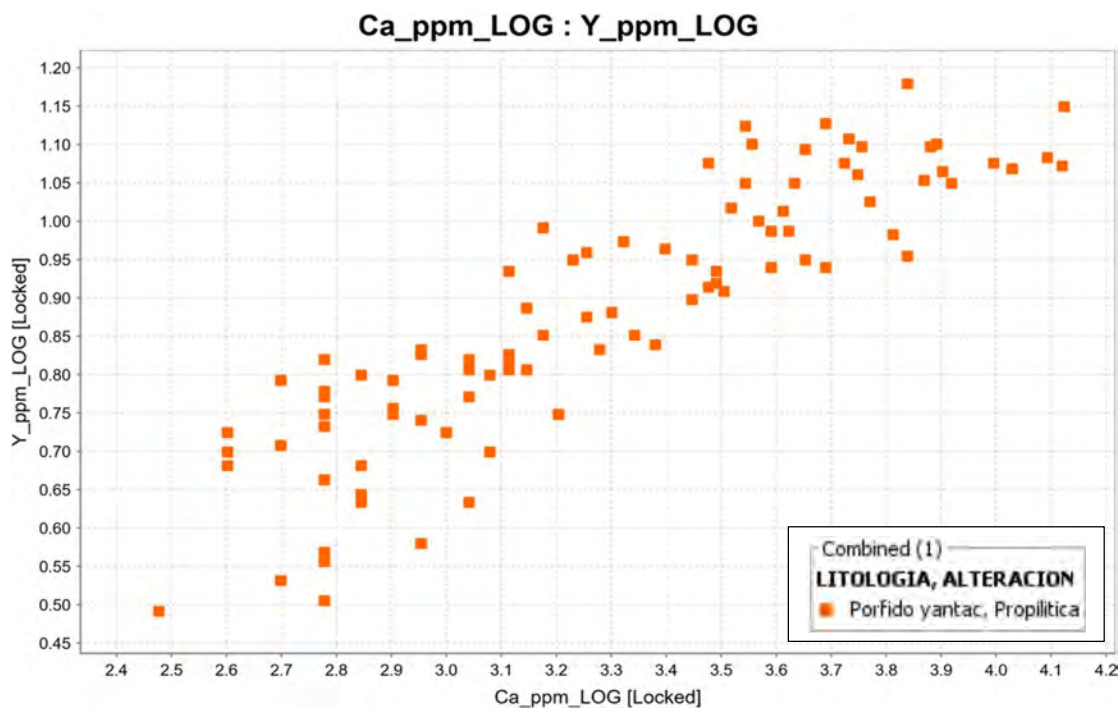
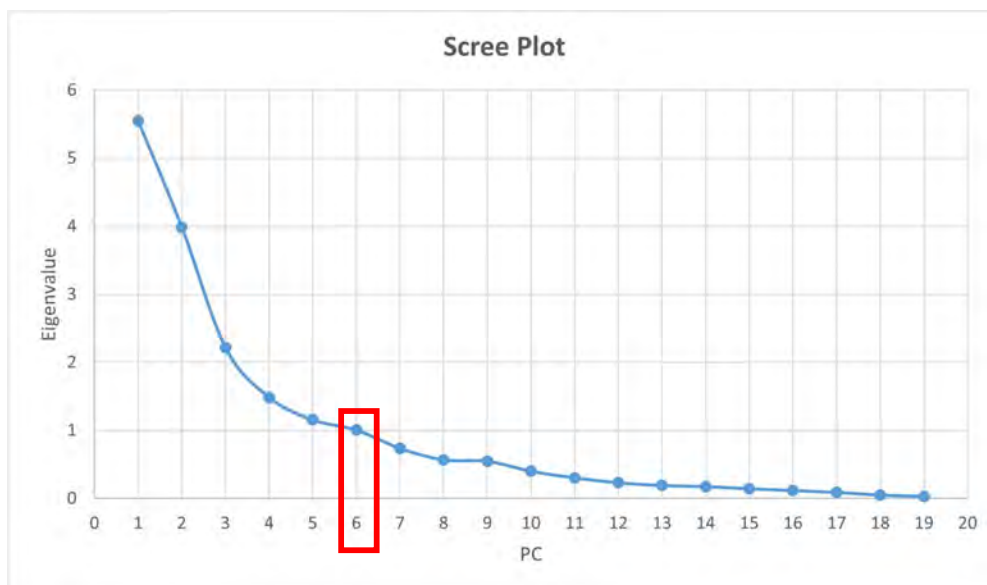
Figura 100. Correlación Mg - K en el pórfido feldespático**Figura 101.** Correlación Mg - Ba en el pórfido feldespático

Figura 102. Correlación Ca - Y en el pórfido Yantac

7.4.2. Análisis de componentes principales (PCA)

En este proceso se calcularon 6 componentes principales para todo el set de elementos establecidos anteriormente en base logarítmica. El número de elementos principales se determinó a partir de los “eigenvalues” en el “diagrama de sedimentación” (**Figura 103**).

Figura 103. Diagrama de sedimentación de componentes principales

A partir de los componentes principales 1 y 2 se observa una varianza acumulada del 50.17%, y a hasta el componente número 6 acumula 81.06% de varianza, lo cual es un buen indicador en ambos casos de la eficiencia de reducción dimensional de este proceso (**Tabla 16**).

También es posible graficar la dispersión de las variables (elementos) en un espacio bidimensional compuesto por los 2 primeros componentes principales calculados (**Figura 104**). Los elementos que contribuyen a la varianza de cada componente se determinan en el grafico de eigenvector (**Figura 105**).

Tabla 16. Varianza acumulada de los componentes principales

PC	Eigenvalues	Percent	Cumulative %	PC	Eigenvalues	Percent	Cumulative %
PC1	5.548	29.2	29.2	PC11	0.3044	1.602	94.54
PC2	3.985	20.98	50.17	PC12	0.2323	1.222	95.76
PC3	2.219	11.68	61.85	PC13	0.1924	1.012	96.77
PC4	1.487	7.825	69.68	PC14	0.1753	0.9225	97.69
PC5	1.156	6.083	75.76	PC15	0.145	0.7632	98.46
PC6	1.006	5.295	81.06	PC16	0.1178	0.6198	99.08
PC7	0.7374	3.881	84.94	PC17	0.09128	0.4804	99.56
PC8	0.5692	2.996	87.93	PC18	0.05236	0.2756	99.83
PC9	0.5486	2.887	90.82	PC19	0.03181	0.1674	100
PC10	0.4019	2.115	92.93				

Figura 104. Distribución de variables en PC1 y PC2

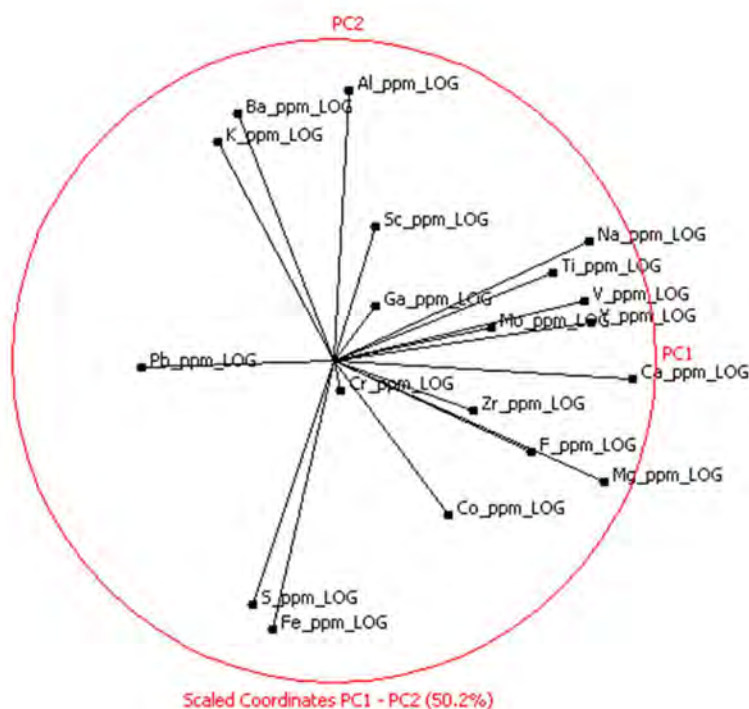


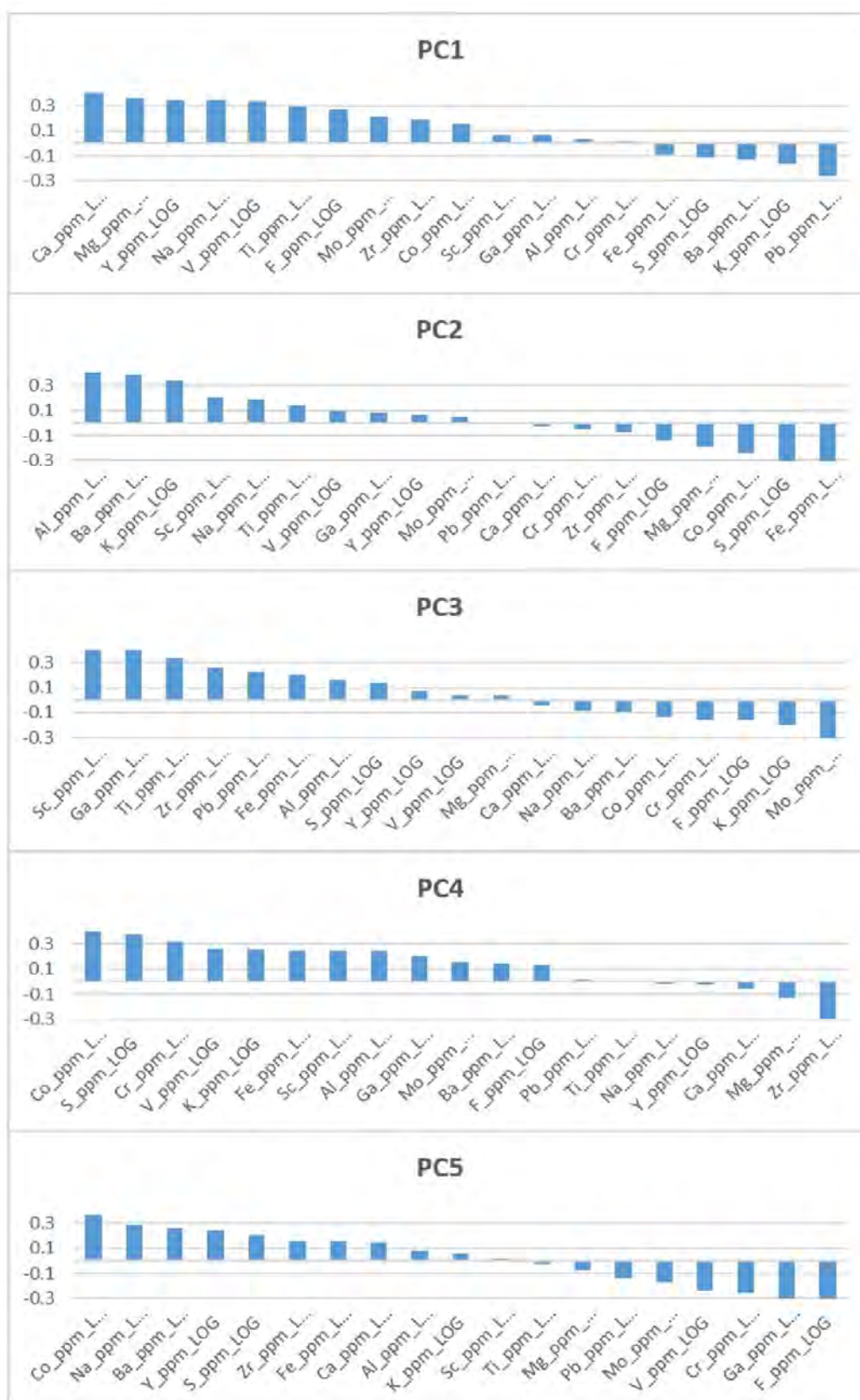
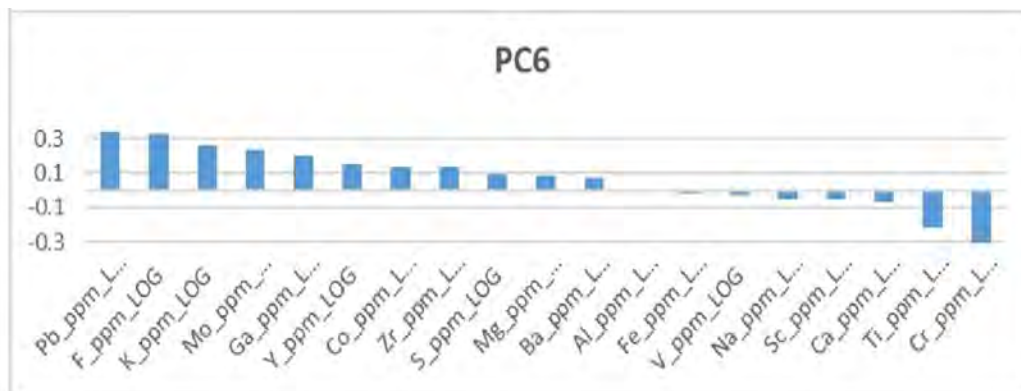
Figura 105. Elementos de mayor varianza para las PCs

Figura 105. Elementos de mayor varianza para las PCs (continuación)

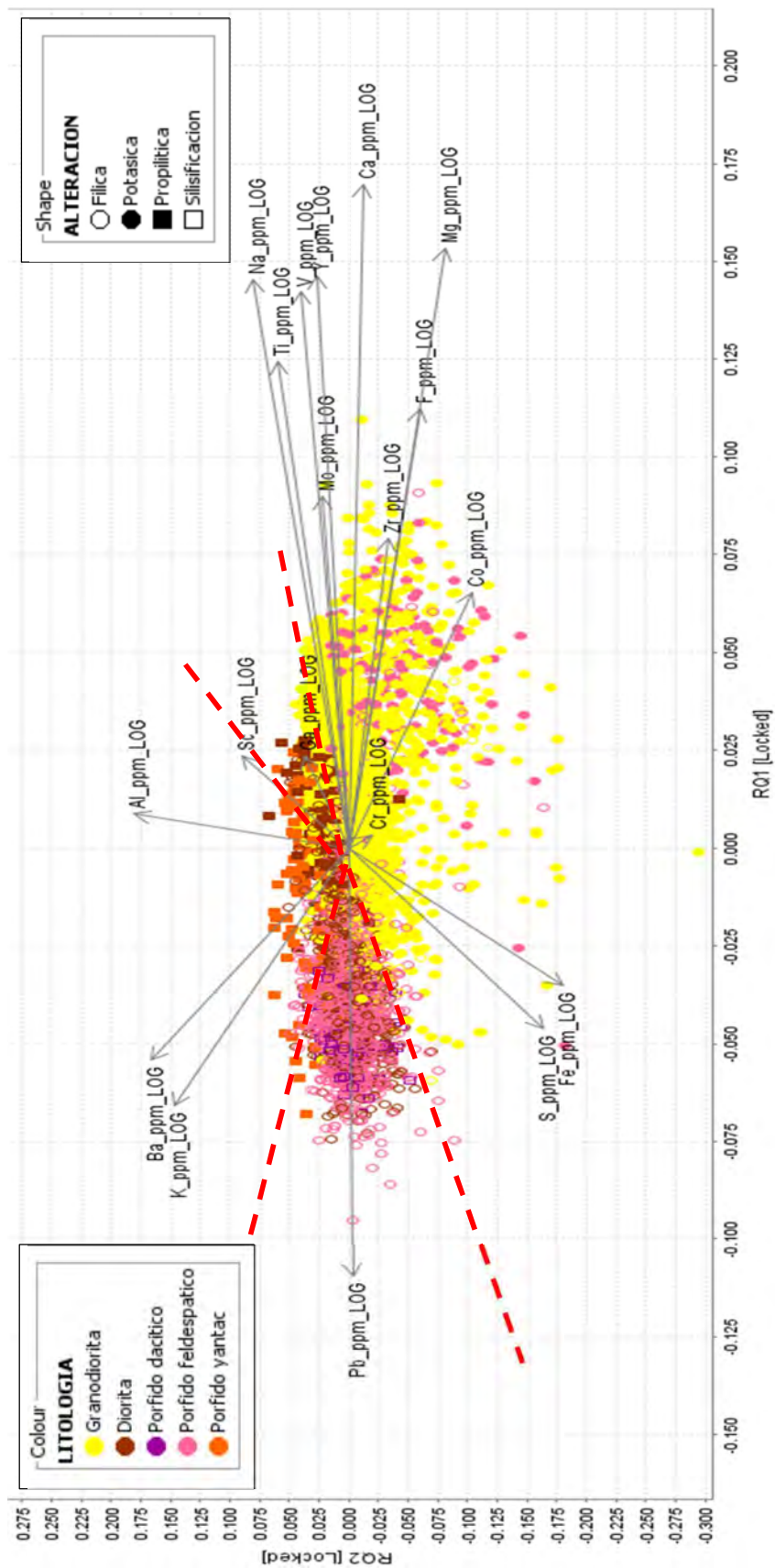
Nota. Los elementos se muestran en orden directo a inversamente proporcional a la varianza para cada componente principal.

Adicionalmente a lo anterior, se grafica la dispersión de los datos según la litología y la alteración para las 2 primeras componentes principales y con la vectorización de las variables de los elementos químicos (**Figura 106**).

De esta forma se puede determinar que elementos químicos tienden a determinadas poblaciones de litología o de alteración hidrotermal. De este análisis se determinó lo siguiente:

- Se distingue un clúster (el más grande determinado) para la alteración potásica que incluye a las dos litologías que presentan esta alteración (granodiorita y pórfido feldespático) que tienden positivamente hacia el sodio, titanio, vanadio, itrio, molibdeno, calcio, zirconio, flúor, magnesio, cobalto, cromo, azufre y hierro.
- Se distingue un clúster para las alteraciones fílica y silicificación, que incluyen las litologías con estas alteraciones (diorita y pórfido feldespático y dacítico) que tienden hacia el plomo.
- Se distingue un clúster para el pórfido Yantac con alteración propilítica que tiende hacia los elementos potasio, bario y aluminio.
- Se distingue un último clúster para la diorita con alteración propilítica, la cual tiende hacia los elementos escandio y galio.

Figura 106. Dispersión de litologías y alteraciones en PC1 y PC2



De lo anterior expuesto, se pueden discriminar visual y numéricamente las alteraciones para las litologías que presentan dos tipos de alteraciones, como es el caso del pórfido feldespático (Figura 107) y diorita (Figura 108).

Figura 107. PC 1 y PC2 en el pórfido feldespático

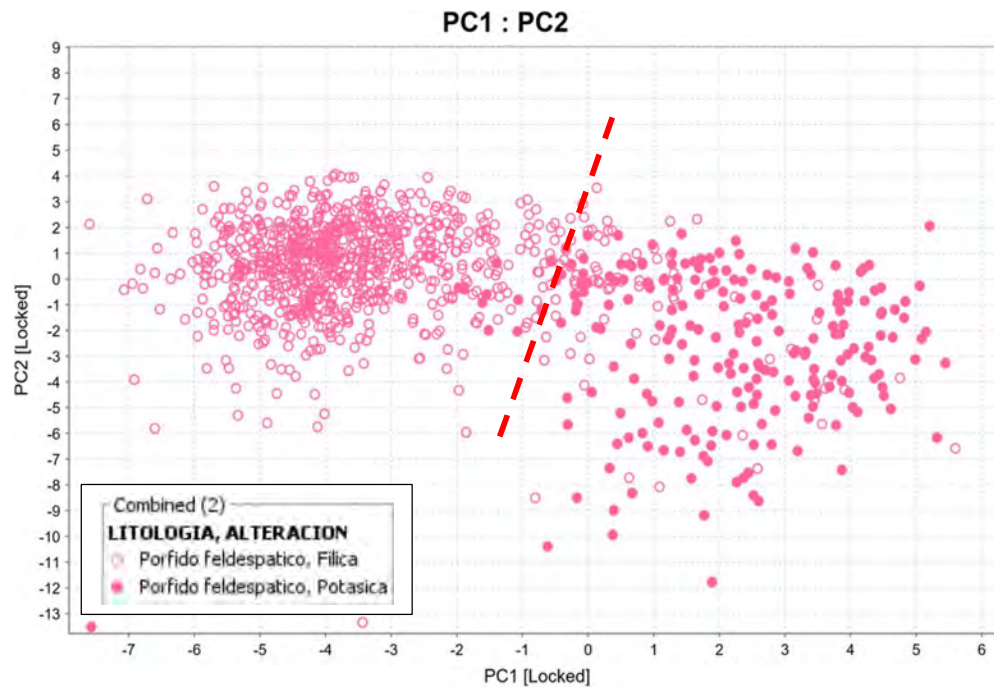
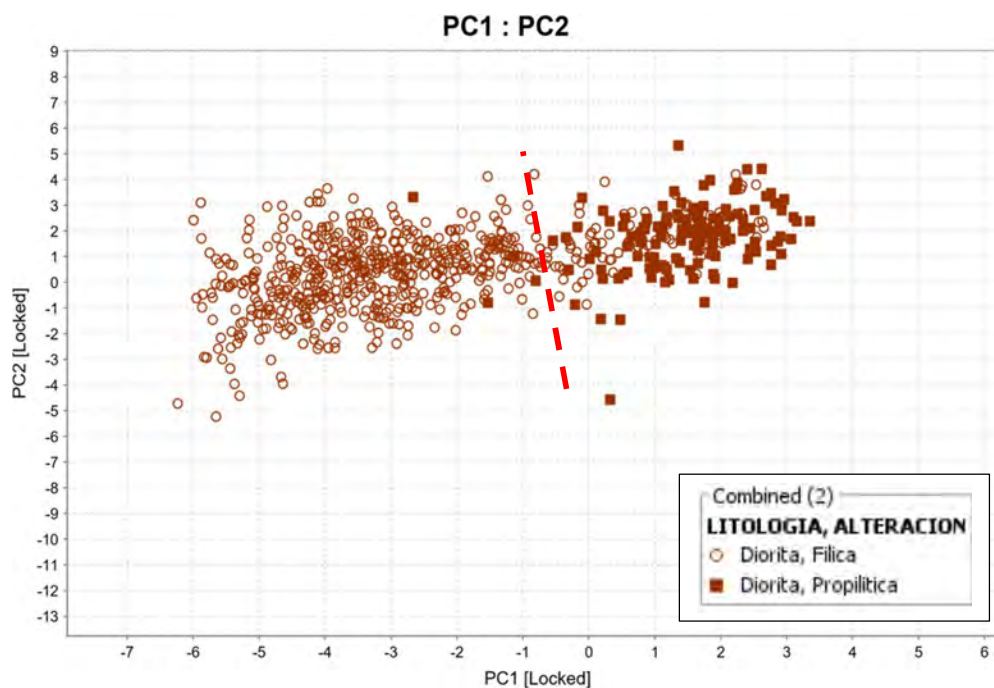


Figura 108. PC1 y PC2 en la diorita



Finalmente, al juntar ambos anteriores gráficos se puede establecer una clara diferencia entre las alteraciones potásica y filica para las litologías de granodiorita, pórfido feldespático y diorita (Figura 109 y Figura 110).

Figura 109. PC1 y PC2 en el pórfido feldespático y diorita

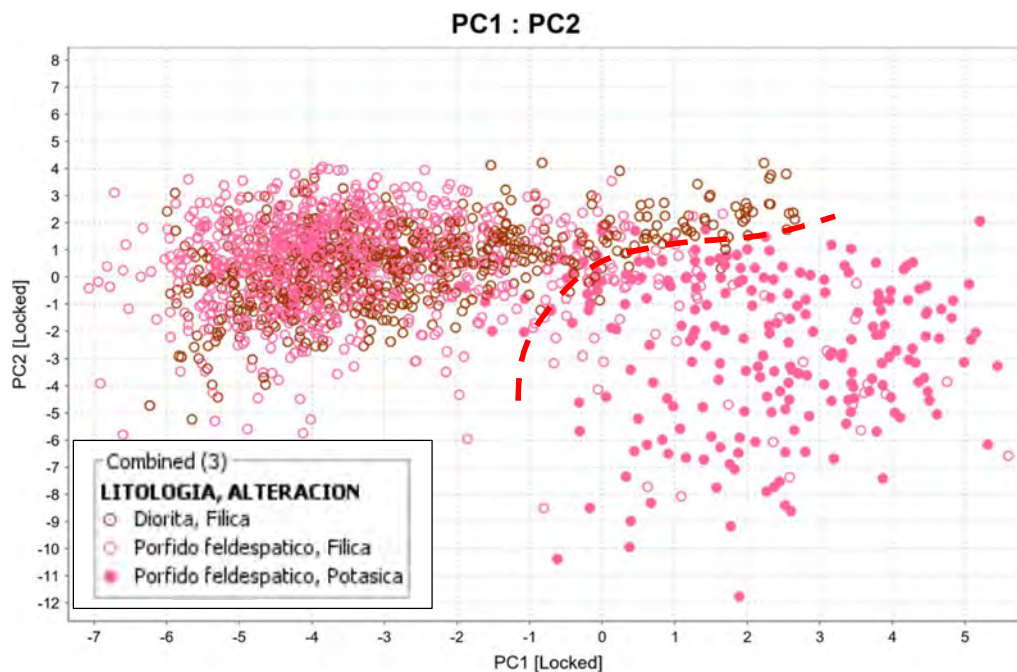
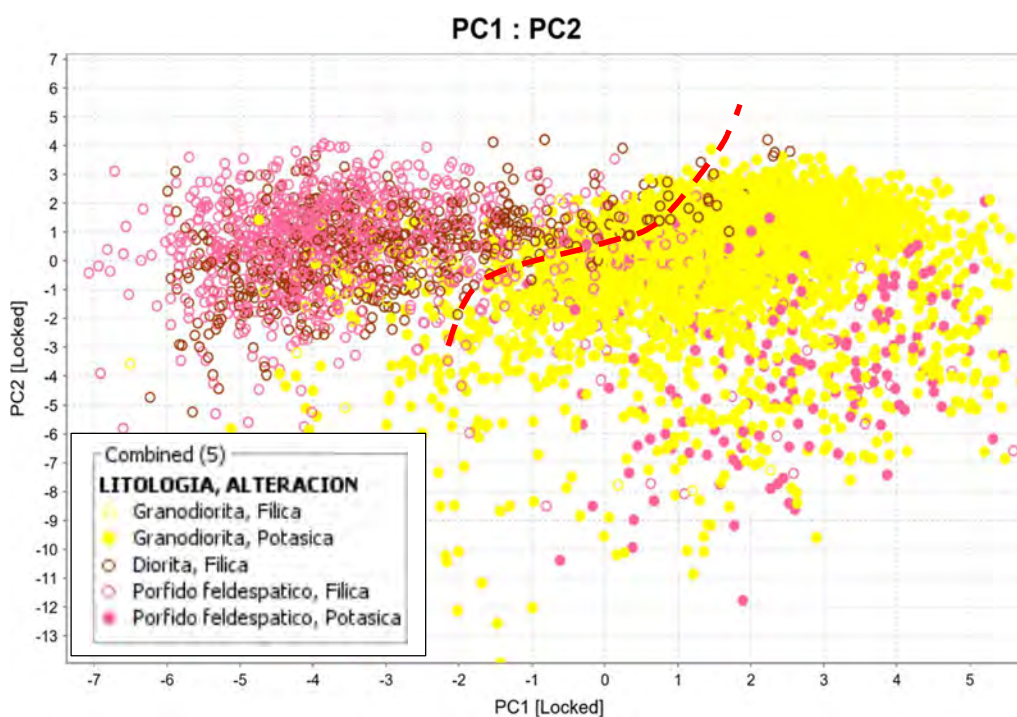


Figura 110. PC1 y PC2 en la granodiorita, diorita y pórfido feldespático



7.4.3. Análisis discriminante lineal (LDA)

Este proceso se realizó con el set de elementos seleccionados anteriormente, con la excepción que para esta etapa se trabajó en base aritmética, esto debido a que las características matemáticas propias de este proceso que muestran mejores resultados sin una transformación previa de los datos.

Se procedió con el cálculo de cuatro discriminantes principales ("DP"), las cuales aportan cada una a explicar la varianza total del conjunto de datos. Las dos primeras discriminantes principales explican el 96.57% de la varianza total de los datos (**Tabla 17**). Esto indica que una representación en un espacio bidimensional compuesto por las dos primeras discriminantes principales podría mostrar diferencias entre las litologías y alteraciones a discriminar.

También se calcula grado de influencia de cada una de las variables para cada uno de los discriminantes principales, a este grado se le denomina coeficiente de estructura y para valores cercanos a 1 indicaría que esa variable al aumentar tiene alta probabilidad que determinada muestra corresponda a determinada clase, mientras que para valores cercanos a -1 indicaría que esa variable al aumentar tiene alta probabilidad que la muestra corresponda a una clase diferentes (**Tabla 18**).

Tabla 17. Varianza acumulada de los discriminantes principales

	Eigenvalues	Percent	Cumulative %
DP1	1.665	85.8	85.8
DP2	0.2091	10.77	96.57
DP3	0.03898	2.009	98.58
DP4	0.02758	1.421	100

Tabla 18. Coeficientes de estructura

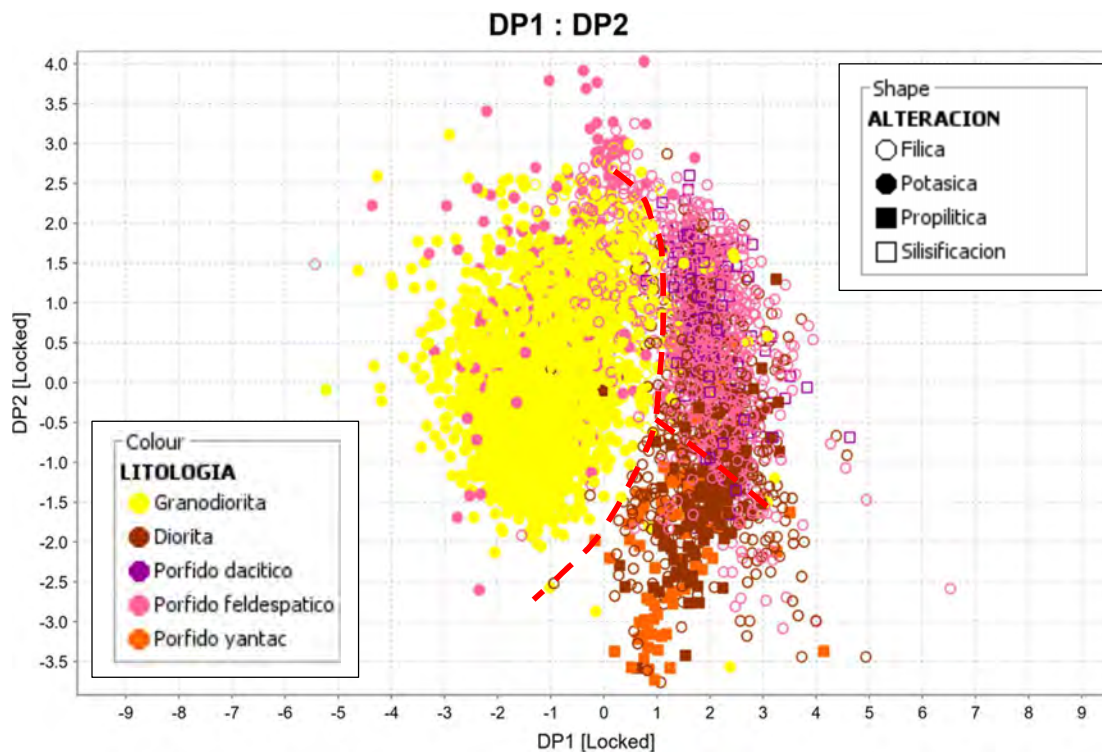
Structure Coefficients	DP1	DP2	DP3	DP4
Al_ppm	-2.59E-04	-0.4043	0.07689	-0.3465
Ba_ppm	0.1155	-0.365	-0.04557	-0.5618
Ca_ppm	-0.4702	-0.05672	0.06758	0.1409
Co_ppm	-0.3837	-0.006766	0.445	0.3819
Cr_ppm	-0.1576	0.2497	0.1753	0.2396

Tabla 18. Coeficientes de estructura (continuación)

Structure Coefficients	DP1	DP2	DP3	DP4
F_ppm	-0.4774	0.3174	-0.1014	0.3233
Fe_ppm	0.1621	0.3561	0.2531	0.2613
Ga_ppm	0.08437	0.1323	0.06951	-0.2391
K_ppm	0.2202	-0.3961	-0.01864	0.01257
Mg_ppm	-0.2271	0.1599	-0.1913	0.368
Mo_ppm	-0.6087	-0.05874	0.0143	0.08967
Pb_ppm	0.2779	0.1252	0.0935	-0.5069
S_ppm	0.201	0.3607	0.4302	0.1212
Sc_ppm	0.2438	-0.3167	0.03213	0.05703
Ti_ppm	-0.2226	-0.1162	0.1967	-0.002986
V_ppm	-0.7269	0.05933	-0.003271	0.01147
Y_ppm	-0.3988	-0.4766	0.08045	0.06604
Zr_ppm	-0.01874	-0.06972	-0.198	-0.02399
Na_ppm	-0.6243	-0.5689	-0.05929	-0.1325

Finalmente, se grafican los datos en un diagrama de las dos primeras discriminantes principales donde se observan claras diferencias para la alteración potásica, fílica y propilitica para las litologías a las cuales corresponde (**Figura 111**).

Figura 111. Litologías y alteraciones en DP1 y DP2



VIII. MODELO DE CLASIFICACIÓN SUPERVISADA

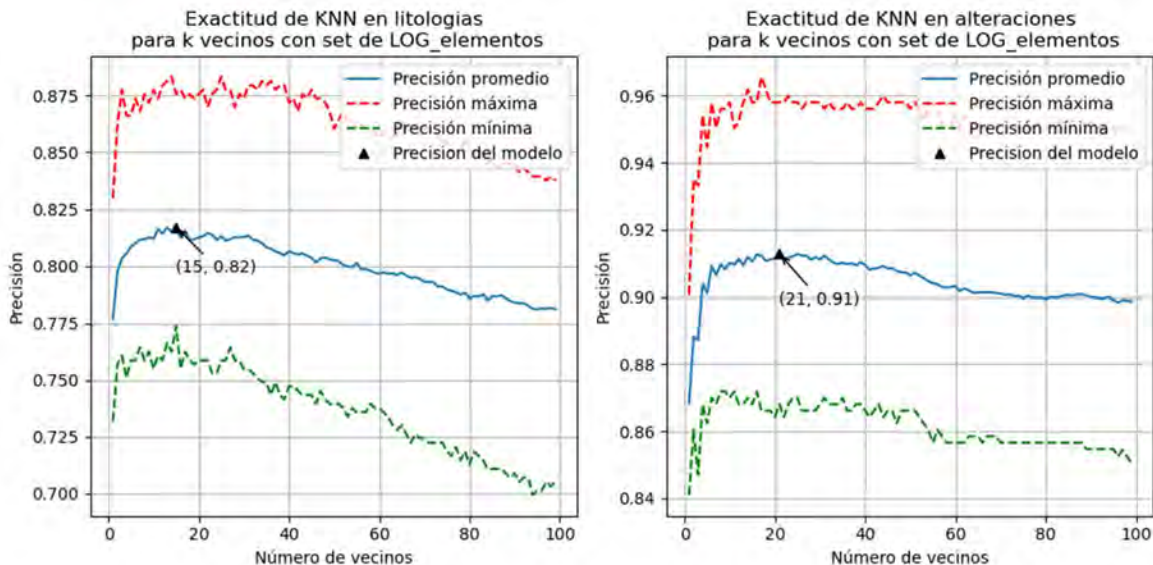
8.1. Modelo K – Nearest Neighbours

Este algoritmo se implementó para la clasificación de litologías como de alteraciones. Los datos usados para entrenar el modelo fueron de tres tipos: los elementos en base logarítmica, los componentes principales y los discriminantes principales. Se implementaron seis modelos que fueron entrenados y validados con el algoritmo “*Cross Validation*” (validación cruzada) que dividió los datos en diez partes, nueve de ellas se utilizaron como entrenamiento y la última como prueba de modelo, para luego iterar diez veces entre las divisiones y utilizar diferentes partes de los datos para entrenamiento y prueba en la proporción mencionada. Finalmente se repite todo el proceso mencionado anteriormente 100 veces, ya que este número representa la cantidad de “vecinos cercanos” que se probaran para establecer la cantidad optima de vecinos en el modelo para conseguir la mayor precisión en la clasificación de litologías y alteraciones.

8.1.1. Clasificación con elementos en base logarítmica

Para la clasificación de litologías se obtuvo una precisión del 82% para 15 vecinos cercanos, mientras que para alteraciones una precisión del 91% para 21 vecinos cercanos (**Figura 112**).

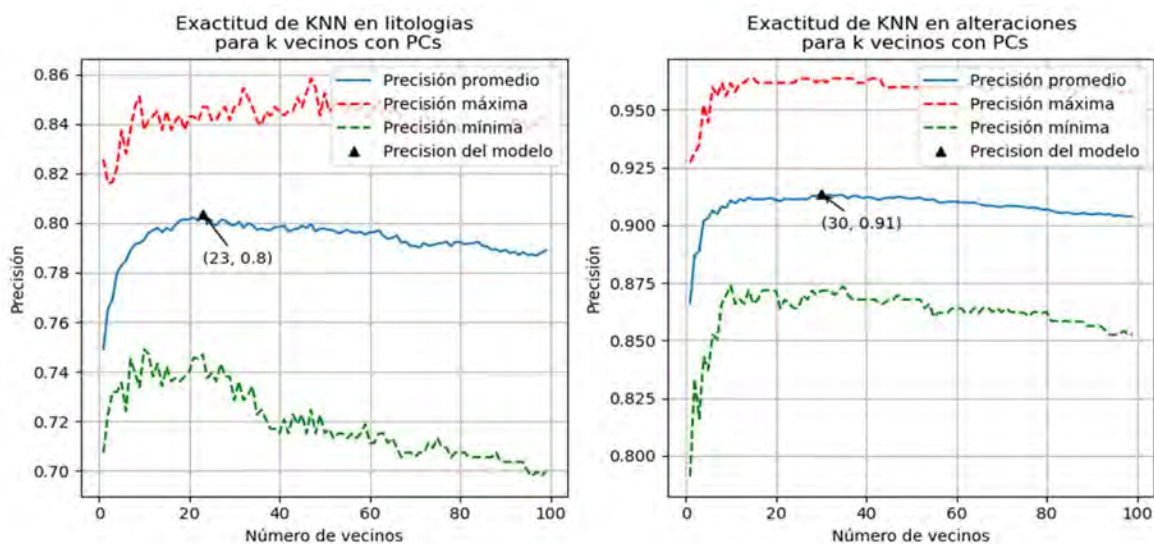
Figura 112. Modelos KNN para litología y alteraciones con set elementos en base logarítmica



8.1.2. Clasificación con componentes principales

Para la clasificación de litologías se obtuvo una precisión del 80% para 23 vecinos cercanos, mientras que para alteraciones una precisión del 91% para 30 vecinos cercanos (**Figura 113**).

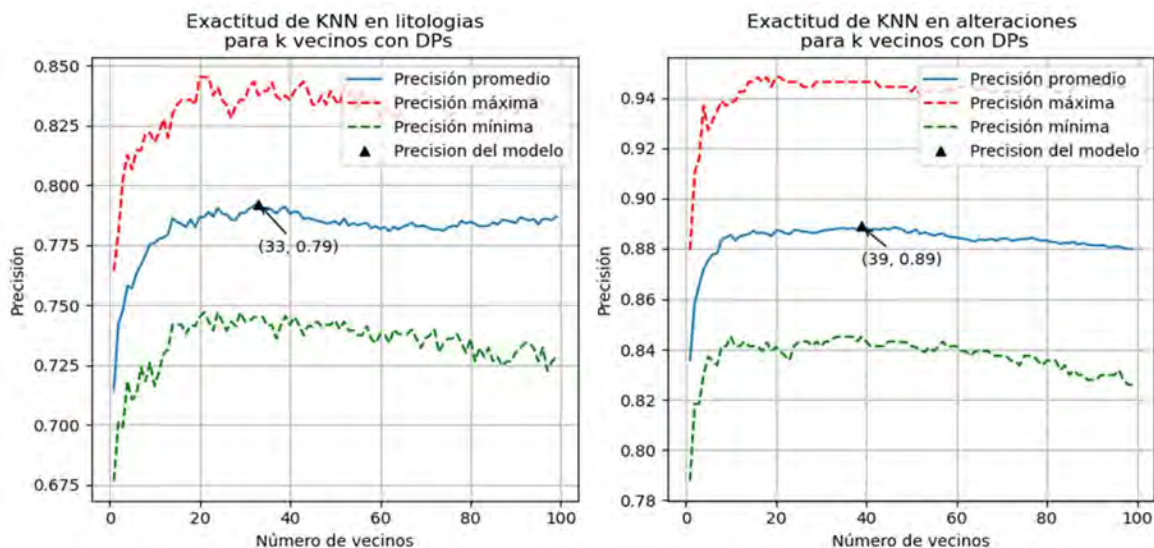
Figura 113. Modelos KNN para litología y alteraciones con componentes principales



8.1.3. Clasificación con discriminantes principales

Para la clasificación de litologías se obtuvo una precisión del 79% para 33 vecinos cercanos, mientras que para alteraciones una precisión del 89% para 39 vecinos cercanos (**Figura 114**).

Figura 114. Modelos KNN para litología y alteraciones con discriminantes principales



IX. DISCUSIONES

9.1. Respecto a la metodología

Respecto al método de toma de muestras, este se llevó a cabo según los procesos estándares de minera Chinalco Perú, el cual cumple con las expectativas de desempeño y aseguramiento de calidad de la empresa. No obstante, este proceso también tiene aspectos que pueden ser discutidos relacionados al proceso de extracción y la calidad de la muestra extraída. Como se mencionó anteriormente la muestra se extrae a 15 y 30 metros de profundidad mediante la perforación de roca en los bancos del tajo donde la muestra de los detritos se colecta mediante una bandeja de plástico que se coloca en la boca de un conducto de la perforadora que expulsa los detritos producto de la perforación. Si bien este procedimiento resulta bastante práctico, presenta algunos problemas como que los detritos al ser de granulometría fina tienden a quedar suspendidos en el aire, por lo que masa significativa de muestra podría perderse o incluso detritos suspendidos de otras perforaciones podrían contaminar la muestra. Por otro lado, el peso de muestra colectada es de 6 kg que se garantiza pesando la muestra con una balanza, aunque es común que por cuestiones de tiempo o poca experiencia del operador, la muestra no llegue al peso establecido.

Respecto al número de muestras extraídas y analizadas, el número de muestras colectadas corresponde a la cantidad de perforaciones realizadas hasta la fecha de inicio del proyecto de investigación, sin embargo, este número no es igual a las muestras analizadas para esta investigación, ya que solo se tomaron en cuenta aquellas que correspondían a las litologías intrusivas, dejando un total de 5227 muestras para llevar a cabo el estudio. Esta cantidad de información, a consideración del autor a partir de bibliografía consultada, es representativa de las unidades litológicas de estudio. No obstante, el número de muestras para cada población de litologías y alteraciones no es uniforme, esto debido a que en el tajo existen unidades que son mayoritarias.

Respecto al análisis de muestra en laboratorio, estos son llevados a cabo por el laboratorio en mina siguiendo las buenas prácticas internas y con los estándares de aseguramiento de calidad

establecidos por la empresa minera. Los protocolos QAQC también son llevados a cabo por el personal a cargo, que en general reportan buenos resultados de estas prácticas. Por lo que respecto a esta etapa no se tienen inconvenientes que puedan afectar la investigación.

Respecto al logueo de las muestras de detritos para establecer la litología y alteraciones, como ya se mencionó anteriormente, es llevado a cabo por los geólogos de mina mediante técnicas de reconocimiento macroscópico. Esta consiste en el lavado de la muestra con agua a través de un colador, esto elimina los detritos más finos y deja en el colador los fragmentos de roca que se loguearán para identificar la naturaleza de la muestra. Este proceso puede tener inconvenientes debido a que depende del criterio de los geólogos a cargo de esta tarea, que en algunas ocasiones podría llevar a errores que precisamente son la justificación de esta investigación. Por otra parte, durante el proceso del lavado de la muestra pueden darse casos de contaminación al usar los mismos instrumentos en todas las muestras, lo que finalmente tendría repercusión en el análisis de laboratorio.

Respecto a la validación del logueo de muestras de doble banco con el mapeo de tajos, este proceso fue un aspecto positivo para tener información consistente para ser analizada. Sin embargo, este proceso no está exento de tener errores, que en la mayoría de los casos podría presentarse en muestras extraídas de zonas de contacto litológico, o en zonas donde una sola litología presenta más de una alteración. Si bien la validación se hizo con el mayor detalle posible contrastando con algunos análisis en campo, es prácticamente inevitable que en algunos casos la validación no garantice la información correcta.

Respecto al análisis estadístico de la información, los procesos relacionados al preprocesamiento, análisis univariable y multivariable fueron realizados utilizando el software de análisis geoquímico ioGAS en su versión 7.4.2, que brindó ventajas en el tratamiento de los datos al poder establecer un doble etiquetado de litologías y alteraciones, además que brinda una interfaz gráfica para procesos estadísticos complejos. Por otro lado, los procesos de clasificación supervisada fueron realizados mediante programación en lenguaje *Python 3*. Ya que presenta ventajas en la implementación del código para los modelos (**Anexos**).

9.2. Respecto a los resultados geoestadísticos

A continuación, se discuten los resultados geoestadísticos obtenidos del análisis univariable, que consiste en el estudio individual de cada uno de los elementos, y el análisis multivariable, que consiste en el estudio de las relaciones entre dos o más variables. A modo de resumen de esta etapa, cabe recordar que los datos colectados de las rocas intrusivas fueron organizados en poblaciones estadísticas correspondientes a las litologías y alteraciones. A las litologías se les asignó un código de color que identifica a cada tipo de roca, mientras que a las alteraciones se les asignó un código de iconos.

9.2.1. *Análisis univariable*

En primer lugar, se debe mencionar la etapa de preprocesamiento estadístico de los datos, la cual consistió en identificar las variables censuradas por exceso de datos censurados. La presencia de este tipo de datos se relaciona directamente al método de análisis de la muestra (ICP – Ms). El cual es bastante eficiente en la mayoría de los elementos que abarca el paquete de elementos que ofrece el laboratorio. Las variables censuradas fueron *Bi*, *Cd*, *Nb*, *Sn* y *Tl*, que son elementos cuyas concentraciones son comunes encontrarlas a nivel de traza y cuya determinación de concentración requiere de métodos de análisis más sensibles. Por lo que la eliminación de estas variables de los procesos posteriores no resultó un mayor inconveniente. Por otro lado, aquellas variables que contaban con datos censurados, pero cuya cantidad no superaba el porcentaje establecido para censurar la variable, fueron reemplazados con un valor de concentración igual a la mitad del límite de detección que tiene el método de análisis para dicha variable. Esta práctica es bastante común en estudios geoestadísticos con abundante bibliografía que la respalda por sobre otras prácticas (Helsel, 2005). Los elementos en los cuales se aplicó este procedimiento tampoco tenían un porcentaje elevado de datos censurados (menor al 5%), por lo que tampoco es un aspecto que represente dificultades.

Respecto al cálculo de los estadígrafos básicos en el análisis exploratorio de datos, la mayoría de los elementos no mostraban distribución normal cuando fueron calculados en base aritmética, es por eso por lo que se procedió con la transformación de los datos a base logarítmica. La

ventaja de esta transformación es que concentra los valores dispersos en conjunto de datos donde existen amplias diferencias entre las distancias entre la cantidad y distancia de los datos. Posterior a la transformación, las variables analizadas mostraban una mayor tendencia a la distribución normal (*log – normal*), característica que se muestra tanto en los diagramas de distribución (tendencia a la campana de Gauss), diagramas de probabilidad y en los valores de media, mediana y moda.

Otro aspecto para tener en cuenta es la unidad de concentración de las variables, en este caso se optó por analizar todas las variables en la unidad “ppm” (partes por millón) para tener concordancia dimensional entre las variables. Aquellas variables que fueron reportadas por el laboratorio en la unidad “pct” (porcentaje en peso) fueron transformadas a ppm, mediante un simple cálculo matemático. Uno de los inconvenientes que presenta este aspecto es en aquellos datos menores a uno, debido a que al aplicar la transformación logarítmica se devolverá un resultado negativo. En este estudio se dio en pocos casos y dentro del set de elementos seleccionados solo para el caso de azufre. Para esta situación se optó por aplicar el valor absoluto para aquellos valores negativos.

9.2.2. Análisis multivariable

9.2.2.1. Análisis de correlaciones de elementos

En esta sección se buscará dar sentido geológico a los resultados geoestadísticos. La matriz de correlaciones de elementos de Spearman mostró buenas correlaciones entre elementos para todas las poblaciones litológicas, sin embargo, discutirán más a detalle aquellas que correspondan a litologías con más de una alteración, esto con el objetivo de identificar asociaciones de elementos con ciertas alteraciones.

Respecto a la diorita, en las correlaciones directas de **Mg – Ca**, **Mg – Al**, **Ca – Mg** y **Ca – Al** se lograron diferenciar las alteraciones propilitica y filica, en donde la proporción de estos elementos es mayor para la primera alteración respecto a la segunda. Esto se podría deber a las características

mineralógicas de cada alteración, puesto que la asociación de clorita (**Mg** – **Fe** – **Al**) y epidota (**Ca** – **Al** – **Fe**) explicaría este comportamiento respecto a la sericita en la alteración fílica.

Otra correlación directa que logra diferenciar alteraciones en esta litología es **Y** – **Zr**, donde la alteración propilítica tiene mayor concentración de estos elementos respecto a la fílica. Este comportamiento químico es difícil de explicar mediante la composición química de los minerales típicos de cada alteración debido a que son elementos que comúnmente se encontrarían como accesorios de la mineralogía principal. Por lo que, para explicar este aspecto se requeriría de un estudio más detallado de dicha cuestión.

Las correlaciones inversas **Fe** – **Al** y **S** – **Ca** en la diorita, estarían relacionado a la mayor concentración de hierro y azufre en la alteración fílica que obedecería a la presencia de minerales de sulfuros de hierro como la piritita (mineral común en esta alteración).

Respecto al pórfido feldespático, la correlación directa de **Mg** – **Ca** donde la alteración potásica presenta mayor concentración de estos elementos respecto a la alteración fílica podría deberse a la presencia de biotita, aspecto que se refleja en las muestras de mano y secciones de esta litología. Por otro lado, las correlaciones, también directas, de **Ti** – **V**, **F** – **Mg** y **Y** – **Mg** muestran una clara diferencia entre las alteraciones potásica y fílica, pero la relación con **Ti**, **F** y **Y** dificulta poder establecer algún tipo de relación mineralógica, por lo que se requeriría una investigación más detallada de este aspecto en particular.

En la correlación inversa **K** – **Mg**, la mayor concentración de **K** en la alteración fílica estaría relacionado a la sericita, mientras que la mayor concentración de **Mg** en la alteración potásica estaría relacionado al alto

contenido de biotita. Por otro lado, la correlación **Ba – Mg** también muestra claras diferencias entre las alteraciones mencionadas, pero para establecer una relación mineralógica con el **Ba** se necesitaría un estudio más a detalle de ese aspecto.

9.2.2.2. *Clasificación mediante reducción de dimensionalidad*

Se aplicaron dos métodos de reducción de dimensionalidad, el análisis de componentes principales y el análisis discriminante lineal. Ambos métodos arrojaron buenos resultados en cuanto a reducir el número de variables de análisis, explicar la varianza de los datos y sobre todo lograr establecer claras diferencias entre algunas de las litologías y alteraciones. Sin embargo, ninguno de estos métodos logra completamente establecer una regla general para la clasificación. Estos métodos logran establecer algunos clústeres para la litología y alteración, la clasificación a partir de estos se logra mediante la gráfica de líneas que separaran las litologías y alteraciones agrupadas, posteriormente se evalúa cada dato según los parámetros de dichas líneas y se ubica cada uno de los datos en el sector del gráfico correspondiente, estableciéndose así la clasificación.

Respecto al análisis de componentes principales (**PCA**), las gráficas de los componentes principales 1 y 2 muestran claros clúster de litologías y alteraciones. En el caso del primer componente principal, los elementos **Ca**, **Mg**, **Y** y **Na** explican la mayor cantidad de varianza para esta componente, mientras que el **Al**, **Ba**, **K** y **Sc** son los elementos correspondientes para la segunda componente. Para el caso del **Ca**, **Mg**, **Na**, **Al** y **K** estarían relacionados con los minerales formadores de roca, así como con los minerales típicos de las alteraciones. Por otro lado, el **Y**, **Ba** y **Sc** serían elementos accesorios en la mineralogía que podrían ser características geoquímicas típicas para la litología y alteración del yacimiento.

Para el **PCA**, los clústeres de alteraciones son los que más se lograron diferenciar de manera bastante clara, las alteraciones potásica y fílica se diferencian claramente para todas las litologías que las presentan en dos amplios clústeres. Para la alteración propilítica, esta también se diferencia en un amplio clúster abarcando las dos litologías que presentan dicha alteración. Sin embargo, para la alteración de silicificación, esta no logra distinguirse en un clúster específico, de hecho, esta alteración se encuentra diseminada en el clúster de la alteración propilítica.

Para los clústeres de las litologías en el **PCA** la diferenciación no fue tan clara, las litologías de granodiorita y pórfido feldespático básicamente se traslapan en ambas alteraciones. La diorita propilítica y el pórfido Yantac también se traslapan en un clúster, que básicamente estaría relacionado al tipo de alteración que presentan. El pórfido dacítico no se diferencia en un clúster propio, básicamente está diseminado dentro del clúster de la alteración fílica.

Respecto al análisis discriminante lineal (**LDA**), las gráficas de los discriminantes principal 1 y 2 también mostraron claras diferencias entre las litologías y alteraciones, con la diferencia que los clústeres en este método fueron más “compactos” entre sí y más diferenciados de otros. Un resultado que se esperaba de este procedimiento. En el caso de la primera discriminante lineal, los elementos **V, Na, Mo** y **F** tienen los coeficientes de estructura más altos (en negativo) que explican la mayor varianza. Por otro lado, para la segunda discriminante lineal, los elementos **Na, Y, K** y **Sc** tienen los coeficientes de estructura más altos que explican la mayor varianza. En el caso del **Na** y **K**, claramente tienen relación con los minerales propios de las litologías y alteraciones presentes. Por otro lado, el **V, Mo, F, Y** y **Sc** corresponderían a características geoquímicas propias de las litologías y alteraciones.

También para el **LDA**, los clústeres de alteraciones son los que más se lograron diferenciar. Los clústeres de alteración potásica, fílica y propilítica tienen clústeres bien marcados, compactos y más diferenciados de otros. Sin embargo, nuevamente la alteración de silicificación no mostró un clúster específico y quedó dentro de la alteración fílica.

Para los clústeres de las litologías en el **LDA**, la diferenciación tampoco fue la más clara. La granodiorita y pórfido feldespático se mostraban traslapándose en ambas alteraciones. La diorita y el pórfido Yantac se mostraban en un mismo clúster, aunque si se logra identificar algunas ligeras diferencias. El pórfido dacítico se muestra sin formar ningún clúster en específico y dentro de la alteración fílica.

En general, la aplicación del **PCA** y **LDA** mostró buenos resultados en cuanto a los clústeres de alteraciones de refiere, ambos métodos separaron correctamente las alteraciones potásicas, fílica y propilítica, no obstante, la alteración de silicificación no logró mostrar un clúster claro en ninguno de los dos métodos, en ambos se mostraba dentro del clúster de la alteración fílica. Esto puede deberse a que mineralógicamente la alteración fílica y silicificación guardan algunas semejanzas. Otro motivo podría ser algunos errores en el logeo de las muestras de alteración fílica por silicificación, ya que ambas alteraciones pueden confundirse a nivel macro.

Con respecto a los clústeres de litologías, ambos métodos tuvieron dificultades para mostrar clústeres claros. Los más claros se relacionaron con aquellas litologías que poseen una sola alteración. Esto podría estar relacionado con el grado de alteración que han afectado a las rocas encajonantes. También es necesario mencionar que aumentar el número de datos (especialmente en pórfido dacítico) podría mejorar los resultados.

9.3. Respecto a resultados de clasificación por aprendizaje supervisado

Respecto a la clasificación obtenida a partir del modelo ***K – Nearest Neighbours (KNN)***, en general se obtuvieron muy buenos resultados para la clasificación de litologías y alteraciones y con los tres tipos de datos de entrenamiento utilizados. El modelo ***KNN*** mostró ser el mejor método para obtener un alto grado de precisión en la clasificación de los datos.

Respecto a la validación cruzada, fue un método óptimo para evaluar la precisión de cada uno de los modelos puestos a prueba. Este método se utilizó para probar 100 vecinos más cercanos en los datos de entrenamiento (en los tres tipos de datos de entrenamiento) y así determinar qué número de vecinos sería el ideal para obtener la mayor precisión en cada modelo. Se eligió esta cantidad de vecinos a probar teniendo en cuenta la magnitud de los datos, para que el número óptimo de vecinos este en el orden de las decenas, ya que un número elevado de vecinos podría arrojar resultados poco fiables (aumento de la precisión con un número de vecinos mayor a 100). Todos los resultados de los modelos mostraron una clara tendencia a la baja de la precisión al acercarse a 100 vecinos, lo que evidenciaría la fiabilidad de los resultados.

Los modelos de litología y alteración entrenados con el contenido de elementos en base logarítmica mostraron, para la clasificación de litologías, una precisión del 82% con 15 vecinos, mientras que para la alteración una precisión del 91% con 21 vecinos. Por otra parte, para los modelos entrenados con los seis primeros componentes principales, mostraron una precisión del 80% con 23 vecinos para las litologías y 91% con 30 vecinos para las alteraciones. Finalmente, los modelos entrenados con los discriminantes principales mostraron una precisión del 79% con 33 vecinos para las litologías y 89% con 39 vecinos para las alteraciones.

Por lo tanto, los modelos que mostraron el mayor porcentaje de precisión, tanto para la clasificación de litologías como alteraciones, fue el que se entrenó con el contenido de los elementos en base logarítmica. También es necesario mencionar que la precisión en la clasificación de las alteraciones en todos los modelos siempre es más alta que la precisión en las litologías, un comportamiento que se concuerda con los resultados hallados mediante la aplicación del ***PCA*** y ***LDA***.

X. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

10.1. Conclusiones

- Los contenidos de elementos químicos determinados mediante el análisis ICP-MS si pueden utilizarse para la clasificación de las rocas intrusivas del yacimiento Toromocho según el tipo de litología y alteración que presentan, puesto que, los contenidos químicos son el reflejo de la mineralogía presente en la roca.
- De las correlaciones de elementos se puede concluir que la alteración potásica estaría representada por el contenido de biotita, la alteración fílica por el contenido de sericita y con mineralización de sulfuros (pirita mayoritariamente) y la alteración propilítica por la asociación de clorita – epidota, evidenciando la naturaleza del sistema porfirítico.
- Del set de elementos seleccionados para el análisis multivariable de reducción de dimensionalidad (**PCA y LDA**), los elementos que más influyentes para la clasificación de litologías y alteraciones son el **Ca, Mg, Na, Al y K** que estarían relacionados con la mineralogía básica de las rocas y de las alteraciones, mientras que el **Y, Ba, Sc, V y F** estarían relacionados a características geoquímicas propias del magmatismo formador de las rocas, así como los fluidos mineralizantes que las alteraron.
- De la aplicación del **PCA y LDA**, las litologías que se lograron diferenciar fueron aquellas que correspondían a aquellas que tienen una sola alteración, mientras que las alteraciones sí lograron diferenciarse claramente para la alteración potásica, fílica y propilítica, sin embargo, la alteración de silicificación no logró diferenciarse de las demás alteraciones.
- De los métodos de reducción de dimensionalidad que se aplicaron (**PCA y LDA**), se concluye que el análisis discriminante lineal es el mejor para la clasificación tanto de litologías como de alteraciones hidrotermales. Si bien ambos métodos mostraron parecidos y buenos resultados, el LDA debido a sus características mostró diferencias más marcadas entre clústeres diferentes y dentro de cada clúster acerca los datos, lo que permite establecer una clasificación más consistente.

- Respecto a la clasificación mediante la aplicación de modelos de aprendizaje supervisado **K – Nearest Neighbours (KNN)**, se concluye que fue el método que mejores resultados mostro en cuanto a la eficiencia y precisión en la clasificación de los datos, con el número de vecinos óptimos para una mayor precisión.
- Se concluye que los datos de entrenamiento correspondiente al contenido de elementos químicos en base logarítmica es la que mejores resultados de precisión mostro en el entrenamiento de los modelos de **KNN** para la clasificación de litologías y alteraciones, donde el modelo de clasificación de estas últimas mostro más precisión.
- De la aplicación de la técnica de validación cruzada, se concluye que es la ideal para el entrenamiento y validación de los modelos, además de proporcionar la configuración adecuada del número de vecinos para conseguir la precisión más alta en la clasificación de los datos.

10.2. Recomendaciones

- Para obtener resultados más precisos y que mejor reflejen la naturaleza de las rocas intrusivas se recomienda extender el estudio con un mayor número de muestras en general y más específicamente en las litologías del pórfido Yantac y pórfido dacítico, y en la alteración de silicificación.
- Para asegurar de la calidad de los datos a analizar, se recomienda que las muestras de doble banco sigan un protocolo más preciso en la extracción, como la implementación de bolsas en la boca del ducto del taladro para evitar la pérdida de muestra, así como la contaminación. Además, se debería implementar una balanza electrónica para asegurar el peso exacto de las muestras extraídas.
- Durante el proceso de logueo de las muestras de doble banco, se recomendaría que después de cernir la muestra con agua y establecer la litología y alteración, el cernidor debe ser lavado para evitar la contaminación con otras muestras que puedan llevar a un mal logueo. Además, al momento de realzar este procedimiento, se recomienda que se

haga en las condiciones más uniformes posibles, como la iluminación por luz natural, uso de cernidores de igual tamaño de malla, uso de lupas de igual aumento, entre otros.

- Para mantener la validez de los modelos de clasificación **KNN**, se recomienda que estos se mantengan actualizados a medida que más datos nuevos estén disponibles para entrenar el modelo.
 - Para obtener mejores resultados en la clasificación tanto de litologías como alteraciones, se recomienda integrar datos de contenido mineral dentro de las variables de análisis, así como datos macroscópicos como la presencia de fenocristales.
-

XI. BIBLIOGRAFIA

- Abdi, H., & Williams, L. J. (2010). *Principal component analysis*. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2(4), 433-459.
- Ahrens, L. (1957). The lognormal distribution of the elements - a fundamental law of geochemistry. *Geochimica et Cosmochimica Acta*, Vol. 11, N° 4.
- Alpaydın, E. (2020). *Introduction to Machine Learning*. MIT Press.
- Blatt, H. T. (2005). *Petrology: igneous, sedimentary, and metamorphic*. W. H. Freeman.
- Clark, L. A., & Shipp, C. A. (2019). Linear discriminant analysis in R: An introduction. . *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 18.
- Departamento de Petrología y Geoquímica de la Universidad Complutense de Madrid. (12 de Marzo de 2013). *Atlas de rocas ígneas*. Obtenido de Tipos rocosos: <https://petroignea.wordpress.com/tiposrocosos/afloramientos-en-rocas-plutonicas/>
- Ezugwu, T. C. (2020). Application of machine learning algorithms to identify lithologies using geochemical data. *Journal of Geochemical Exploration*, 212 - 220.
- Guilbert, J. M., & Park, C. F. (1986). *The geology of ore deposits*. San Francisco: Freeman.
- Güler, M. (2010). *Geology and mineral deposits of Turkey*. Springer Science & Business Media.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. Springer.
- Helsel, D. R. (2005). Replacement of missed values in geochemical analyses: a comparison of methods. *Environmental Science & Technology*, 39(12) , 4193-4204.
- Howard, T. (2001). *Inductively Coupled Plasm-Mass Spectrometry. Practices and Techniques. USA: Academic Press.*

-
- IS - Analítica. (2022). *IS - Analítica*. Obtenido de Espectrometros de emision atomica series ICPE
- 9800: <https://www.is-analitica.com/analitica-elemental/espectrometros-de-emision-atmica-series-icpe-9800/>
- Jarpa Lobos, J. P. (2014). *Exploración geoquímica del proyecto la falda, franja de Maricunga, región de Atacama, Chile*. Santiago: Universidad de Chile.
- José, I. (2021). *KNN (K-Nearest Neighbors) #1 - towards data science*. Obtenido de Medium: <https://towardsdatascience.com/knn-k-nearest-neighbors-1-a4707b24bd1d>
- Journel, A. G. (1978). *Mining geostatistics*. Academic Press.
- Kossoff, D. D.-E. (2014). *Mine tailings dams: characteristics, failure, environmental impacts, and remediation*. Applied Geochemistry.
- Lepeltier, C. (1969). A simplified statistical treatment of geochemical data by graphical . *Economic Geology*, v. 64, pp. 538-550.
- Li, J. W. (2015). *Analysis of rare earth elements in rocks and minerals by inductively coupled plasma mass spectrometry*. International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials, 22(8), 859-869.
- Lisle, R. J. (2004). *Logging and log analysis*. Geological Society of London.
- Mamani, Y., Gómez, E. W., & Guerrero, L. (2021). *Geología del cuadrángulo de Matucana (hojas 24k2, 24k3, 24k4), Boletín, Serie L: Actualización Carta Geológica Nacional (Escala 1: 50 000)*. Lima: Instituto Geológico, Minero y Metalúrgico - INGEMMET.
- Maréchal, C. G. (2015). *Geological modelling and mineral resource estimation*. Springer.
- Márquez, M. I. (2018). Support vector machines and lithogeochemical data for mineral prospectivity mapping in the Las Chacras district, Argentina. *Ore Geology Reviews*, 93, 356-371.
-

-
- Meyer, C., & Hemley, J. J. (1967). *Wall rock alteration*. In: Barnes H L (ed) *Geochemistry of hydrothermal ore deposits*, 1st edn. Nueva York: Holt Rinehart & Winston.
- Minera Chinalco Perú. (2020). *Geología del yacimiento Toromocho*.
- Niu, M., Li, Y., Wang, C., & Hank, K. (2018). *RFamyloid: A Web Server for Predicting Amyloid Proteins*. Obtenido de International Journal Of Molecular Sciences: <https://doi.org/10.3390/ijms19072071>
- Njuki, S. (2020). *MQL5 Community*. Obtenido de Características del Wizard MQL5 que debe conocer (Parte 04): Análisis Discriminante Lineal.: <https://www.mql5.com/es/articles/11687>
- Pallant, J. (2016). *SPSS Survival Manual (6th ed.)*. Open University Press.
- Parra, A. (13 de Mayo de 2022). *QuestionPro*. Obtenido de ¿Qué es el coeficiente de correlación de Spearman?: <https://www.questionpro.com/blog/es/coeficiente-de-correlacion-de-spearman/>
- Pirajno, F. (1992). *Hydrothermal Mineral Deposits*. Western Australia : Springer-Verlag.
- Raschka, S., & Mirjalili, V. (2017). *Python Machine Learning*. Packt Publishing.
- Rivera, H. (2007). *Introducción a la geoquímica general y aplicada*. Lima: Megabyte.
- Rojas, A. (17 de Diciembre de 2017). *GeoNext*. Obtenido de Rocas Ígneas: Textura, Descripción y Tipo: <https://post.geoxnet.com/rocas-igneas-textura-descripcion-tipo/>
- Rose, A. W., & Burt, D. M. (1979). *Hydrothermal alteration*. In: Barnes H L (ed) *Geochemistry of hydrothermal ore deposits*. Nueva York: John Wiley & Sons.
- Sillitoe, R. H. (2015). *Porphyry copper systems*. Economic Geology 100th Anniversary Volume, 29-63.
-

-
- Streckeisen, A. (1974). *Classification and nomenclature of volcanic rocks, lamprophyres, carbonatites, and melilitite rocks*. . Recommendations of the International Union of Geological Sciences, Subcommittee on the Systematics of Igneous Rocks, 1-10.
- Terrones, A. J. (1949). Estratigrafía del distrito minero de Morococha. *Sociedad Geológica del Perú, Vol. Jubilar, Pte II, Fasc 8*, 1 - 15.
- Valencia-Moreno, J. A.-C.-M. (2018). *Application of machine learning algorithms to mineral prospectivity mapping in the Guerrero Gold Belt, Mexico*. Ciudad de Mexico: Geocarto International, 33(10), 1117-1135.
- Washington, H. S. (1930). *The chemical analysis of rocks*. New York: J. Wiley and Sons.
- Wilson, J. J. (1963). Cretaceous stratigraphy of Central. *AAPG Bulletin*, 47(1): 1-34.
doi:<https://doi.org/10.1306/BC74396D-16BE-11D7->
- Xue, J. L. (2019). Use of Machine Learning Techniques for the Prediction of Mineralization in the Jiali Gold Deposit, Southwestern China. *Minerals*, 9(7), 415.
-

XII. ANEXOS

KNN_Lito_Alter_Intru_LogElements

August 15, 2023

0.1 Importamos librerias

```
[1]: import numpy as np
import pandas as pd
from matplotlib import pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore", category=FutureWarning) #para ignorar
↳ advertencias en jupyter Notebook
```

0.2 Definimos metodo de calificación KNN

```
[2]: from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
```

0.3 Importamos validacion cruzada

```
[3]: from sklearn.model_selection import cross_val_score
```

0.4 Importamos el dataset

```
[4]: datos=pd.read_csv("Datos_icp.csv", sep=";") #para archivos csv separados por ;
```

```
[5]: datos.head()
```

```
[5]:
```

	SAMPLE_ID_	Sample Site Name	Actual Easting	Actual Northing	\
0	393033	4470-D4003-0309	375884.34	8716993.22	
1	393035	4470-D4003-0313	375875.91	8717070.01	
2	393041	4470-D4003-0323	375898.67	8717031.53	
3	393054	4485-U4003-0313	375875.91	8717070.01	
4	393056	4485-U4003-0321	375895.86	8717071.43	

	Actual Elevation	Actual Length	LITOINT	LITOLOGIA	ALTERINT	\
0	4485	15	3	Porfido feldespatico	2	
1	4485	15	3	Porfido feldespatico	2	
2	4485	15	3	Porfido feldespatico	2	
3	4500	15	3	Porfido feldespatico	2	
4	4500	15	3	Porfido feldespatico	2	

	ALTERACION	...	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12	\
0	Potasica	...	-1.439874	-2.860003	-1.110453	0.768046	-0.107438	0.482728	
1	Potasica	...	-0.622812	-1.451906	-0.263538	0.820717	-0.980863	-0.346540	
2	Potasica	...	-1.447130	0.287733	0.612339	0.243859	-1.872738	1.298543	
3	Potasica	...	-1.496385	-0.383461	0.514711	0.490407	-0.603627	0.621860	
4	Potasica	...	-1.481295	-0.555957	0.043834	1.215251	-0.929097	0.753173	

	DP1	DP2	DP3	DP4
0	1.697154	0.568663	-0.209391	2.269727
1	-0.628844	1.813451	0.777686	3.000360
2	0.005237	0.489945	-1.784047	2.040277
3	-1.335849	1.414986	-0.219672	2.362842
4	-0.703467	1.522093	-1.731392	1.721337

[5 rows x 107 columns]

```
[6]: datos.tail()
```

```
[6]:
```

	SAMPLE_ID_	Sample Site Name	Actual Easting	Actual Northing	\
5222	909547	4710-D3003-0119	374981.49	8716411.83	
5223	909548	4725-U3003-0122	374981.33	8716431.83	
5224	909550	4710-D3003-0120	375000.70	8716412.36	
5225	909551	4710-D3003-0122	374981.33	8716431.83	
5226	909552	4710-D3003-0146	375008.62	8716513.87	

	Actual Elevation	Actual Length	LITOINT	LITOLOGIA	\
5222	4725	15	5	Porfido dacitico	
5223	4740	15	5	Porfido dacitico	
5224	4725	15	5	Porfido dacitico	
5225	4725	15	5	Porfido dacitico	
5226	4725	15	3	Porfido feldespatico	

	ALTERINT	ALTERACION	...	PC7	PC8	PC9	PC10	\
5222	6	Silisificacion	...	-1.513448	-0.499651	-0.521594	-1.407449	
5223	6	Silisificacion	...	-1.045823	0.110616	-0.986311	-0.986328	
5224	6	Silisificacion	...	-1.017280	-0.187342	-0.679277	-1.889922	
5225	6	Silisificacion	...	0.109773	-0.325381	-0.592754	-0.818800	
5226	4	Filica	...	-2.001122	0.301378	-1.157558	-1.781236	

	PC11	PC12	DP1	DP2	DP3	DP4
5222	-0.204230	0.382736	2.642817	-0.466208	-0.162768	0.088090
5223	0.485944	0.557324	1.977909	0.080070	-0.129666	-0.602802
5224	-0.452985	0.570084	2.246177	-0.761686	-0.278869	0.688438
5225	-0.221150	0.530139	1.998904	-0.941177	-0.581613	-0.016802
5226	-0.120840	0.431111	2.476752	-2.809884	-0.160314	-0.759873

[5 rows x 107 columns]

0.5 Reemplazamos valores vacios por 0

```
[7]: datos=datos.replace(np.nan,"0")
```

0.6 Convertimos datos en un dataframe

```
[8]: df=pd.DataFrame(datos)
```

0.7 Creamos diccionario con las equivalencias numericas de las litologias

```
[9]: pred_lito=dict(zip(datos.LITOINT.unique(), datos.LITOLOGIA.unique()))  
print (pred_lito)
```

```
{3: 'Porfido feldespatico', 2: 'Granodiorita', 1: 'Diorita', 5: 'Porfido  
dacitico', 6: 'Porfido yantac'}
```

0.8 Creamos diccionario con las equivalencias numericas de las alteraciones

```
[10]: pred_alter=dict(zip(datos.ALTERINT.unique(), datos.ALTERACION.unique()))  
print (pred_alter)
```

```
{2: 'Potasica', 4: 'Filica', 6: 'Silisificacion', 3: 'Propilitica'}
```

0.9 Cantidad de datos por cada litologia

```
[11]: print (datos["LITOLOGIA"].value_counts())
```

```
Granodiorita          3110  
Porfido feldespatico  1123  
Diorita                752  
Porfido dacitico       144  
Porfido yantac         98  
Name: LITOLOGIA, dtype: int64
```

0.10 Cantidad de datos por cada alteración

```
[12]: print (datos["ALTERACION"].value_counts())
```

```
Potasica              3210  
Filica                1641  
Propilitica           232  
Silisificacion        144  
Name: ALTERACION, dtype: int64
```

0.11 Definimos variables de entrenamiento X como input

```
[13]: X=datos[["Al_ppm_LOG", "Ba_ppm_LOG", "Ca_ppm_LOG", "Co_ppm_LOG", "Cr_ppm_LOG",  
            ↪ "F_ppm_LOG",  
            "Fe_ppm_LOG", "Ga_ppm_LOG", "K_ppm_LOG", "Mg_ppm_LOG", "Mo_ppm_LOG",  
            ↪ "Pb_ppm_LOG",  
            "S_ppm_LOG", "Sc_ppm_LOG", "Ti_ppm_LOG", "V_ppm_LOG", "Y_ppm_LOG",  
            ↪ "Zr_ppm_LOG", "Na_ppm_LOG",]]
```

0.12 Definimos variables de resultados Y para litologías y alteraciones como output

```
[14]: y_lito=datos["LITOINT"]  
y_alter=datos["ALTERINT"]
```

0.13 Probando el modelo mediante la validación K-Fold para litologías y alteraciones

```
[15]: N = 100 #N es el numero de vecinos a probar para hallar el número optimo  
k_range = range(1,N) #rango para las iteraciones de vecinos  
  
#Datos para litologías  
k_scores_promedio_l = []  
k_scores_maximos_l = []  
k_scores_minimos_l = []  
  
#Datos para alteraciones  
k_scores_promedio_a = []  
k_scores_maximos_a = []  
k_scores_minimos_a = []  
  
#Cross validation KNN para litologías  
for k in k_range:  
    knn=KNeighborsClassifier(n_neighbors=k)  
    scores_l = cross_val_score(knn, X, y_lito, cv = 10, scoring = "accuracy")  
    k_scores_promedio_l.append(scores_l.mean())  
    k_scores_maximos_l.append(max(scores_l))  
    k_scores_minimos_l.append(min(scores_l))  
  
#Cross validation KNN para alteraciones  
for k in k_range:  
    knn=KNeighborsClassifier(n_neighbors=k)  
    scores_a = cross_val_score(knn, X, y_alter, cv = 10, scoring = "accuracy")  
    k_scores_promedio_a.append(scores_a.mean())  
    k_scores_maximos_a.append(max(scores_a))  
    k_scores_minimos_a.append(min(scores_a))
```

```
print ("Cross validation terminada")
```

Cross validation terminada

0.14 Graficamos la precisión del modelo para litologías y alteraciones

```
[27]: plt.figure(figsize=(10, 5))

#Litologías
plt.subplot(1, 2, 1)
valorMax_l = k_scores_promedio_l.index(max(k_scores_promedio_l))+1
print ("Número optimo de vecinos para litologías = ",valorMax_l)
print ("Precision para litologías = ",max(k_scores_promedio_l))
plt.title ("Exactitud de KNN en litologías\n para k vecinos con set de
↳LOG_elementos")
plt.plot (k_range, k_scores_promedio_l, label = "Precisión promedio")
plt.plot (k_range, k_scores_maximos_l, label = "Precisión máxima", color =
↳"red", linestyle = "dashed")
plt.plot (k_range, k_scores_minimos_l, label = "Precisión mínima", color =
↳"green", linestyle = "dashed")
plt.plot (valorMax_l, max(k_scores_promedio_l), "^", label = "Precision del
↳modelo", color = "black")
plt.annotate(f'({valorMax_l}, {round(max(k_scores_promedio_l),2)})',
↳xy=(valorMax_l,max(k_scores_promedio_l)),
        xytext=(valorMax_l - 0.02, max(k_scores_promedio_l) - 0.02),
↳arrowprops=dict(facecolor='black', arrowstyle='->'))
plt.legend (loc='upper right')
plt.xlabel ("Número de vecinos")
plt.ylabel ("Precisión")
plt.grid()

#Alteraciones
plt.subplot(1, 2, 2)
valorMax_a = k_scores_promedio_a.index(max(k_scores_promedio_a))+1
print ("Número optimo de vecinos para alteraciones = ",valorMax_a)
print ("Precision para alteraciones = ",max(k_scores_promedio_a))
plt.title ("Exactitud de KNN en alteraciones\n para k vecinos con set de
↳LOG_elementos")
plt.plot (k_range, k_scores_promedio_a, label = "Precisión promedio")
plt.plot (k_range, k_scores_maximos_a, label = "Precisión máxima", color =
↳"red", linestyle = "dashed")
plt.plot (k_range, k_scores_minimos_a, label = "Precisión mínima", color =
↳"green", linestyle = "dashed")
plt.plot (valorMax_a, max(k_scores_promedio_a), "^", label = "Precision del
↳modelo", color = "black")
plt.annotate(f'({valorMax_a}, {round(max(k_scores_promedio_a),2)})',
↳xy=(valorMax_a,max(k_scores_promedio_a)),
```

```

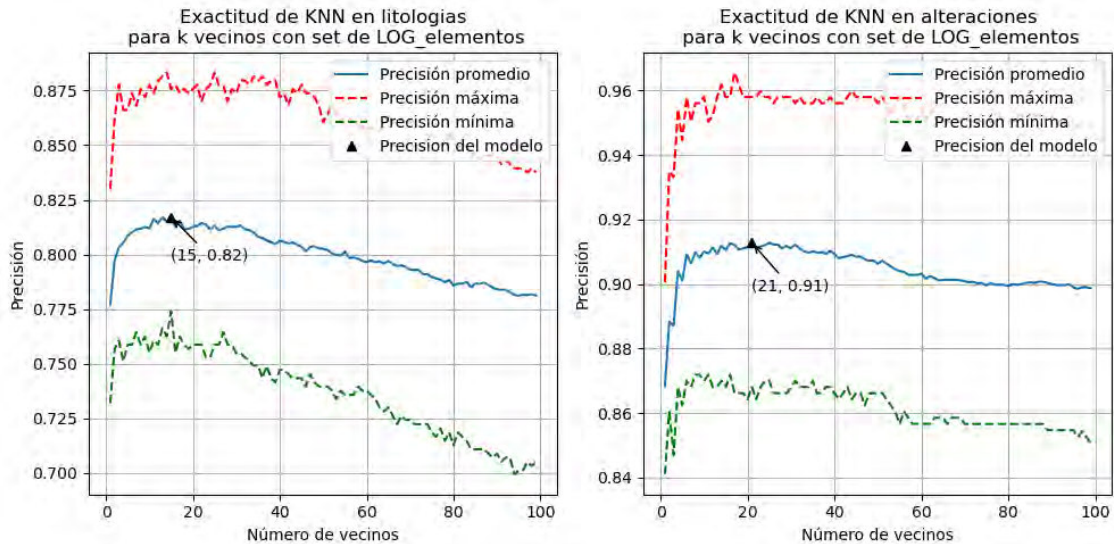
        xytext=(valorMax_a - 0.015, max(k_scores_promedio_a) - 0.015),
        ↪arrowprops=dict(facecolor='black', arrowstyle='->'))
plt.legend (loc='upper right')
plt.xlabel ("Número de vecinos")
plt.ylabel ("Precisión")
plt.grid()

plt.tight_layout()
plt.show

```

Número optimo de vecinos para litologias = 15
 Precision para litologias = 0.8170882691222904
 Número optimo de vecinos para alteraciones = 21
 Precision para alteraciones = 0.9127608917020138

[27]: <function matplotlib.pyplot.show(close=None, block=None)>



[]:

KNN_Lito_Alter_Intru_PCs

August 15, 2023

0.1 Importamos librerias

```
[1]: import numpy as np
import pandas as pd
from matplotlib import pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore", category=FutureWarning) #para ignorar
↳ advertencias en jupyter Notebook
```

0.2 Definimos metodo de calificación KNN

```
[2]: from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
```

0.3 Importamos validacion cruzada

```
[3]: from sklearn.model_selection import cross_val_score
```

0.4 Importamos el dataset

```
[4]: datos=pd.read_csv("Datos_icp.csv", sep=";") #para archivos csv separados por ;
```

```
[5]: datos.head()
```

```
[5]:
```

	SAMPLE_ID_	Sample Site Name	Actual Easting	Actual Northing	\
0	393033	4470-D4003-0309	375884.34	8716993.22	
1	393035	4470-D4003-0313	375875.91	8717070.01	
2	393041	4470-D4003-0323	375898.67	8717031.53	
3	393054	4485-U4003-0313	375875.91	8717070.01	
4	393056	4485-U4003-0321	375895.86	8717071.43	

	Actual Elevation	Actual Length	LITOINT	LITOLOGIA	ALTERINT	\
0	4485	15	3	Porfido feldespatico	2	
1	4485	15	3	Porfido feldespatico	2	
2	4485	15	3	Porfido feldespatico	2	
3	4500	15	3	Porfido feldespatico	2	
4	4500	15	3	Porfido feldespatico	2	

	ALTERACION	...	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12	\
0	Potasica	...	-1.439874	-2.860003	-1.110453	0.768046	-0.107438	0.482728	
1	Potasica	...	-0.622812	-1.451906	-0.263538	0.820717	-0.980863	-0.346540	
2	Potasica	...	-1.447130	0.287733	0.612339	0.243859	-1.872738	1.298543	
3	Potasica	...	-1.496385	-0.383461	0.514711	0.490407	-0.603627	0.621860	
4	Potasica	...	-1.481295	-0.555957	0.043834	1.215251	-0.929097	0.753173	

	DP1	DP2	DP3	DP4
0	1.697154	0.568663	-0.209391	2.269727
1	-0.628844	1.813451	0.777686	3.000360
2	0.005237	0.489945	-1.784047	2.040277
3	-1.335849	1.414986	-0.219672	2.362842
4	-0.703467	1.522093	-1.731392	1.721337

[5 rows x 107 columns]

```
[6]: datos.tail()
```

```
[6]:
```

	SAMPLE_ID_	Sample Site Name	Actual Easting	Actual Northing	\
5222	909547	4710-D3003-0119	374981.49	8716411.83	
5223	909548	4725-U3003-0122	374981.33	8716431.83	
5224	909550	4710-D3003-0120	375000.70	8716412.36	
5225	909551	4710-D3003-0122	374981.33	8716431.83	
5226	909552	4710-D3003-0146	375008.62	8716513.87	

	Actual Elevation	Actual Length	LITOINT	LITOLOGIA	\
5222	4725	15	5	Porfido dacitico	
5223	4740	15	5	Porfido dacitico	
5224	4725	15	5	Porfido dacitico	
5225	4725	15	5	Porfido dacitico	
5226	4725	15	3	Porfido feldespatico	

	ALTERINT	ALTERACION	...	PC7	PC8	PC9	PC10	\
5222	6	Silisificacion	...	-1.513448	-0.499651	-0.521594	-1.407449	
5223	6	Silisificacion	...	-1.045823	0.110616	-0.986311	-0.986328	
5224	6	Silisificacion	...	-1.017280	-0.187342	-0.679277	-1.889922	
5225	6	Silisificacion	...	0.109773	-0.325381	-0.592754	-0.818800	
5226	4	Filica	...	-2.001122	0.301378	-1.157558	-1.781236	

	PC11	PC12	DP1	DP2	DP3	DP4
5222	-0.204230	0.382736	2.642817	-0.466208	-0.162768	0.088090
5223	0.485944	0.557324	1.977909	0.080070	-0.129666	-0.602802
5224	-0.452985	0.570084	2.246177	-0.761686	-0.278869	0.688438
5225	-0.221150	0.530139	1.998904	-0.941177	-0.581613	-0.016802
5226	-0.120840	0.431111	2.476752	-2.809884	-0.160314	-0.759873

[5 rows x 107 columns]

0.5 Reemplazamos valores vacios por 0

```
[7]: datos=datos.replace(np.nan,"0")
```

0.6 Convertimos datos en un dataframe

```
[8]: df=pd.DataFrame(datos)
```

0.7 Creamos diccionario con las equivalencias numericas de las litologias

```
[9]: pred_lito=dict(zip(datos.LITOINT.unique(), datos.LITOLOGIA.unique()))  
print (pred_lito)
```

```
{3: 'Porfido feldespatico', 2: 'Granodiorita', 1: 'Diorita', 5: 'Porfido  
dacitico', 6: 'Porfido yantac'}
```

0.8 Creamos diccionario con las equivalencias numericas de las alteraciones

```
[10]: pred_alter=dict(zip(datos.ALTERINT.unique(), datos.ALTERACION.unique()))  
print (pred_alter)
```

```
{2: 'Potasica', 4: 'Filica', 6: 'Silisificacion', 3: 'Propilitica'}
```

0.9 Cantidad de datos por cada litologia

```
[11]: print (datos["LITOLOGIA"].value_counts())
```

```
Granodiorita          3110  
Porfido feldespatico  1123  
Diorita               752  
Porfido dacitico      144  
Porfido yantac        98  
Name: LITOLOGIA, dtype: int64
```

0.10 Cantidad de datos por cada alteración

```
[12]: print (datos["ALTERACION"].value_counts())
```

```
Potasica             3210  
Filica               1641  
Propilitica          232  
Silisificacion       144  
Name: ALTERACION, dtype: int64
```

0.11 Definimos variables de entrenamiento X como input

```
[13]: X=datos[["PC1", "PC2", "PC3", "PC4", "PC5", "PC6"]]
```

0.12 Definimos variables de resultados Y para litologías y alteraciones como output

```
[14]: y_lito=datos["LITOINT"]
      y_alter=datos["ALTERINT"]
```

0.13 Probando el modelo mediante la validación K-Fold para litologías y alteraciones

```
[15]: N = 100 #N es el numero de vecinos a probar para hallar el número optimo
      k_range = range(1,N) #rango para las iteraciones de vecinos

      #Datos para litologías
      k_scores_promedio_l = []
      k_scores_maximos_l = []
      k_scores_minimos_l = []

      #Datos para alteraciones
      k_scores_promedio_a = []
      k_scores_maximos_a = []
      k_scores_minimos_a = []

      #Cross validation KNN para litologías
      for k in k_range:
          knn=KNeighborsClassifier(n_neighbors=k)
          scores_l = cross_val_score(knn, X, y_lito, cv = 10, scoring = "accuracy")
          k_scores_promedio_l.append(scores_l.mean())
          k_scores_maximos_l.append(max(scores_l))
          k_scores_minimos_l.append(min(scores_l))

      #Cross validation KNN para alteraciones
      for k in k_range:
          knn=KNeighborsClassifier(n_neighbors=k)
          scores_a = cross_val_score(knn, X, y_alter, cv = 10, scoring = "accuracy")
          k_scores_promedio_a.append(scores_a.mean())
          k_scores_maximos_a.append(max(scores_a))
          k_scores_minimos_a.append(min(scores_a))

      print ("Cross validation terminada")
```

Cross validation terminada

0.14 Graficamos la precisión del modelo para litologías y alteraciones

```
[16]: plt.figure(figsize=(10, 5))

      #Litologías
      plt.subplot(1, 2, 1)
```

```

valorMax_1 = k_scores_promedio_1.index(max(k_scores_promedio_1))+1
print ("Número optimo de vecinos para litologias = ",valorMax_1)
print ("Precision para litologias = ",max(k_scores_promedio_1))
plt.title ("Exactitud de KNN en litologias\n para k vecinos con PCs")
plt.plot (k_range, k_scores_promedio_1, label = "Precisión promedio")
plt.plot (k_range, k_scores_maximos_1, label = "Precisión máxima", color = "red",
↪ linestyle = "dashed")
plt.plot (k_range, k_scores_minimos_1, label = "Precisión mínima", color = "green",
↪ linestyle = "dashed")
plt.plot (valorMax_1, max(k_scores_promedio_1), "^", label = "Precision del
↪ modelo", color = "black")
plt.annotate(f'({valorMax_1}, {round(max(k_scores_promedio_1),2)})',
↪ xy=(valorMax_1,max(k_scores_promedio_1)),
        xytext=(valorMax_1 - 0.02, max(k_scores_promedio_1) - 0.02),
↪ arrowprops=dict(facecolor='black', arrowstyle='->'))
plt.legend (loc='upper right')
plt.xlabel ("Número de vecinos")
plt.ylabel ("Precisión")
plt.grid()

#Alteraciones
plt.subplot(1, 2, 2)
valorMax_a = k_scores_promedio_a.index(max(k_scores_promedio_a))+1
print ("Número optimo de vecinos para alteraciones = ",valorMax_a)
print ("Precision para alteraciones = ",max(k_scores_promedio_a))
plt.title ("Exactitud de KNN en alteraciones\n para k vecinos con PCs")
plt.plot (k_range, k_scores_promedio_a, label = "Precisión promedio")
plt.plot (k_range, k_scores_maximos_a, label = "Precisión máxima", color = "red",
↪ linestyle = "dashed")
plt.plot (k_range, k_scores_minimos_a, label = "Precisión mínima", color = "green",
↪ linestyle = "dashed")
plt.plot (valorMax_a, max(k_scores_promedio_a), "^", label = "Precision del
↪ modelo", color = "black")
plt.annotate(f'({valorMax_a}, {round(max(k_scores_promedio_a),2)})',
↪ xy=(valorMax_a,max(k_scores_promedio_a)),
        xytext=(valorMax_a - 0.015, max(k_scores_promedio_a) - 0.015),
↪ arrowprops=dict(facecolor='black', arrowstyle='->'))
plt.legend (loc='upper right')
plt.xlabel ("Número de vecinos")
plt.ylabel ("Precisión")
plt.grid()

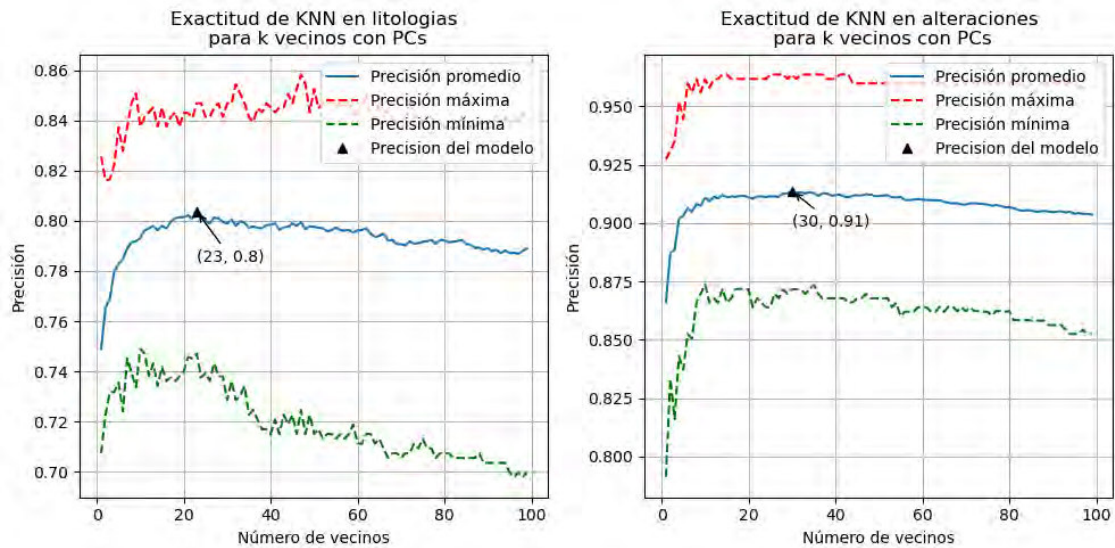
plt.tight_layout()
plt.show

```

Número optimo de vecinos para litologias = 23
Precision para litologias = 0.8037065119447926

Número optimo de vecinos para alteraciones = 30
Precision para alteraciones = 0.913714716892669

```
[16]: <function matplotlib.pyplot.show(close=None, block=None)>
```



[]:

KNN_Lito_Alter_Intru_DPs

August 15, 2023

0.1 Importamos librerias

```
[1]: import numpy as np
import pandas as pd
from matplotlib import pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore", category=FutureWarning) #para ignorar
↳ advertencias en jupyter Notebook
```

0.2 Definimos metodo de calificación KNN

```
[2]: from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
```

0.3 Importamos validacion cruzada

```
[3]: from sklearn.model_selection import cross_val_score
```

0.4 Importamos el dataset

```
[4]: datos=pd.read_csv("Datos_icp.csv", sep=";") #para archivos csv separados por ;
```

```
[5]: datos.head()
```

```
[5]:
```

	SAMPLE_ID_	Sample Site Name	Actual Easting	Actual Northing	\
0	393033	4470-D4003-0309	375884.34	8716993.22	
1	393035	4470-D4003-0313	375875.91	8717070.01	
2	393041	4470-D4003-0323	375898.67	8717031.53	
3	393054	4485-U4003-0313	375875.91	8717070.01	
4	393056	4485-U4003-0321	375895.86	8717071.43	

	Actual Elevation	Actual Length	LITOINT	LITOLOGIA	ALTERINT	\
0	4485	15	3	Porfido feldespatico	2	
1	4485	15	3	Porfido feldespatico	2	
2	4485	15	3	Porfido feldespatico	2	
3	4500	15	3	Porfido feldespatico	2	
4	4500	15	3	Porfido feldespatico	2	

	ALTERACION	...	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12	\
0	Potasica	...	-1.439874	-2.860003	-1.110453	0.768046	-0.107438	0.482728	
1	Potasica	...	-0.622812	-1.451906	-0.263538	0.820717	-0.980863	-0.346540	
2	Potasica	...	-1.447130	0.287733	0.612339	0.243859	-1.872738	1.298543	
3	Potasica	...	-1.496385	-0.383461	0.514711	0.490407	-0.603627	0.621860	
4	Potasica	...	-1.481295	-0.555957	0.043834	1.215251	-0.929097	0.753173	

	DP1	DP2	DP3	DP4
0	1.697154	0.568663	-0.209391	2.269727
1	-0.628844	1.813451	0.777686	3.000360
2	0.005237	0.489945	-1.784047	2.040277
3	-1.335849	1.414986	-0.219672	2.362842
4	-0.703467	1.522093	-1.731392	1.721337

[5 rows x 107 columns]

```
[6]: datos.tail()
```

```
[6]:
```

	SAMPLE_ID_	Sample Site Name	Actual Easting	Actual Northing	\
5222	909547	4710-D3003-0119	374981.49	8716411.83	
5223	909548	4725-U3003-0122	374981.33	8716431.83	
5224	909550	4710-D3003-0120	375000.70	8716412.36	
5225	909551	4710-D3003-0122	374981.33	8716431.83	
5226	909552	4710-D3003-0146	375008.62	8716513.87	

	Actual Elevation	Actual Length	LITOINT	LITOLOGIA	\
5222	4725	15	5	Porfido dacitico	
5223	4740	15	5	Porfido dacitico	
5224	4725	15	5	Porfido dacitico	
5225	4725	15	5	Porfido dacitico	
5226	4725	15	3	Porfido feldespatico	

	ALTERINT	ALTERACION	...	PC7	PC8	PC9	PC10	\
5222	6	Silisificacion	...	-1.513448	-0.499651	-0.521594	-1.407449	
5223	6	Silisificacion	...	-1.045823	0.110616	-0.986311	-0.986328	
5224	6	Silisificacion	...	-1.017280	-0.187342	-0.679277	-1.889922	
5225	6	Silisificacion	...	0.109773	-0.325381	-0.592754	-0.818800	
5226	4	Filica	...	-2.001122	0.301378	-1.157558	-1.781236	

	PC11	PC12	DP1	DP2	DP3	DP4
5222	-0.204230	0.382736	2.642817	-0.466208	-0.162768	0.088090
5223	0.485944	0.557324	1.977909	0.080070	-0.129666	-0.602802
5224	-0.452985	0.570084	2.246177	-0.761686	-0.278869	0.688438
5225	-0.221150	0.530139	1.998904	-0.941177	-0.581613	-0.016802
5226	-0.120840	0.431111	2.476752	-2.809884	-0.160314	-0.759873

[5 rows x 107 columns]

0.5 Reemplazamos valores vacios por 0

```
[7]: datos=datos.replace(np.nan,"0")
```

0.6 Convertimos datos en un dataframe

```
[8]: df=pd.DataFrame(datos)
```

0.7 Creamos diccionario con las equivalencias numericas de las litologias

```
[9]: pred_lito=dict(zip(datos.LITOINT.unique(), datos.LITOLOGIA.unique()))  
print (pred_lito)
```

```
{3: 'Porfido feldespatico', 2: 'Granodiorita', 1: 'Diorita', 5: 'Porfido  
dacitico', 6: 'Porfido yantac'}
```

0.8 Creamos diccionario con las equivalencias numericas de las alteraciones

```
[10]: pred_alter=dict(zip(datos.ALTERINT.unique(), datos.ALTERACION.unique()))  
print (pred_alter)
```

```
{2: 'Potasica', 4: 'Filica', 6: 'Silisificacion', 3: 'Propilitica'}
```

0.9 Cantidad de datos por cada litologia

```
[11]: print (datos["LITOLOGIA"].value_counts())
```

```
Granodiorita          3110  
Porfido feldespatico  1123  
Diorita                752  
Porfido dacitico       144  
Porfido yantac         98  
Name: LITOLOGIA, dtype: int64
```

0.10 Cantidad de datos por cada alteración

```
[12]: print (datos["ALTERACION"].value_counts())
```

```
Potasica              3210  
Filica                1641  
Propilitica           232  
Silisificacion        144  
Name: ALTERACION, dtype: int64
```

0.11 Definimos variables de entrenamiento X como input

```
[13]: X=datos[["DP1", "DP2", "DP3", "DP4"]]
```

0.12 Definimos variables de resultados Y para litologías y alteraciones como output

```
[14]: y_lito=datos["LITOINT"]
      y_alter=datos["ALTERINT"]
```

0.13 Probando el modelo mediante la validación K-Fold para litologías y alteraciones

```
[15]: N = 100 #N es el numero de vecinos a probar para hallar el número optimo
      k_range = range(1,N) #rango para las iteraciones de vecinos

      #Datos para litologías
      k_scores_promedio_l = []
      k_scores_maximos_l = []
      k_scores_minimos_l = []

      #Datos para alteraciones
      k_scores_promedio_a = []
      k_scores_maximos_a = []
      k_scores_minimos_a = []

      #Cross validation KNN para litologías
      for k in k_range:
          knn=KNeighborsClassifier(n_neighbors=k)
          scores_l = cross_val_score(knn, X, y_lito, cv = 10, scoring = "accuracy")
          k_scores_promedio_l.append(scores_l.mean())
          k_scores_maximos_l.append(max(scores_l))
          k_scores_minimos_l.append(min(scores_l))

      #Cross validation KNN para alteraciones
      for k in k_range:
          knn=KNeighborsClassifier(n_neighbors=k)
          scores_a = cross_val_score(knn, X, y_alter, cv = 10, scoring = "accuracy")
          k_scores_promedio_a.append(scores_a.mean())
          k_scores_maximos_a.append(max(scores_a))
          k_scores_minimos_a.append(min(scores_a))

      print ("Cross validation terminada")
```

Cross validation terminada

0.14 Graficamos la precisión del modelo para litologías y alteraciones

```
[16]: plt.figure(figsize=(10, 5))

      #Litologías
      plt.subplot(1, 2, 1)
```

```

valorMax_1 = k_scores_promedio_1.index(max(k_scores_promedio_1))+1
print ("Número optimo de vecinos para litologias = ",valorMax_1)
print ("Precision para litologias = ",max(k_scores_promedio_1))
plt.title ("Exactitud de KNN en litologias\n para k vecinos con DPs")
plt.plot (k_range, k_scores_promedio_1, label = "Precisión promedio")
plt.plot (k_range, k_scores_maximos_1, label = "Precisión máxima", color = "red", linestyle = "dashed")
plt.plot (k_range, k_scores_minimos_1, label = "Precisión mínima", color = "green", linestyle = "dashed")
plt.plot (valorMax_1, max(k_scores_promedio_1), "^", label = "Precision del modelo", color = "black")
plt.annotate(f'({valorMax_1}, {round(max(k_scores_promedio_1),2)})',
            xy=(valorMax_1,max(k_scores_promedio_1)),
            xytext=(valorMax_1 - 0.02, max(k_scores_promedio_1) - 0.02),
            arrowprops=dict(facecolor='black', arrowstyle='->'))
plt.legend (loc='upper right')
plt.xlabel ("Número de vecinos")
plt.ylabel ("Precisión")
plt.grid()

#Alteraciones
plt.subplot(1, 2, 2)
valorMax_a = k_scores_promedio_a.index(max(k_scores_promedio_a))+1
print ("Número optimo de vecinos para alteraciones = ",valorMax_a)
print ("Precision para alteraciones = ",max(k_scores_promedio_a))
plt.title ("Exactitud de KNN en alteraciones\n para k vecinos con DPs")
plt.plot (k_range, k_scores_promedio_a, label = "Precisión promedio")
plt.plot (k_range, k_scores_maximos_a, label = "Precisión máxima", color = "red", linestyle = "dashed")
plt.plot (k_range, k_scores_minimos_a, label = "Precisión mínima", color = "green", linestyle = "dashed")
plt.plot (valorMax_a, max(k_scores_promedio_a), "^", label = "Precision del modelo", color = "black")
plt.annotate(f'({valorMax_a}, {round(max(k_scores_promedio_a),2)})',
            xy=(valorMax_a,max(k_scores_promedio_a)),
            xytext=(valorMax_a - 0.015, max(k_scores_promedio_a) - 0.015),
            arrowprops=dict(facecolor='black', arrowstyle='->'))
plt.legend (loc='upper right')
plt.xlabel ("Número de vecinos")
plt.ylabel ("Precisión")
plt.grid()

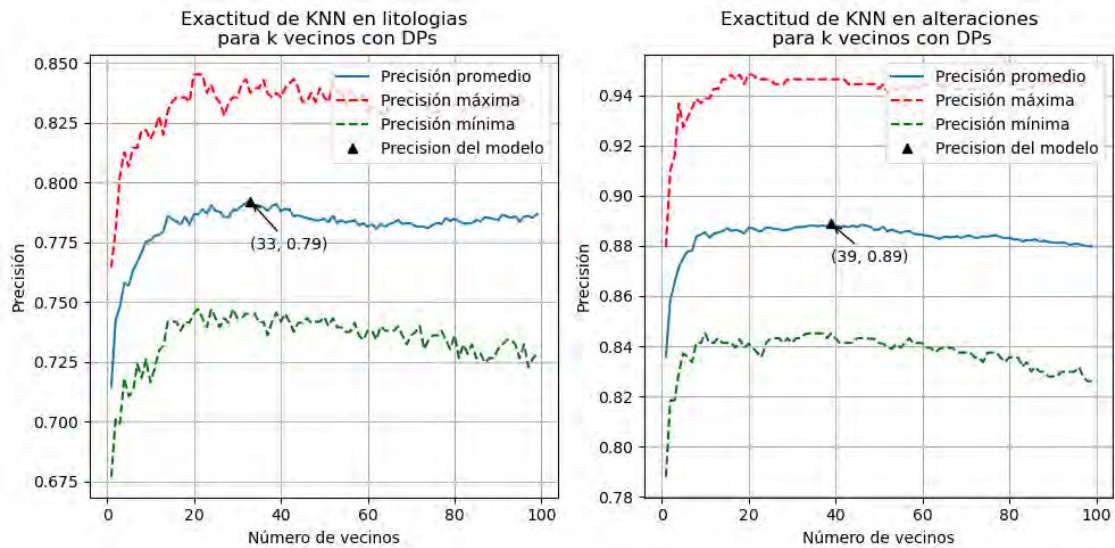
plt.tight_layout()
plt.show

```

Número optimo de vecinos para litologias = 33
Precision para litologias = 0.7922280096408137

Número optimo de vecinos para alteraciones = 39
Precision para alteraciones = 0.8888412708878194

```
[16]: <function matplotlib.pyplot.show(close=None, block=None)>
```



[]: