Universidad Nacional Mayor de San Marcos
Universidad del Perú. Decana de América
Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica
Escuela Profesional de Ingeniería Metalúrgica

Generación de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico para la estimación de cobre, arsenico y zinc presentes en el concentrado final de cobre obtenidos en la unidad minera Toromocho

TESIS

Para optar el Título Profesional de Ingeniero Metalúrgico

AUTOR

Jorge Luis LEÓN BASURTO

ASESOR

José Luis VIDARTE MERIZALDE

Lima, Perú

2025



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

León, J. (2025). *Generación de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico para la estimación de cobre, arsenico y zinc presentes en el concentrado final de cobre obtenidos en la unidad minera Toromocho*. [Tesis de pregrado, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica, Escuela Profesional de Ingeniería Metalúrgica]. Repositorio institucional Cybertesis UNMSM.

Metadatos complementarios

Datos de autor 1	
Nombres y apellidos	Jorge Luis León Basurto
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	47062576
URL de ORCID	No aplica
Datos de asesor	
Nombres y apellidos	José Luis Vidarte Merizalde
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	07397539
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0002-3353-2551
Datos del jurado	
Presidente del jurado	
Nombres y apellidos	Vidal Sixto Aramburú Rojas
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	08608364
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0001-5818-8569
Miembro del jurado 1	
Nombres y apellidos	Manuel Prudencio Caballero Ríos
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	09136425
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0002-1333-4603
Miembro del jurado 2	

Nombres y apellidos	Luis Américo Rivera del Valle
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	10647742
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0003-0236-4564
Datos de investigación	
Línea de investigación	C.0.4.1. Desarrollo de modelos, simulación y optimización de procesos
Grupo de investigación	No aplica.
Agencia de financiamiento	Sin financiamiento
Ubicación geográfica de la investigación	País: Perú Departamento: Junín Provincia: Yauli Distrito: Morococha Centro poblado: Morococha Latitud: -11.60615 Longitud: -76.14219
Año o rango de años en que se realizó la investigación	2022 - 2025
URL de disciplinas OCDE	Minería, Procesamiento de minerales https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#2.07.05 Otras ingenierías y tecnologías https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#2.11.02

Firmado digitalmente por ORIHUELA SALAZAR Luis Alfredo FAU 20148092282 hard
Motivo: Soy el autor del documento
Fecha: 05.01.2026 20:40:33 -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 METALÚRGICA

«Año de la recuperación y consolidación de la economía peruana»

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS PARA OPTAR TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO METALÚRGICO

En el salon de Grados y Títulos de la Escuela Profesional de Ingeniería Metalúrgica de la Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, el miércoles 17, del mes de diciembre del 2025 siendo las 16:00 horas, en presencia de los Señores Docentes designados como Miembros del Jurado Calificador:

Dr. VIDAL SIXTO, Aramburú Rojas	***(PRESIDENTE)***
Ing. MANUEL PRUDENCIO, Caballero Rios	***(MIEMBRO)***
Dr. LUIS AMÉRICO, Rivera Del Valle	***(MIEMBRO)***

Reunidos para el Acto Académico Público de la Sustentación de la TESIS Titulada: ***«GENERACIÓN DE MODELOS PREDICTIVOS CON ENFOQUE GEOMETALÚRGICO PARA LA ESTIMACIÓN DE COBRE, ARSENICO Y ZINC PRESENTES EN EL CONCENTRADO FINAL DE COBRE OBTENIDOS EN LA UNIDAD MINERA TOROMOCHO»*** *presentada por Don: JORGE LUIS LEÒN BASURTO, Bachiller en Ingeniería Metalúrgica, para la obtención del Título Profesional de Ingeniero:* ***METALÚRGICO.***

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

.....***SATISFACCIÓN***.....

Concluida la Sustentación de Tesis, el Jurado procedió a evaluar y calificar según el reglamento vigente, cuyo resultado fue la nota de:

..... QUINCE (15) APROBADO .....

Habiendo sido aprobada la Sustentación de la Tesis por el Jurado Calificador, el Presidente del Jurado, recomienda que la Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica, otorgue el ***TITULO PROFESIONAL DE INGENIERO METALÚRGICO****, a Don:* ***Jorge Luis León Basurto.***

Siendo las 17:55 *horas, se dió por concluido el acto académico, expidiéndose cinco (5) Actas Originales de la Sustentación de Tesis.*

Lima, 17 de diciembre del 2025

Dr. VIDAL SIXTO ARAMBURÙ ROJAS
Presidente

Ing. MANUEL PRUDENCIO CABALLERO RIOS
Miembro

Dr. LUIS AMÉRICO RIVERA DEL VALLE
Miembro

Ing. JOSE LUIS VIDARTE MERIZALDE
ASESOR DE TESIS

UNIVERSIDAD NACIONAL MAYOR DE
SAN MARCOS
Universidad del Perú, Decana de América

CERTIFICADO DE SIMILITUD

Yo, José Luis Vidarte Amerízale en mi condición de asesor acreditado con el Resolución Decanal N° 000278-2024-D-FIGMMG/UNMSM de la tesis, cuyo título es "GENERACIÓN DE MODELOS PREDICTIVOS CON ENFOQUE GEOMETALÚRGICO PARA LA ESTIMACIÓN DE COBRE, ARSÉNICO Y ZINC PRESENTES EN EL CONCENTRADO FINAL DE COBRE OBTENIDO EN LA UNIDAD MINERA TOROMOCHO", presentado por el bachiller **Jorge Luis León Basurto**, para optar el título profesional de Ingeniero Metalúrgico.

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 la plataforma PIDS, el documento evaluado cuenta con el 17 % 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 título correspondiente.

Lima, 02 de setiembre de 2025

Firma del Asesor

José Luis Vidarte Merizalde

DNI: 07397539

DEDICATORIA

Quiero dedicar esta tesis, con todo mi cariño y gratitud, a mis padres, Jorge León y María Basurto, quienes han sido mi mayor inspiración, apoyándome, guiándome e impulsándome en cada decisión. Gracias por ser mis principales referentes y el pilar fundamental en mi vida.

A mis hermanos, Mayra León y Rodrigo León, de quienes aprendo constantemente, y cuyas enseñanzas me ayudan a enfrentar cada reto con mayor fortaleza.

A mi novia, Loida Peña, por su apoyo constante y por caminar conmigo en el esfuerzo mutuo de construir un futuro juntos.

Y, de manera muy especial, a Felicita Cuzcano Sánchez, mi mamalicha, cuya presencia vive en cada paso que doy y a quien siempre llevaré conmigo en el corazón.

AGRADECIMIENTO

Expreso mi más profundo agradecimiento a la empresa Minera Chinalco Perú S.A., por el valioso soporte brindado durante el desarrollo de esta tesis, así como por haberme proporcionado, de manera cordial y oportuna, las condiciones necesarias para su elaboración, y por fomentar de manera constante la investigación en cada uno de los proyectos desarrollados en sus diversas áreas.

A la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, mi alma máter, por haberme formado en sus aulas y brindarme las bases académicas y profesionales que hoy sostienen mi trayectoria.

De manera especial, al ingeniero José Vidarte, por su permanente apoyo técnico, profesional y moral, sin el cual culminar esta tesis no habría sido posible; y a la ingeniera Rosa Coronado, por inspirar en mí el interés por la investigación.

ÍNDICE

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN 11

1.1. Introducción 11

1.2. Planteamiento del Problema 13

1.2.1. Descripción de la situación problemática 13

1.2.2. Formulación del problema 15

1.3. Objetivos de la investigación 16

1.3.1. Objetivo general 16

1.3.2. Objetivos específicos 16

1.4. Importancia y Alcance de la Investigación 16

1.5. Limitaciones de la Investigación 18

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO 19

2.1. Antecedentes de la Investigación 19

2.1.1. Antecedentes nacionales 19

2.1.2. Antecedentes internacionales 22

2.2. Bases Teóricas 28

2.2.1. Metalurgia 28

2.2.2. Geometalurgia 37

2.2.3. Pronóstico de eventos 43

2.2.4. Geometalurgia y predicción de eventos 50

2.2.5. Selección de modelos geometalúrgicos 51

2.2.6. Poka-Yoke en la Geometalurgia 52

2.2.7. Mejorar la Confianza en las Muestras Geometalúrgicas 53

2.3. Definición de Términos 54

CAPÍTULO III: HIPÓTESIS Y VARIABLES 58

3.1. Hipótesis 58

3.1.1. Hipótesis general 58

3.1.2. Hipótesis específicas 58

3.2. Variables 58

3.3. Operacionalización de Variables 61

CAPÍTULO IV: MATERIALES Y MÉTODOS 62
4.1. Área de Estudio 62
4.2. Diseño de Investigación 62
4.3. Población y Muestra 62
4.3.1. Población 62
4.3.2. Muestra 62
4.4. Procedimiento, Técnicas e Instrumentos de Recolección de Información 63
4.4.1. Técnicas 63
4.4.2. Instrumentos 63
4.4.3. Procedimientos 63
4.5. Análisis Estadístico 64
CAPÍTULO V: RESULTADOS Y DISCUSIÓN 65
5.1. Resultados 65
5.1.1. Consolidación y validación de datos 66
5.1.2. Análisis de parámetros geológicos 78
5.1.3. Revisión de pruebas metalúrgicas 86
5.1.4. Modelamiento con enfoque geometalúrgico 95
5.1.5. Generación del modelo de bloques geometalúrgico 120
5.1.6. Evaluación de modelos 126
5.1.7. Riesgos asociados al desarrollo de los modelos de predicción 133
5.2. Discusión 135
CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES 138
6.1. Conclusiones 138
6.2. Recomendaciones 143
CAPÍTULO VII: REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 145
CAPÍTULO VIII: ANEXOS 150
Anexo 1. Matriz de Consistencia. 150
Anexo 2. Instrumentos para la Recolección de la Información. 152
Anexo 2.1. Guía para el análisis documentario 152
Anexo 2.2. Guía de análisis de contenido 154

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Beneficios que ofrece la geometalurgia. 36
Tabla 2. Beneficios que ofrece la geometalurgia. 39
Tabla 3. Operacionalización de variables 61
Tabla 4. Información requerida para consolidación de datos 66
Tabla 5. Modelo de bloques. Estadísticas 66
Tabla 6. Plan de minado 2021 – 2025. Estadísticas 69
Tabla 7. Base de datos de perforaciones. Estadísticas 71
Tabla 8. Parámetros de producción y caracterización metalúrgica 71
Tabla 9. Base de datos total de producción 2020-2024. Estadísticas 72
Tabla 10. Criterios para generación de base de datos de producción para modelamiento y validación de modelos 72
Tabla 11. Base de datos de producción para modelamiento. Estadísticas 72
Tabla 12. Base de datos de producción para validación de los modelos generados. Estadísticas 73
Tabla 13. Base de datos de producción para validación del modelo geometalúrgico. Estadísticas 73
Tabla 14. Criterios para la generación de la base de datos mineralógica 74
Tabla 15. Base de datos mineralógica del alimento a planta concentradora. Estadísticas 74
Tabla 16. Base de datos mineralógica del concentrado final. Estadísticas 75
Tabla 17. Geometalurgia 2022 – Distribución de parámetros principales 76
Tabla 18. Zona mineral Toromocho 79
Tabla 19. Litología Toromocho 79
Tabla 20. Alteración Toromocho 79
Tabla 21. Matriz litología – alteración 83
Tabla 22. Distribución de elementos por alteración - Estadística 83
Tabla 23. Recuperación de Cu. Selección de características principales 95
Tabla 24. Modelo de recuperación de Cu. Regresión preliminar global (ANOVA) 97
Tabla 25. Modelo de recuperación de Cu. Regresión preliminar de variables individuales (ANOVA) 98
Tabla 26. Modelo de recuperación de Cu. Regresión preliminar incluyendo ratios (ANOVA) 98
Tabla 27. Recuperación de Cu. Selección del modelo 99

Tabla 28. Recuperación de Cu. Criterios de implementación 101
Tabla 29. Recuperación de Cu. Rango de aplicabilidad 102
Tabla 30. Mass pull. Selección de características principales 103
Tabla 31. Mass pull. Selección del modelo 105
Tabla 32. Ley de Cu en el concentrado final. Criterios de implementación 108
Tabla 33. Ley de Cu en el concentrado final. Rango de aplicabilidad 110
Tabla 34. Ley de As en el concentrado final. Selección de características principales 110
Tabla 35. Ley de As en el concentrado final. Selección del modelo 111
Tabla 36. Ley de As en el concentrado. Criterios de implementación 114
Tabla 37. Ley de As en el concentrado final. Rango de aplicabilidad 115
Tabla 38. Ley de Zn en el concentrado final. Selección de características principales 115
Tabla 39. Ley de Zn en el concentrado final. Selección del modelo 117
Tabla 40. Ley de Zn en el concentrado final. Criterios de implementación 119
Tabla 41. Ley de Zn en el concentrado final. Rango de aplicabilidad 120
Tabla 42. Poblamiento en el modelo de bloques – Estadística 124
Tabla 43. Modelos evaluados 126
Tabla 44. Comparación diaria de modelos. r^2, Res. Abs., Error, Res. Rel., N° variables 127
Tabla 45. Evaluación en modelo de bloques geometalúrgico: Plan de minado 2021 – 2025. Estadísticas 132
Tabla 46. Evaluación en modelo de bloques geometalúrgico: Plan de minado 2021 – 2025. Paired t-tests 132
Tabla 47. Tabla de referencia para análisis de riesgos 133
Tabla 48. Riesgos asociados al desarrollo de los modelos de predicción 133
Tabla 49. Análisis y gestión de riesgos 134
Tabla 50. Criterios para generación de base de datos de producción para modelamiento y validación de modelos 139
Tabla 51. Modelos para implementación en planes de producción 141
Tabla 52. Modelos para implementación en modelo de bloques 141
Tabla 53. Comparación diaria de modelos. r^2, Res. Abs., Error, Res. Rel., N° variables 142
Tabla 54. Matriz de consistencia. 150
Tabla 55. Modelo de ficha de análisis de documentario. 153
Tabla 56. Modelo de ficha de análisis de contenido. 154

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Etapas en la obtención de cobre a partir de sus minerales. 33
Figura 2. Trabajo geometalúrgico. 38
Figura 3. Caracterización mineralógica piloto. 41
Figura 4. Requisitos para el análisis de datos. 42
Figura 5. Diagrama de flujo del análisis secuencial para la implementación del modelo geometalúrgico. 43
Figura 6. Esquema para elección de un método de análisis estadístico (Parte 1)..... 45
Figura 7. Esquema para elección de un método de análisis estadístico (Parte 2)..... 46
Figura 8. Representación gráfica de una regresión lineal. 49
Figura 9. Representación general de la relación de variables. 60
Figura 10. Representación especifica de la relación entre la variable independiente y dependiente. 60
Figura 11. Etapas de desarrollo del estudio. 65
Figura 12. Modelo de bloques. Zonas mineralizadas. 67
Figura 13. Plan de minado 2021 – 2025. Zonas mineralizadas 69
Figura 14. Base de datos de perforaciones. Campañas..... 70
Figura 15. Distribución de leyes y recuperación de Cu. 77
Figura 16. Geología Toromocho 78
Figura 17. Modelo de bloques de litología. 80
Figura 18. Modelo de bloques de alteración. 81
Figura 19. Distribución de litología en modelo de bloques 82
Figura 20. Distribución de alteración en modelo de bloques 82
Figura 21. Distribución de elementos por alteración – Boxplots 85
Figura 22. Base de datos mineralógica del alimento a planta. Análisis modal & Minerales Cu (ponderados) 87
Figura 23. Base de datos mineralógica del concentrado final. Análisis modal & Minerales Cu (ponderados) 88
Figura 24. Microscopía óptica. Asociación de pirita – esfalerita - calcopirita 88
Figura 25. Geometalurgia 2022. Ubicación de muestras 89
Figura 26. Geometalurgia 2022. Análisis de representatividad de muestras..... 91
Figura 27. Geometalurgia 2022. Flujograma de flotación MCP. 92

Figura 28. Geometalurgia 2022. Gráficos de dispersión. Leyes geoquímicas vs Recuperación Cu. 92
Figura 29. Geometalurgia 2022. Gráficos de dispersión. Análisis químicos vs Recuperación Cu. 93
Figura 30. Modelo de recuperación de Cu. Gráficos de dispersión 96
Figura 31. Modelo de recuperación de Cu. Modelo seleccionado (ANOVA & Análisis gráfico)..... 100
Figura 32. Modelo de recuperación de Cu. Algoritmo de implementación. 101
Figura 33. Modelo de recuperación de Cu. Validación del modelo 102
Figura 34. Mass pull. Gráficos de dispersión 104
Figura 35. Modelo de mass pull. Modelo seleccionado (ANOVA & Análisis gráfico).... 106
Figura 36. Modelo de ley de Cu en el concentrado final. Análisis gráfico. 107
Figura 37. Ley de Cu en el concentrado final. Algoritmo de implementación. 108
Figura 38. Modelo de ley de Cu en el concentrado final. Validación del modelo 109
Figura 39. Ley de As en el concentrado final. Gráficos de dispersión..... 110
Figura 40. Ley de As en el concentrado final. Modelo seleccionado (Análisis gráfico)... 113
Figura 41. Ley de As en el concentrado final. Algoritmo de implementación..... 114
Figura 42. Ley de As en el concentrado final. Validación del modelo 115
Figura 43. Ley de Zn en el concentrado final. Gráficos de dispersión..... 116
Figura 44. Ley de Zn en el concentrado final. Modelo seleccionado (Análisis gráfico)... 118
Figura 45. Ley de Zn en el concentrado final. Algoritmo de implementación..... 119
Figura 46. Ley de Zn en el concentrado final. Validación del modelo 119
Figura 47. Modelo de bloques de geometalúrgico – Poblamiento de la recuperación de Cu 120
Figura 48. Modelo de bloques de geometalúrgico – Poblamiento de la ley de Cu en el concentrado final 121
Figura 49. Modelo de bloques de geometalúrgico – Poblamiento de la ley de As en el concentrado final 122
Figura 50. Modelo de bloques de geometalúrgico – Poblamiento de la ley de Zn en el concentrado final 123
Figura 51. Comparación diaria de modelos. Recuperación de Cu 128
Figura 52. Comparación diaria de modelos. Ley de Cu en el concentrado final..... 129
Figura 53. Comparación diaria de modelos. Ley de As en el concentrado final..... 130
Figura 54. Comparación diaria de modelos. Ley de Zn en el concentrado final..... 130

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

1.1. Introducción

La industria minera moderna se caracteriza por operar yacimientos cada vez más complejos desde el punto de vista geológico, mineralógico y metalúrgico, lo que implica enfrentar una alta variabilidad mineral y una creciente incertidumbre en los resultados productivos. En este contexto, la geometalurgia surge como un enfoque integrador y estratégico que articula disciplinas como la geología, la minería, la metalurgia y la estadística aplicada, con el objetivo de comprender de manera integral el comportamiento del mineral a lo largo de la cadena de valor minera, desde la exploración hasta el procesamiento y la obtención del concentrado final. Un estudio geometalúrgico se concibe como "un trabajo multidisciplinario que permite identificar la variabilidad del mineral en las diversas etapas del proyecto y desarrollar esquemas de recuperación eficiente del recurso minero" (Vílchez, 2022), constituyéndose actualmente en una herramienta clave para la toma de decisiones técnicas y económicas en proyectos mineros.

La implementación del enfoque geometalúrgico ha transformado significativamente la manera en que se diseñan, evalúa y ejecutan los proyectos mineros, al permitir una mejor anticipación del desempeño metalúrgico del mineral y, por ende, una gestión más eficiente de los riesgos asociados a la variabilidad del yacimiento. En particular, la integración de información proveniente de la caracterización geológica, los planes mineros, las pruebas metalúrgicas y la data histórica de producción en la planta de beneficio posibilita el desarrollo de los modelos predictivos capaces de estimar parámetros críticos como la recuperación y la ley del concentrado. Estos modelos constituyen una base fundamental para la optimización del proceso productivo, la planificación minera y la maximización del valor económico del proyecto.

No obstante, a pesar de que los proyectos mineros suelen generar importantes beneficios económicos, también están expuestos a elevados riesgos financieros, los cuales pueden derivar en pérdidas significativas cuando existe un conocimiento limitado de la respuesta metalúrgica del mineral. Esta situación se acentúa en yacimientos polimetálicos o con presencia de elementos penalizables, donde la variabilidad en la mineralogía puede afectar tanto la recuperación de los elementos de interés como la calidad del concentrado final. En este sentido, la falta de modelos predictivos robustos, sustentados en criterios técnicos y

estadísticos, puede limitar la capacidad de anticipar escenarios desfavorables y de implementar acciones correctivas oportunas en el proceso de beneficio.

La Unidad Minera Toromocho, operada por la Minera Chinalco Perú S.A. (MCP), constituye un caso representativo de esa problemática, al tratarse de un yacimiento de cobre de gran escala que presenta variabilidad geológica y mineralógica, así como la presencia de elementos acompañantes como el arsénico (As) y el zinc (Zn) en el concentrado final del cobre. Estos elementos, además de influir en el comportamiento metalúrgico del mineral, pueden generar penalidades comerciales y restricciones en la comercialización del concentrado, lo que incrementa la necesidad de contar con herramientas predictivas confiables que permitan estimar con mayor precisión su comportamiento en el proceso de concentración.

En la actualidad, los modelos empleados para estimar las leyes y recuperaciones de cobre (Cu), arsénico (As) y zinc (Zn) en el concentrado final de la UM Toromocho presentan oportunidades de mejora, particularmente en lo referente a su sustento estadístico y a la integración efectiva de variables geológicas y metalúrgicas. En este contexto, la aplicación de un enfoque geometalúrgico orientado al desarrollo de modelos predictivos multivariables se plantea como una alternativa técnica que permita fortalecer la comprensión de los factores que controlan la variabilidad de la respuesta metalúrgica del yacimiento.

Dicho eso, la presente investigación tiene como propósito generar modelos predictivos con enfoque geometalúrgico para la estimación de las leyes y recuperaciones de Cu, As y Zn en el concentrado final de cobre obtenido en la Unidad Minera Toromocho, mediante el análisis estadístico multivariable de la información disponible de producción en planta, resultados de pruebas metalúrgicas y características geológicas del yacimiento. La integración de estas fuentes de información permitirá identificar relaciones significativas entre las variables geológicas y metalúrgicas, así como comprender la influencia de dichas variables en la calidad y recuperación del concentrado final.

Asimismo, como resultado del desarrollo de los modelos predictivos, se espera identificar riesgos y oportunidades en el proceso de beneficio, asociados a la variabilidad mineral y a la presencia de elementos penalizados, los cuales podrán servir como referencia para la optimización del proceso y para el planteamiento de estudios posteriores. De esta manera, la investigación busca aportar herramientas técnicas que faciliten la toma de decisiones en el área de procesos y planeamiento de mina, contribuyendo a una mejor comprensión de la metalurgia que subyace a los modelos de predicción y a una estimación más precisa.

1.2. Planteamiento del Problema

1.2.1. Descripción de la situación problemática

La predicción de la composición química de los concentrados de minerales metálicos constituye un aspecto crítico dentro de la cadena de valor de la industria minera, dado que el valor económico de dichos concentrados depende directamente de los elementos que los conforman. En particular, en los concentrados de cobre (Cu), caracterizados por presentar altas concentraciones porcentuales de este metal, el valor comercial para su exportación se encuentra determinado no solo para la ley del elemento principal, sino también por la presencia y concentración de otros elementos acompañantes, los cuales pueden incrementar o disminuir significativamente su valor económico.

En este contexto, es frecuente que los concentrados de cobre contengan, además del Cu, diversos elementos nativos presentes en bajas concentraciones del orden de mg/kg. Algunos de estos elementos, tales "como oro (Au), plata (Ag), molibdeno (Mo), níquel (Ni) y cobalto (Co) [...] se consideran elementos valiosos porque elevan el precio del concentrado mineral" (Velásquez, 2022, p.12). Sin embargo, en contraposición, otros elementos nativos presentes en los concentrados de cobre tales como "arsénico (As), estaño (Sb), bismuto (Bi), mercurio (Hg), plomo (Pb), cinc (Zn), y cadmio (Cd), son impurezas penalizadas que disminuyen el valor comercial de los concentrados de cobre debido a la toxicidad para humanos y medio ambiente y a mayores costos de procesamiento" (Velásquez, 2022, p.12).

Bajo este escenario, la correcta estimación de las leyes y recuperaciones tanto del cobre como de los elementos penalizables se vuelve un factor determinante para la toma de decisiones operativas, económicas y estratégicas en las operaciones mineras. No obstante, en la Unidad Minera Toromocho (UM Toromocho), operada por Minera Chinalco Perú S.A. (MCP), los modelos actualmente utilizados para la elaboración de planes de producción y para la estimación de reservas presentan limitaciones significativas desde el punto de vista estadístico y metalúrgico. Dichas limitaciones se reflejan en una baja confiabilidad para la predicción de la recuperación y ley del cobre, así como de los principales elementos penalizantes del concentrado final, específicamente del arsénico (As) y el zinc (Zn).

Esta falta de confiabilidad puede evidenciarse mediante la comparación entre los valores estimados por los modelos predictivos empleados y los resultados reales reportados en los balances diarios del área de procesos de la UM Toromocho. Para el año 2021, los errores promedio asociados a estos modelos se ubicaron en rangos comprendidos entre 6.12% y

27.9%, lo cual pone de manifiesto desviaciones relevantes respecto al desempeño real del proceso. Adicionalmente, estos modelos no permiten identificar de manera clara y objetiva las variables geológicas, mineras y metalúrgicas que controlan el comportamiento de cada una de las variables a predecir, dificultando su interpretación técnica, su uso como herramienta de gestión operativa y su adecuada implementación en el modelo de bloques geológico.

Las limitaciones descritas no solo afectan la predicción diaria de las recuperaciones y leyes del concentrado final, sino que también impactan de manera directa en la elaboración de planes de producción de corto, mediano y largo plazo, tales como planes semanales, mensuales y anuales. Esta situación se torna especialmente critica cuando dichos modelos son utilizados para la estimación de reservas minerales, ya que una estimación sesgada puede derivar en consecuencias técnicas, económicas e incluso legales, considerando que la información generada es reportada tanto al área de Procesos como a la casa matriz de MCP en China.

En atención a esta problemática, surge la necesidad de desarrollar modelos predictivos alternativos que superen las limitaciones de los modelos actualmente utilizados para la estimación de cobre, arsénico y zinc presentes en el concentrado final obtenido en la UM Toromocho. En este sentido, se plantea la generación de Modelos Predictivos con Enfoque Geometalúrgico, los cuales cuenten con un soporte estadístico y metalúrgico más robusto, integrando de manera eficiente la información geológica, minera y metalúrgica disponible.

Cabe señalar que, al momento de plantear el desarrollo de estos modelos (febrero de 2022), MCP venía ejecutando un proyecto tecnológico de tipo OPEX, orientado al desarrollo de modelos geometalúrgicos desde el año 2019. Sin embargo, debido a tiempos prolongados que suelen requerir este tipo de proyectos el área de Excelencia Operacional se ve en la necesidad de contar con modelos predictivos alternativos, estadísticamente consistentes y operativamente aplicables, que permiten mejorar la estimación de la recuperación y ley de Cu, As y Zn en el corto y mediano plazo. En consecuencia, la presente investigación se sitúa como una etapa de transición entre los modelos actualmente utilizados por el área de procesos y los modelos geometalúrgicos que se desarrollarán como resultado del proyecto integral de geometalurgia de MCP.

1.2.2. Formulación del problema

Problema general

- **Problema General:** ¿De qué manera pueden desarrollarse modelos predictivos con enfoque geometalúrgico, basados en información geológica, metalúrgica y de producción, que permitan estimar con mayor confiabilidad la recuperación de cobre y las leyes de cobre, arsénico y zinc presentes en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho?

Problemas específicos

- **Problema 1:** ¿Cuáles son los conjuntos de datos geológicos, metalúrgicos y de producción que resultan relevantes y técnicamente consistentes para la generación de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico aplicables a la Unidad Minera Toromocho?
- **Problema 2:** ¿Cómo debe estructurarse un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico que permita estimar la recuperación de cobre, considerando la variabilidad geológica y metalúrgica del yacimiento Toromocho?
- **Problema 3:** ¿Cómo debe estructurarse un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico que permite estimar la ley de cobre en el concentrado final, considerando la variabilidad geológica, mineralógica y operativas disponibles?
- **Problema 4:** ¿Cómo debe estructurarse un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico que permita estimar la ley de arsénico en el concentrado final, considerando su comportamiento como elemento penalizable teniendo en cuenta la variabilidad geológica, mineralógica y operativa disponible?
- **Problema 5:** ¿Cómo debe estructurarse un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico que permita estima la ley de zinc en el concentrado final, considerando su influencia en la calidad del concentrado de cobre teniendo en cuenta la variabilidad geológica, mineralógica y operativa disponible?

1.3. Objetivos de la investigación

1.3.1. Objetivo general

- **Objetivo General:** Generar Modelos Predictivos con enfoque geometalúrgico que permitan estimar la recuperación de cobre y las leyes de cobre, arsénico y zinc presentes en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho, integrando información geológica, metalúrgica y de producción.

1.3.2. Objetivos específicos

- **Objetivo 1**: Identificar y consolidar los datos geológicos, metalúrgicos y de producción relevantes para el desarrollo de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico en la Unidad Minera Toromocho.
- **Objetivo 2:** Desarrollar un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico para la estimación de la recuperación de cobre, considerando la variabilidad geológica y metalúrgica del yacimiento.
- **Objetivo 3:** Desarrollar un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico para la estimación de la ley de cobre en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho, teniendo en cuenta la variabilidad geológica, mineralógica y operativa disponible.
- **Objetivo 4:** Desarrollar un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico para la estimación de ley de arsénico en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho, teniendo en cuenta la variabilidad geológica, mineralógica y operativa disponible.
- **Objetivo 5:** Desarrollar un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico para la estimación de la ley de zinc en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho, teniendo en cuenta la variabilidad geológica, mineralógica y operativa disponible.

1.4. Importancia y Alcance de la Investigación

La importancia de la presente investigación radica en la necesidad técnica y operativa de la mejorar la confiabilidad de la estimación de la recuperación de cobre y de las leyes de cobre, arsénico y zinc presentes en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho,

En este contexto, el estudio aporta una alternativa metodológica basada en un enfoque geometalúrgico, integrando información geológica, metalúrgica y producción, con el fin de fortalecer la toma de decisiones en los procesos de planificación minera y control metalúrgico.

Desde el punto de vista operativo, los modelos predictivos desarrollados permiten reducir la incertidumbre asociada a las estimaciones diarias y de corto plazo, proporcionando un mejor entendimiento del comportamiento metalúrgico del mineral procesado. Esto resulta especialmente relevante para el área de Procesos y Planeamiento de Mina, ya que contribuye a una estimación más consiente de los indicadores metalúrgicos clave que impactan directamente en la calidad y el valor comercial del concentrado de cobre.

Desde una perspectiva técnica, la investigación contribuye a la aplicación práctica de conceptos geometalúrgicos en una etapa intermedia de transición entre modelos empíricos tradicionales y modelos geometalúrgicos integrales. En este sentido, el estudio demuestra que es posible desarrollar modelos predictivos estadísticamente consistentes, aun cuando los proyectos geometalúrgicos de largo plazo se encuentren en fase de implementación, aportando valor inmediato a la operación.

Finalmente, desde el ámbito académico y profesional, la presente investigación constituye un aporte al desarrollo de metodologías aplicadas de modelamiento predictivo con enfoque geometalúrgico en operaciones cupríferas, fortaleciendo la integración entre geología, metalurgia y análisis estadístico, y sirviendo como referencia para investigaciones futuras en unidades mineras con características geológicas y metalúrgicas similares.

El alcance de la presente investigación se circunscribe al desarrollo y evaluación de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico para la estimación de la recuperación de cobre y de las leyes de cobre, arsénico y zinc en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho, utilizando información histórica de producción, resultados de pruebas metalúrgicas y datos geológicos disponibles.

La investigación aborda el análisis estadístico multivariable de los datos consolidados, la selección de variables relevantes, la generación de modelos predictivos y la evaluación de su desempeño mediante indicadores estadísticos aplicables. Asimismo, se incluye la aplicación de dichos modelos en el contexto del modelo de bloques geometalúrgicos, con fines de validación y análisis comparativo, de acuerdo con la información disponible y autorizada por la empresa.

1.5. Limitaciones de la Investigación

Principalmente no se muestran de manera explícita las bases de datos utilizadas en el desarrollo de los modelos predictivos, debido a los acuerdos de confidencialidad establecidos con Minera Chinalco Perú S.A. Por otro lado, no se presenta el modelo geometalúrgico detallado de recuperación de cobre en su totalidad, ya que forma parte de información estratégica y confidencial de la empresa. Asimismo, para la estimación de la ley de cobre, arsénico y zinc en el concentrado final, no se implementan modelos geometalúrgicos completos a nivel de bloques, sino modelos predictivos estadísticos con enfoque geometalúrgico, de acuerdo con el alcance definido y la información disponible. Finalmente, los modelos desarrollados se encuentran condicionados a la calidad, representatividad y disponibilidad de la información histórica utilizada, por lo que su aplicación fuera del rango de datos analizados debe realizarse con criterios técnico y validaciones adicionales.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes de la Investigación

2.1.1. Antecedentes nacionales

Riquelme y Torre. (2022). Evaluación de los colectores A-3418 y Z-6 para recuperar el cobre de los minerales mixtos de la Planta de Beneficios Jesús S.A.C- Nazca. [Tesis de Grado, Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco].

En esta tesis se tuvo como objetivos: Determinar las características mineralógicas para la flotabilidad de los minerales mixtos; lograr la dosificación adecuada de colectores A-3418 y Z-6 para obtener la mejor recuperación posible en el proceso de flotación de minerales mixtos de cobre; realizar una evaluación económica con respecto a la recuperación de cobre obtenido y los costos de los reactivos evaluados; y, evaluar las variables utilizando el software MINITAB para obtener el modelo matemático que explique este comportamiento. Luego de orientar su trabajo de investigación al proceso de flotación de minerales mixtos de cobre, disminuyendo la dosificación del colector A-3418 o reemplazando parte de su dosificación por el Z-6 para mejorar la recuperación de cobre; los autores de la tesis en citación encontraron que, la recuperación de cobre en minerales mixtos de cobre de la Planta de Beneficio Jesús S.A.C. se encuentra entre 88% a 90% de cobre; en ese sentido concluyen que, aumentando la dosificación del Z-6 en 10 gramos por tonelada (g/t) y disminuir la dosificación de A-3418 en 10 g/t, genera la mayor recuperación de cobre posible respecto a la prueba estándar, dando un incremento de 1.40% de cobre en el concentrado; y, al aumentar la dosificación de Z-6 y disminuir la del A-3418, la recuperación aumenta con respecto a la prueba estándar, si ambas dosificaciones disminuyen, la recuperación también disminuye, si ambas recuperaciones aumentan, la recuperación de cobre en el concentrado no aumenta en gran escala, se mantiene casi igual a la prueba estándar.

Jefferson et al. (2020). A Roadmap to Geometallurgical Modeling at The Cerro Lindo VMS Deposit. [Artículo de Conferencia, Procemin GEOMET 2020].

En su investigación tuvieron como objetivo reducir el riesgo en las predicciones de producción y detectar “fatal flaws” mediante el desarrollo e implementación de modelos geometalúrgicos en el yacimiento VMS Cerro Lindo; el estudio es de tipo aplicado, con un enfoque cuantitativo-analítico y con un diseño de estudio de caso transversal y de implementación operativa; la población considerada fueron operaciones polimetálicas (depósitos VMS) y el caso específico de Cerro Lindo; la muestra fue de 75 muestras (fase 1: 15, fase 2: 25, fase 3: 35) obtenidas de núcleos 1/4 HQ representativos para un horizonte de

explotación de 3 años; las técnicas e instrumentos utilizados incluyeron mapeo geológico de testigos, caracterización química y mineralógica, pruebas de flotación (Development testing, Lock Cycle Test LCT y estudios de variabilidad), ensayos de conminución (Bond Work index BWi, Bond Abrasion Ai), control de calidad con 10% de duplicados, uso del software Cancha para feature engineering, regresiones, ANOVA y simulación (ajuste mediante ecuaciones de Morrell) para convertir BWi en predicción de throughput. Los resultados muestran valores de BWi por dominio: SPB ≈ 9.2–9.41 kW. h/t, SPP-SSM 11.2 kW. h/t, VM 13.8 kW. h/t, con throughput máximos por dominio SPB 932 t/h, SPP-SSM 768 t/h, VM 610 t/h; la validación se realizó contra producción histórica 2017–2019 y se planificó recalcular el forecast 2020; se concluye que un marco geometalúrgico transparente y colaborativo mejora la predictibilidad, facilita la implementación y aumenta el valor económico del yacimiento.

Jorge y Núñez. (2018). Estudio geometalúrgico para optimizar el circuito de flotación separación plomo-cobre en la planta concentradora U.M. Cerro Lindo. [Tesis de Grado, Universidad Nacional del Centro del Perú].

En esta tesis se tuvieron como objetivos, determinar los parámetros considerados como óptimos para la optimización del circuito de flotación separación Plomo-Cobre, realizar la evaluación de las asociaciones mineralógicas versus las mallas en el circuito de flotación separación Plomo-Cobre, y, adoptar un tratamiento metalúrgico para optimizar el circuito separación Plomo-Cobre; en la Planta Concentradora de la Unidad Minera - U.M., Cerro Lindo. Para el logro de tal cometido, los autores de la misma tomaron “muestras representativas de los siguientes puntos: Concentrado de cobre y espumas de las celdas Flash (SK 240), celdas de flotación instantánea de los minerales liberados en la carga circulante en el circuito de Molienda, cuyas espumas van al circuito de separación Cu/Pb y su relave a la tercera limpieza que es una etapa de flotación tipo bulk. Para la comparación de la información mineralógica y composición química, se utilizó el programa MINITAB. Los resultados obtenidos con la ayuda de dicho software permitieron determinar el grado de liberación eficiente según las asociaciones mineralógicas, información que permitió luego, proponer la aplicación de una etapa adicional (remolienda), para optimizar el tratamiento metalúrgico actual. Una conclusión pertinente a la que llegan los autores de la tesis en consulta es que, la remolienda es una variable determinante para una buena separación y consecuentemente alta recuperación y calidad de concentrado; y es que, mientras más ineficiente sea la molienda primaria las espumas de las SK tendrán mayor cantidad de

partículas gruesas principalmente en mallas +50, +70, +100, lo cual complica la etapa de separación Pb/Cu.

Wright et al. (2014). Modelamiento geometalúrgico en el proyecto La Granja. [Artículo de Investigación, Boletín de la Sociedad Geológica del Perú].

En este trabajo de investigación se presenta un ejemplo de modelamiento geometalúrgico, específicamente el desarrollado para el proyecto La Granja; proyecto cuprífero operado por la minera Rio Tinto, geológicamente ubicado en el denominado cinturón Mioceno de los Andes en el norte del Perú ya que, según la escala temporal geológica pertenece al periodo que comenzó hace 23 millones de años y terminó hace unos 5 millones de años; y, localizado en el distrito de Querocoto, provincia de Chota, departamento de Cajamarca. Los autores del trabajo en citación concluyen que, los componentes claves en el desarrollo del modelo geometalúrgico que agregará valor y permitirá evaluar los riesgos en las diversas fases del proyecto son: Participación y comunicación interdisciplinaria entre las áreas de geología, minería y metalurgia, definición de respuestas metalúrgicas del proceso o procesos por ser aplicados, identificación de las variables primarias responsables para las respuestas metalúrgicas, modelo geológico y modelo de recursos que toma en cuenta los controles geológicos (litología, alteración, estructura) de las variables primarias, dominios geometalúrgicos o tipos de mineral que representa la variabilidad del mineral a ser procesado, pruebas metalúrgicas que cubren los dominios geometalúrgicos, base de datos geometalúrgica que permite el desarrollo de las funciones de transformación de variables primarias a respuestas metalúrgicas y aplicación de la respuesta metalúrgica del mineral en la planificación de minado y valorización de mineral. (Wright et al, 2014, p.).

Canchaya (2014) El modelo geometalúrgico stricto sensu. [Artículo de Investigación, Boletín de la Sociedad Geológica del Perú].

En este trabajo de investigación se aporta criterios y argumentos para deslindar entre lo que se debe entender como Modelo Geometalúrgico - MG, y modelos parecidos con los cuales se suele confundir los MG tales como: Modelo Metalúrgico – MM, y, Modelos Geológicos de Recursos - MGR. La diferencia entre el MG y el MM radica en que este último, constituye tan sólo una relación determinística entre variables de entrada (principalmente mineralógicas) y variables de salida (generalmente metalúrgicas); por su parte, la diferencia entre el MG y el MGR, modelo de bloques muy similar al MG, radica en que, el MG aparte de considerar las variables tradicionales consideradas por el MGR (coordenadas, leyes, litología y alteraciones), incluye a las denominadas «variables críticas» (arcillas, consumidores de ácido, cianicidas, portadores de elementos penalizables, etc.), las cuales

“afectan la recuperación o influyen en la economía del proceso; y que por ello deben ser determinadas por muestreo y análisis sistemáticos” (p.160). En esa línea de ideas, el autor consultado concluye que, en sentido estricto o en sentido restringido, las características fundamentales que debe reunir un verdadero Modelo Geometalúrgico, son: Debe ser un modelo esencialmente probabilístico, no determinístico; debe ser un modelo de bloques que involucre a todas las variables críticas identificadas y modeladas previamente; el MG se basa en análisis sistemáticos cuantitativos (ASC) o semi-cuantitativos de las variables críticas, determinadas previamente con pruebas metalúrgicas de compuestos representativos; y, no se debe implementar a partir de especímenes, sino de muestras, obtenidas mediante muestreo.

2.1.2. Antecedentes internacionales

Amankwaa-Kyeremeh et al. (2024). Predicción y Optimización de la Recuperación de Cobre en el Circuito de Flotación Rougher. [Artículo de Investigación, Revista Minerals].

En este artículo se analiza el desarrollo y optimización de modelos predictivos para la recuperación de cobre en el circuito de flotación rougher de la mina Olympic Dam de BHP en Australia del Sur. Se utilizaron cinco algoritmos de aprendizaje supervisado: Máquinas de Vectores de Soporte (SVM), Regresión por Procesos Gaussianos (GPR), Redes Neuronales Artificiales (ANN), Regresión Lineal (LR) y Bosques Aleatorios (RF). La recopilación de datos abarcó seis años, con un total de 1,325,270 observaciones que incluían variables clave del proceso, como el grado de alimentación, tamaño de partículas, tasa de alimentación, dosificación de reactivos, flujo de aire y profundidad de espuma. Se preprocesaron los datos para eliminar valores atípicos y estados transitorios, utilizando una muestra representativa de 30,000 observaciones para entrenar y validar los modelos. Los modelos fueron evaluados mediante indicadores de rendimiento como el coeficiente de correlación (r), error cuadrático medio (RMSE), error porcentual absoluto medio (MAPE) y varianza explicada (VAF). El modelo GPR con función kernel matern 3/2 demostró ser el más preciso, con valores de r superiores a 0.96, RMSE menores a 0.42, MAPE menores a 0.25% y VAF superiores al 94%. Para optimizar las condiciones operativas y maximizar la recuperación de cobre, se utilizaron algoritmos de optimización como Simulated Annealing (SA), Particle Swarm Optimisation (PSO), Surrogate Optimisation (SO) y Genetic Algorithm (GA), destacándose el SA como el más efectivo, logrando una recuperación máxima de cobre del 94.76%. Estos modelos y algoritmos de optimización tienen el

potencial de mejorar significativamente la eficiencia y productividad del proceso de flotación.

Ortiz et al. (2023). Incertidumbre y Valor: Optimización geometalúrgica del desempeño de la Cadena de valor de la minería. [Artículo de Investigación, Revista Elements].

En esta investigación se tuvo en cuenta que, los flujos de productos y residuos deben optimizarse juntos, ya que esto ayudaría a maximizar el valor de una operación minera y minimizar su impacto ambiental e impactos sociales de todos los procesos, desde el depósito del mineral hasta el final. En razón de ello, Ortiz y Otros (2023) realizaron una revisión sistemática en la cual obtuvieron como hallazgo que, los procesos mineros y metalúrgicos son inherentemente variables e inciertos debido a la heterogeneidad natural de los yacimientos minerales, y que, dicha incertidumbre causante de que los modelos sean incompletos se debe a los siguientes cuatro factores: con limitada información disponible sobre el comportamiento del mineral a lo largo de la cadena de proceso; muestreo limitado y calidad de muestra limitada en distintas etapas del proceso; capacidades analíticas limitadas para adquirir no sólo grandes cantidades de datos, sino también grandes cantidades de datos correctos, por ejemplo, información mineralógica y textural, comprensión limitada del proceso; y, existencia de técnicas limitadas de modelado geoespacial que pueden abordar con variables geometalúrgicas tales como textura, mineralogía modal o comportamiento. En la línea de ideas antes señaladas los autores en mención concluyen que, superando los cuatro factores principales que obstaculizan la reducción de la incertidumbre se podrán desarrollar sistemas geometalúrgicos más robustos, ya que se podrán "construir modelos para hacer operaciones mineras más sostenible, maximizando la recuperación de recursos productos básicos, minimizando al mismo tiempo los posibles efectos negativos e impactos de su extracción y garantizar el uso responsable de la tierra, el agua y la energía" (p.383).

Lishchuk, V., & Pettersson, M. (2020). The mechanisms of decision-making when applying geometallurgical approach to the mining industry. [Artículo de Conferencia, Procemin GEOMET 2020].

En su investigación tuvieron como objetivo introducir y desarrollar un marco de toma de decisiones que integre aspectos técnicos y gerenciales del enfoque geometalúrgico, con el fin de mejorar la predictibilidad de los programas geometalúrgicos en la industria minera; la investigación es de tipo aplicada–descriptiva, con un enfoque cualitativo–analítico, y con un diseño no experimental, transversal; la población considerada estuvo conformada por

operaciones mineras que afirmaban aplicar geometalurgia, mientras que la muestra incluyó 52 estudios de caso, obtenidos a partir de 38 casos revisados en la literatura y 14 casos adicionales mediante entrevistas semiestructuradas y encuestas a profesionales del sector minero en Europa, América y África; las técnicas utilizadas fueron la revisión sistemática de literatura, entrevistas semiestructuradas y una encuesta transversal aplicada mediante un cuestionario en línea estructurado en 7 secciones, el cual permitió clasificar los programas geometalúrgicos según el tipo de enfoque (tradicional, proxy y mineralógico) y 8 niveles de aplicación (nivel 0 al nivel 7); como instrumentos se emplearon bases de datos bibliográficas, formularios digitales y matrices de clasificación. Los resultados muestran que, de los 52 casos analizados, 33 utilizaron un enfoque mineralógico, 12 un enfoque tradicional y 7 un enfoque proxy, identificándose además que 13 casos no presentaron aplicación efectiva de la geometalurgia (nivel 0), mientras que solo 2 casos alcanzaron el nivel más avanzado de gestión de escenarios productivos (nivel 7), evidenciando una relación directa entre mayor profundidad de aplicación y uso de información mineralógica cuantitativa; se concluye que la predictibilidad de los programas geometalúrgicos puede mejorarse significativamente mediante un sistema de clasificación bidimensional que permita identificar brechas técnicas y organizacionales, así como definir el nivel de aplicación y los actores clave involucrados en la toma de decisiones dentro de la cadena de valor minera.

Michaux *y Connor (2020)*. How to Set Up and Develop a Geometallurgical Program. [Informe de Trabajo de expediente abierto de GTK].

En su investigación tuvieron como objetivo establecer una metodología integral para diseñar y desarrollar un programa de geometalurgia que permita predecir el comportamiento del mineral a lo largo de la cadena mina–proceso y reducir riesgos técnicos y económicos; la investigación es de tipo aplicada, con un enfoque mixto (cualitativo–cuantitativo) y un diseño descriptivo–analítico y metodológico; la población considerada fueron proyectos y operaciones mineras, y la muestra incluyó casos documentados y bases de datos históricas, como 18 proyectos mineros, 258 proyectos público-privados y estudios de desempeño de plantas; las técnicas e instrumentos utilizados incluyeron revisión documental, análisis estadístico, modelamiento geometalúrgico, caracterización mineralógica (QXRD, XRF, SEM), ensayos de conminución (Bond, A×b), flotación y lixiviación, integrados mediante análisis multivariante. Los resultados muestran sobrecostos de CAPEX en 86% de proyectos, con promedios de 22–28%, retrasos en 12 de 18 proyectos, desviaciones de producción y predicciones de desempeño con ±2% de precisión en casos exitosos como Batu Hijau; se

concluye que un programa geometalúrgico bien diseñado mejora la predicción operativa, reduce sobrecostos y optimiza el valor económico del yacimiento.

Donoso (2020). Modelamiento geometalúrgico de recuperación de cobre incorporando datos espectrales. [Tesis de Maestría, Universidad de Chile].

En esta tesis desarrollada en el contexto chileno se tuvo como objetivos, evaluar alternativas de algoritmos de regresión para integrar mediciones de espectrómetros y resultados de ensayos de flotación rougher, y, evaluar alternativas de predicción de recuperación de cobre como un modelo 3D usando las mediciones y resultados antes mencionados. Para el logro de dichos objetivos el autor del estudio en citación presenta una implementación del uso de información de espectrómetros para complementar un modelo de recuperación de cobre 3D basado en un entrenamiento supervisado; en dicha propuesta se recomienda la utilización de una información complementaria a los ensayos de flotación como son los datos de espectrometría, datos obtenidos de los espectrómetros o instrumentos ópticos que miden propiedades de luz sobre un elemento, permitiendo la identificación de estos, ya que los minerales suelen relacionarse en formas variadas frente a la luz, ya sea absorbiéndola o reflejándola; y, por otro lado, recomienda utilizar los resultados de ensayos de concentración por flotación de cobre los cuales suelen sufrir alteraciones ante la presencia de determinados minerales que afectan su desempeño. Con respecto al sustento de la primera recomendación, el autor señala que la revisión de los algoritmos de Regresión de Componentes Principales – PCR, y, Regresión de Mínimos Cuadrados Parciales – PLSR, muestran que, "la utilización de datos de espectrómetros debe ser manejada con regresión de mínimos cuadrados parciales, porque esta técnica es capaz de relacionar la variable respuesta […] y la variable explicativa proveniente de la información espectral" (p.53).

Rodríguez (2017). Modelo geometalúrgico de recuperación de cobre por dominios geológicos en Compañía Minera Doña Inés de Collahuasi. [Tesis de Grado, Universidad de Concepción].

En esta tesis desarrollada en el contexto chileno se tuvo como objetivo, crear un modelo que se ajuste a los datos reales obtenidos en la recuperación rougher de planta. Para el logro de tal cometido, la autora de la tesis en citación, comparó la recuperación real de cobre semanalmente desde diciembre 2016 a febrero 2017 con la recuperación teórica obtenida por los modelos geometalúrgicos de dominios y Unidades Geológicas - UGM, luego de generar una base de datos mediante el muestreo de los diferentes dominios geológicos presentes en el yacimiento, a las cuales se le realizaron pruebas de análisis químico, molienda y flotación para obtener los parámetros químicos y granulométricos correspondientes a cada una,

además de la recuperación de cobre en laboratorio de cada una de ellas; posteriormente, usando métodos estadísticos, analizar las variables dependientes de cada mena y su incidencia en la recuperación de cobre en laboratorio; y finalmente, usando dichos datos, mediante métodos estadísticos de regresión lineal múltiple, obtuvo un modelo geometalúrgico por dominios. Hallazgos obtenidos en la tesis consultada dan cuenta que, a partir de los valores semanalmente entregados, se muestra que el modelo basado en la distribución por UGM presenta variaciones constantes durante todo el periodo bajo estudio de esta memoria; asimismo, el modelo en base a los dominios presenta un comportamiento menos variable durante ese periodo. En ese sentido, la autora en citación concluye que, el promedio del error porcentual entre el modelo por UGM y recuperación real es 3,74%, y por dominios es 1,09%, resultando el nuevo modelo con mejor ajuste durante el respectivo periodo.

Valenta y Mulcahy. (2016). Desarrollo de un modelo geometalúrgico para una concentradora de cobre. [Artículo de Investigación, Revista del Instituto Sudafricano de Minería y Metalurgia].

En esta investigación desarrollada en el contexto del denominado Cinturón de cobre de Kalahari, que se extiende desde Zambia hasta el norte de Botswana hasta Namibia, se tuvo como propósito ejecutar un proyecto de manera escalonada para evaluar todas las opciones posibles de una manera rentable y desarrollar una comprensión de los factores del proyecto, minimizando así el riesgo general del proyecto para el cliente. Los resultados obtenidos dan cuenta que, entre las herramientas valiosas para este proyecto están los modelos de producción y financieros que se pueden usar para cuantificar la sensibilidad del proyecto a los parámetros críticos, luego, el éxito de este proyecto puede atribuirse a la estrecha cooperación entre las disciplinas geológicas, mineras y metalúrgicas; además, las actualizaciones periódicas del capital proyectado y las estimaciones de los costos operativos, junto con los resultados del proyecto, guiaron a los equipos a optimizar sus diversos modelos de disciplina, y en última instancia, brindaron un argumento convincente para la ejecución del proyecto. La clave del éxito fue el desarrollo de un modelo geometalúrgico para la predicción del tonelaje de concentrado, el grado y la recuperación de la vida útil de la mina a partir del plan de minería; en ese sentido los autores concluyen que, la mineralogía del cinturón de cobre del Kalahari es interesante y presenta desafíos, particularmente en la recuperación del cobre en forma de óxidos de cobre, donde las recuperaciones pueden ser tan bajas como 30%., luego, es necesario realizar más pruebas fundamentales para identificar

medios más eficientes para recuperar el cobre, particularmente en presencia de especies que consumen mucho ácido.

Montes (2015). Modelación geometalúrgica del proceso de flotación basado en mineralogía y ensayos metalúrgicos. [Tesis de Maestría, Universidad de Chile].

En esta tesis desarrollada en el contexto chileno se tuvo como objetivo, generar modelos geometalúrgicos de tipo fenomenológico para la estimación de la recuperación por flotación y ley de concentrado final, empleando mineralogía y atributos metalúrgicos deducidos a partir de pruebas a escala de laboratorio. Para el logro de dicho objetivo, el autor de la tesis en citación siguió una metodología que consideró la siguiente secuencia: Revisión de información de Minera Escondida con el propósito de rescatar antecedentes de iniciativas similares, análisis mineralógicos, medición de flujos, leyes, y toda información que pudiere representar un aporte al presente trabajo; ejecución de pruebas cinéticas de flotación, con composición mineralógica de la alimentación estimada a partir ensayos de digestión parcial de cada muestra; desarrollo e implementación de un modelo basado en fenómenos para el comportamiento del cobre, usando información histórica disponible; desarrollo de un modelo de recuperación por flotación basado en mineralogía, empleando como base la modelación del comportamiento del cobre y los resultados cinéticos por especie mineral; evaluación de la calidad predictiva del modelo de flotación basado en cobre, usando como referencia la Concentradora Laguna Seca y la secuencia de extracción histórica alimentada a planta; y utilización del modelo validado para simular distintas condiciones de interés identificando los atributos claves que gobiernan la respuesta del sistema. Con respecto al logro del objetivo, el autor de la tesis en citación concluye que: “es posible determinar los atributos metalúrgicos claves que definen el comportamiento del mineral en el proceso, empleando la información que se genera durante el ciclo anual de actualización del modelo Geometalúrgico” (p.89).

Compan et al. (2015). Modelo geometalúrgico de una mina de sulfuro de cobre para la planificación a largo plazo. [Artículo de Investigación, Revista del Instituto Sudafricano de Minería y Metalurgia].

En esta investigación desarrollada en el contexto chileno publicada por el Instituto Sudafricano de Minería y Metalurgia, se tuvo como objetivo, modelar la recuperación de mineral en función de los datos operativos y las características del mineral obtenido de una base de datos histórica de la planta Chuquicamata A2 con la idea de contribuir a las decisiones de gestión a largo plazo y planificar iniciativas de mitigación en caso de desviaciones importantes en el rendimiento de la planta. En el desarrollo del estudio en

mención, se aplicó un método de regresión multivariante para desarrollar un modelo de recuperación basado en variables operativas conocidas; en ese sentido, el modelo geometalúrgico propuesto considera ocho variables operacionales (leyes de alimentación, dureza del mineral, tamaño de partículas, mineralogía, pH, mezcla de reactivos para flotación de espuma, etc.) a las cuales se realizaron una validación utilizando un conjunto de datos recientes, mostrando un alto coeficiente de correlación con un error absoluto medio bajo, lo que revelaba que, el modelo geometalúrgico era capaz de predecir, con una precisión aceptable, la recuperación real de cobre en la planta. Los resultados presentados muestran que es posible mejorar, con una certeza aceptable, las estimaciones de recuperación para una concentración con base de datos de operación y características del mineral.

2.2. Bases Teóricas

2.2.1. Metalurgia

La definición más tradicional y más ampliamente difundida y aceptada, es aquella que define a la metalurgia como "el Arte y la Ciencia de producir metales y aleaciones con formas y propiedades adecuadas para el uso. La mayoría de la gente la conoce sólo como un arte antiguo y misterioso" (Schulz, 2003, p.5).

La metalurgia es una actividad que se ha desarrollado en forma paralela al desarrollo social humano a lo largo de la historia por las diversas civilizaciones; en efecto, "la metalurgia apareció en los albores del desarrollo do lo sociedad humana. Tales metales como hierro, cobre, plata, oro, mercurio, estaño y plomo tenían el empleo industrial aún antes de nuestra era" (Boskobóinikov et al., 1982, p.13). En ese respecto, Schulz (2003) señala que es cierto eso de la importancia de la metalurgia en la historia antigua, ya que esta nos sacó de la edad de piedra hacia la edad del bronce y luego a la edad del hierro; y es que: "La conversión, aparentemente milagrosa, de tierras opacas a metales brillantes era la esencia del misterio alquímico; no había ciencia de los metales para racionalizar e iluminar el mundo medieval de la fórmula secreta para templar los metales y combinar las aleaciones" (p.5).

La metalurgia, también es conocida como la ciencia y tecnología de los metales. Dicha denominación se explica desde dos de las principales ciencias naturales, la química y la física.

- La metalurgia desde el punto de vista de la química se explica a través de la denominada metalurgia de proceso la cual tiene por objeto "la extracción de metales de sus minerales y la refinación de metales" (Avner, 1988, p.677). Complementando lo acabado de citar,

Schulz (2003) señala que, la Metalurgia Química "trata de todas las propiedades químicas de los metales, incluyendo la unificación de los diferentes metales entre sí, para formar aleaciones, pero una parte muy grande de ella concierne a las reacciones oxidación-reducción de metales" (p.6).

- La explicación física de la metalurgia señala que, esta "se ocupa de las propiedades físicas y mecánicas de metales como son afectados por la composición, el trabajo mecánico y el tratamiento térmico" (Avner, 1988, p.678). Complementando lo acabado de citar, Schulz (2003) señala que, la Metalurgia Física "trata de la estructura de los metales y aleaciones, con el objeto de diseñar y producir aquellas estructuras que dan las mejores propiedades" (p.9).

En su construcción terminológica contemporánea, la metalurgia adopta su denominación porque esta constituye un proceso orientado a obtener determinados elementos nativos de alta pureza de los minerales metálicos no ferrosos. Su accionar sobre los minerales metálicos no ferrosos lo diferencia terminológicamente de la siderurgia cuyo accionar es sobre los minerales metálicos ferrosos.

En síntesis, la metalurgia tiene que ver con la aplicación de técnicas y operaciones industriales destinadas, principalmente, a la obtención de los metales específicos que se encuentran conformando los denominados minerales metálicos conformados por una "mezcla de minerales y ganga de la cual es posible extraer y vender con ganancia al menos uno de los metales contenidos en él" (Ministerio de Minas y Energía de Colombia, 2003, p.107).

Como se puede apreciar de la definición de metalurgia acabada de citar, esta como actividad realizada por el ser humano, dependiendo de la perspectiva de abordaje, por un lado, puede ser concebida como actividad productiva, mientras que, por otro lado, puede ser concebida como actividad de negocio.

2.2.1.1. Metalurgia como actividad productiva

Como actividad productiva, la metalurgia está abocada a la aplicación de técnicas de recuperación para la obtención de un metal deseado en óptimas condiciones; en esa línea de ideas, es frecuente definir a la metalurgia como el "arte de beneficiar los minerales y de extraer los metales que contienen, para ponerlos en disposición de ser elaborados" (Portal Minero S.A., 2006, p.390).

Desde una perspectiva productiva se tiene que, la metalurgia considera "la actividad o conjunto de actividades sobre las cuales actúan diversos factores externos e internos y que, a través de la interacción entre ellos y las actividades del proceso, permitirán obtener uno o más productos" (Portal Minero S.A., 2006, p.394). En el desarrollo de las actividades en mención, resulta siendo muy importante que, las técnicas para obtener un metal en óptimas condiciones sean aplicadas correctamente; en este sentido, la metalurgia como actividad productiva tiene que ver con la preparación, el tratamiento físico o químico, la producción y la aleación de metales. Para el logro de dichos cometidos, en la metalurgia se suele distinguir actividades aglutinadas, principalmente, en tres procesos diferenciados entre sí, dichos procesos se detallan a continuación.

2.2.1.1.1. Proceso de conminución

Los minerales en forma de cristal tienen la tendencia de quebrarse en numerosos tamaños y formas cada vez que se les aplica fuerza. La dificultad de la reducción de tamaño está en el arte de limitar la cantidad de tamaños sobredimensionados y de baja dimensión que se producen durante la reducción. Si esto no está bajo control, el mineral seguirá su comportamiento de cristal natural, representado normalmente en una sobre representación de finos.

El concepto de conminución tiene que ver con el conjunto de actividades que se realizan para reducir el tamaño de los minerales con la finalidad de liberar las especies valiosas que estos contienen. En concordancia con la definición acabada de esbozar se tiene que "la tronadura en la mina es el primer proceso de conminución en la línea de operaciones de mina y planta" (Portal Minero S.A., 2006, p.91).

Para el control metalúrgico, operacional y chequeo de las características de diseño de una planta de conminución de minerales, es importante contar con toda la información necesaria para realizar los balances de materiales en cada punto del proceso. Esto es importante, ya que es una manera indirecta de verificar que los equipos, habitualmente enlazados entre sí por un sofisticado sistema de automatización y control, se encuentren operando dentro de los márgenes de lo diseñado y poder detectar cualquier variación en algunos de los parámetros operacionales habituales, como puede ser, por ejemplo, la granulometría de alimentación y descarga de algún circuito del proceso o el porcentaje de sólidos de la pulpa en un determinado punto del proceso. De esta forma se podrá determinar de una manera rápida cuál es la fuente que está ocasionando el problema. (Portal Minero S.A., 2006, p.91).

El proceso de conminución está constituido por las dos actividades secuenciales que se describe a continuación.

Chancado: Es la primera etapa para el beneficio de los minerales; y consiste en la aplicación de fuerza mecánica para romper los trozos grandes de rocas mineralizadas hasta reducirlos a un tamaño menor (fragmentos de 3/4" a 1/4") utilizando fuerzas de compresión y en menor proporción fuerzas de fricción, flexión, cizallamiento u otras. Se realiza en máquinas que se mueven a velocidad media o baja en una trayectoria fija y que ejercen presiones inmensas a bajas velocidades, que se caracterizan porque sus elementos trituradores no se tocan y las condiciones principales de esta operación son la oscilación y la velocidad de oscilación; y el factor que influye esta condición de operación son las características del mineral. (Almirón, 2016).

Molienda: La molienda es la última etapa del proceso de conminución para la reducción del tamaño de las partículas. La liberación de un mineral se inicia con el chancado y termina con la molienda; es muy importante porque de esta sección depende el tonelaje y la liberación del mineral valioso que después debe concentrarse (por flotación, separación gravimétrica, magnética, lixiviación, etc.). En esta etapa se debe liberar completamente las partes valiosas del mineral (sulfuros de Pb, Cu, Ag, Zn) de la ganga, antes de proceder a la concentración. (Almirón, 2016).

En síntesis, el proceso de la conminución de minerales, también llamada etapa de la liberación del mineral, constituye un proceso que inicia con el chancado del mineral y termina con la molienda del mismo. Dicho proceso es muy importante ya que, "de él depende el tonelaje y la liberación del mineral valioso que después debe concentrarse. En esta etapa debe liberarse completamente las partes valiosas del mineral (sulfuros) de la ganga, antes de proceder a la concentración" (Bravo, 2003, p.4).

2.2.1.1.2. Proceso de separación de minerales

La separación de minerales o procesamiento de minerales consiste en obtener de las denominadas pulpas, proveniente de la molienda, los concentrados de los metales a recuperar; y es que, sólo de manera excepcional "los minerales se utilizan tal como existen en su estado natural: las arenas se clasifican por tamaños, los mármoles y granitos son aserrados y pulidos, los diamantes son tallados y los metales son "extraídos" del mineral que los contiene" (Sarudiansky y Nielson, 2017).

La separación de minerales se realiza después de haber extraído la roca, haberla triturada y molida a esta, y, luego de haberla tamizada y clasificada. Para tal propósito se aplica uno o varios métodos de concentración de minerales entre los cuales destacan los siguientes:

- Concentración gravimétrica.
- Separación por medios pesados.
- Flotación.
- Separación magnética.
- Lixiviación en pilas (heap leaching).

Entre los métodos de concentración de minerales señalados destaca o es más usual en su aplicación la flotación.

La flotación de minerales se define como "un proceso fisicoquímico mediante el cual se produce la separación de los minerales sulfurados del metal a recuperar del resto de los minerales y especies que componen la mayor parte de la roca original" (Portal Minero S.A., 2006, p.139).

El proceso de flotación es usado para separar o concentrar minerales y otras especies químicas. La concentración por flotación es el resultado de muchos procesos fisicoquímicos complejos que ocurren en las interfases sólido/líquido, líquido/gas y sólido/gas; la flotación depende de la probabilidad de unión de la partícula valiosa a la burbuja en la celda de flotación, la cual es determinada por la hidrofobicidad de la superficie de la partícula. (Almirón, 2016).

En la mayoría de los sistemas de flotación, la superficie de la partícula se torna hidrofóbica por la adsorción selectiva de los surfactantes llamados colectores. La flotación es una técnica de concentración que aprovecha la diferencia entre las propiedades superficiales o interfaciales del mineral, o especies de valor, y la ganga, se basa en la adhesión de algunos sólidos a burbujas de gas generadas en la pulpa por algún medio externo, en la celda de flotación. Las burbujas de aire transportan los sólidos valiosos a la superficie donde son recolectados y recuperados como concentrado, la fracción que no se adhiere a las burbujas permanece en la pulpa y constituye la cola o relave.

De este modo, la condición de flotabilidad es una fuerte adhesión entre las partículas útiles y las burbujas, las cuales deben ser capaces de soportar la agitación y turbulencia en la celda. Para un control de partículas más finas que 1 mm, nos estamos desplazando de la gama de coladores convencionales.

Por su parte, la clasificación es el proceso de separación de partículas por tamaño en dos o más productos según su comportamiento en el aire o en el agua (líquidos). Los métodos de clasificación más usuales son los siguientes:

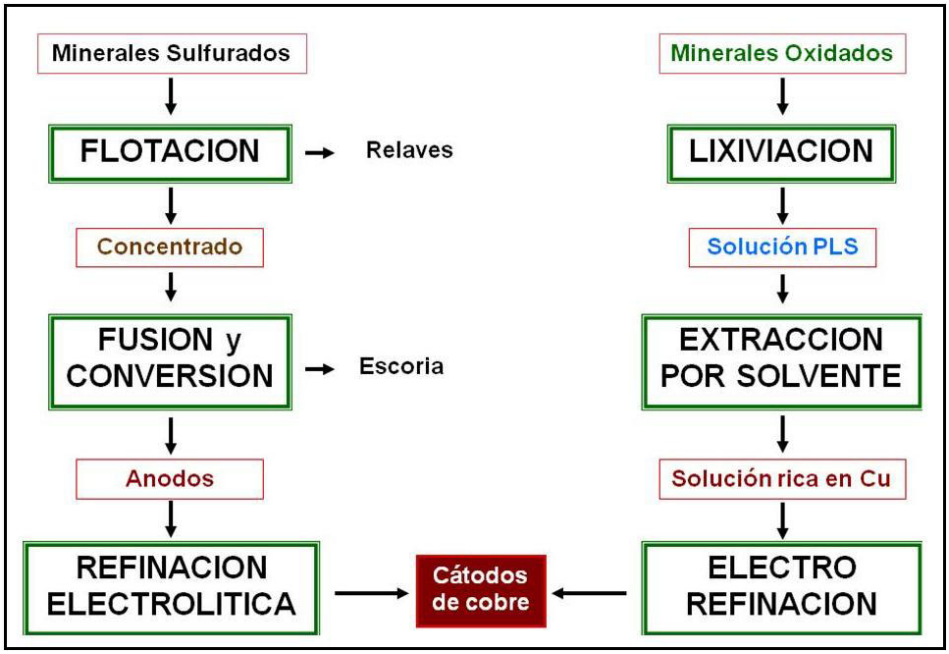
- Clasificación en Húmedo con Hidrociclones utilizando separación por fuerza centrífuga cubriendo una gama de tamaño de 100 – 10 micrones (típico).
- Clasificación en Húmedo con Clasificadores en Espiral utilizando separación por gravedad cubriendo una gama de tamaño de 100 – 1000 micrones (típico).
- Clasificación en Seco utilizando separación por fuerza centrífuga cubriendo la gama de 150 – 5 micrones (típico).

2.2.1.1.3. Proceso de extracción del metal

El proceso para la obtención de los metales deseados, metales nativos, aprovecha las propiedades físicas y químicas de minerales y rocas. La diferencia en su comportamiento entre un mineral valioso y los minerales no valiosos proporciona métodos para la separación de éstos de los otros. Dicho proceso es posterior a la molienda que facilita la liberación del mineral en la roca, y a la concentración, que aumenta el contenido de los elementos de interés económico.

El proceso de extracción del metal se realiza teniendo como materia prima a los minerales sulfurados o a los minerales oxidados. En la Figura 1 se presenta en forma gráfica la obtención de cobre metálico a partir de dichos tipos de minerales.

Figura 1. Etapas en la obtención de cobre a partir de sus minerales.



Nota. Editado de: Sarudiansky y Nielson (2017). Minería en la república argentina. [En línea].

De la Figura 1 se puede advertir que, el proceso de extracción del metal deseado varía dependiendo del tipo de mineral del concentrado, es decir, depende de si son minerales sulfurados o minerales oxidados. Adicionalmente podemos complementar lo antes señalado con las siguientes aseveraciones: concerniente a las materias primas para obtener el cobre se tiene que, para la obtención de dicho metal "se utilizan las menas de cobre y los desechos de cobre y de sus aleaciones" (Voskobóinikov et al., 1982, p.485); además, en lo tocante a los procedimientos de fabricación del cobre "se conocen dos procedimientos de extraer el cobre a partir de menas y concentrados: hidrometalúrgico y pirometalúrgico" (Voskobóinikov et al., 1982, p.486).

2.2.1.1.3.1. Procesos hidrometalúrgicos

Los procesos hidrometalúrgicos son los apropiados para la explotación de los óxidos de minerales, es decir, este proceso se realiza a partir de los concentrados de minerales oxidados. "Se denominan "hidrometalúrgicos" los procesos de extracción de los metales que se realizan con métodos fisicoquímicos en fase líquida. Ejemplos de este tipo de procesos son los aplicados en la obtención de cobre a través de lixiviación en pilas, extracción por solventes y electro obtención" (Portal Minero S.A., 2006, p.177).

Según el Portal Minero S.A. (2006), la hidrometalurgia se desarrolla en general en tres etapas sucesivas:

- La primera etapa es conocida como "lixiviación" y consta de la disolución selectiva de los metales en una solución acuosa, des- de los minerales que los contienen.
- En la segunda etapa se realiza el procesamiento y transformación de los metales disueltos en el medio acuoso producido en la etapa anterior, mediante agentes externos que permiten la "purificación y/o concentración" de los metales que se busca producir.
- En la tercera etapa se recuperan selectivamente las especies metálicas disueltas en el medio acuoso generado. Esta etapa es conocida como "precipitación", la cual genera como producto final el metal, ya sea en forma pura o como parte de un compuesto que lo contiene.

2.2.1.1.3.2. Procesos pirometalúrgicos

Los procesos pirometalúrgicos se aplican cuando los minerales son difícilmente explotables por métodos hidrometalúrgicos, luego, los concentrados de los minerales sulfurados serán tratados por técnicas pirometalúrgicas; en contraparte, a los minerales oxidados se le aplican

técnicas hidrometalúrgicas. En este punto, es importante destacar como ejemplo pertinente que, "aproximadamente el 90% del cobre primario mundial se extrae desde minerales sulfurados" (Portal Minero S.A., 2006, p.225).

Por otro lado, prosiguiendo con el ejemplo pertinente, la extracción del cobre, se tiene que, para lograr la extracción de dicho metal es necesario separar el elemento cobre del hierro, azufre y otras impurezas contenidas en el concentrado a través de un proceso pirometalúrgico que se caracteriza por realizarse a altas temperaturas (1.150–1.300º C). El proceso pirometalúrgico considera etapas consecutivas de Fusión, Conversión y Refinación de minerales, las que permitirán incrementar progresivamente la ley o contenido de cobre del material sometido al proceso, desde el 30 a 40 % inicial en el concentrado, hasta el 99,5% presente en el ánodo. (Portal Minero S.A., 2006, p.225).

Finalmente, dado que, aproximadamente el 90% del cobre primario mundial se extrae desde minerales sulfurados; y que, como se esquematizó en la Figura 1, la flotación constituye el proceso a través del cual se extrae el concentrado mineral; es pertinente considerar una ampliación del proceso en mención, en razón de ello en el apartado que prosigue se aborda aspectos relevantes del proceso de flotación.

2.2.1.1.4. Proceso de flotación

La flotación es un proceso fisicoquímico que tiene como objetivo concentrar los minerales valiosos y separarlos de la ganga, la separación es dada por la adherencia selectiva de la capa superficial de la partícula solida hacia una burbuja de aire o a un líquido, la adherencia en la mayor parte de los casos, beneficiada por reactivos para modificación de la superficie de la partícula.

El medio en que sucede la separación está compuesto por tres fases: fase líquida (agua), fase gaseosa (aire) y la fase sólida (mineral). Las burbujas de aire circulan en la pulpa y proveen flotabilidad para llevar los minerales seleccionados a la superficie de la mezcla, estos serán extraídos o arrastrados como concentrados. Por otro lado, los materiales que no han sido adheridos a las burbujas de aire permanecerán sumergidos y salen del proceso como relaves. Mundialmente el proceso de flotación ayuda a la concentración de Cobre, Zinc, Plomo, entre otros, inicialmente a partir de minerales con bajo grado de ley.

La flotación se logra gracias al principio fundamental de concentración, en donde se desea obtener la mayor recuperación o grado de liberación del mineral deseado, para ello debe

existir la adhesión partícula del mineral con la burbuja de aire. La adhesión solido-gas se debe a 3 factores principales, tenemos a los reactivos que dan las condiciones para que el mineral sea flotable; la liberación, es el tamaño de partícula en el que el mineral deseado se encuentra en su mayor parte libre; y la celda que viene a ser el envase donde la pulpa posee la agitación y aireación necesaria para mantener a todos los sólidos en constante flujo y contacto con las burbujas de aire.

Finalmente, dado que la flotación es un proceso de muchas variables, estas suelen clasificarse teniendo en cuenta las etapas que originaron dichas variables. En la Tabla 1 se presentan en detalle las principales formas geometalúrgicas de clasificar a las variables de la flotación.

Tabla 1. Beneficios que ofrece la geometalurgia.

Tipo de Variables	Variables
Variables respecto al mineral	• Mineralogía del mineral. • Asociación con otros componentes. • pH natural de mineral. • Oxidación en la explotación. • Grado de oxidación y presencia de lamas primarias. • Presencia de impurezas y sales solubles. • Agua de cristalización.
Variables referentes a la molienda	• Lamas secundarias. • Dureza del mineral y componentes. • Tiempo de molienda. • Tamaño de liberación. • Oxidación durante la molienda. • Adición de reactivos. • Remolienda.
Variables Relacionadas al Agua	• Dureza del agua. • Presencia de gases disueltos. • Sales de metales solubles. • pH del agua.
Variables en Función al Acondicionamiento	• Dosificación de reactivos. • Tiempo de acondicionamiento. • Densidad de pulpa. • Temperatura. • Agitación. • Tamaño del acondicionador. • Porcentaje y forma de adición de reactivos. • pH de acondicionamiento.
Variables Respecto a la Flotación	• Tiempo de flotación. • Granulometría. • Densidad de pulpa. • Porcentaje de sólidos. • pH de flotación. • Nivel de espuma. • Grado y tipo de aireación. • Temperatura de la pulpa. • Dosificación de reactivos. • Cantidad de carga circulante.

Nota. Adaptado de: Riquelme y Torre (2022), Evaluación de los colectores A-3418 Y Z-6 para recuperar el cobre de los minerales mixtos de la Planta de Beneficios Jesús S.A.C- Nazca, pp.14-15.

2.2.1.2. Metalurgia como actividad de negocio

Como actividad de negocio, la metalurgia está abocada a la producción eficiente y comercialización de metales considerados como valiosos en el mercado los cuales se extraen de una "mezcla de minerales y ganga de la cual es posible extraer y vender con ganancia al menos uno de los metales contenidos en él" (Ministerio de Minas y Energía de Colombia, 2003, p.107).

En su primera acepción, es decir, como actividad de negocio abocada a la producción eficiente, se tiene que, la metalurgia "comprende todas las actividades relacionadas con la extracción de minerales de metales, obtención de estos, fundición, refinado, laminación (primaria y secundaria)" (Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales de México, 2017, p.16).

Por otro lado, en su segunda acepción, como actividad de negocio abocada a la comercialización de metales considerados como valiosos en el mercado, la metalurgia "comprende todas las actividades relacionadas con la elaboración de productos (herramientas, maquinaria industrial, agrícola, postes, varillas, monedas, pilas, acumuladores etc.), tratamientos térmicos de metales y de reciclado de materiales que incluye la clasificación, selección, limpieza, tratamiento previo y fundición de chatarra, acumuladores y baterías" (Secretaria de Medio Ambiente y Recursos Naturales de México, 2017, p.16).

2.2.2. Geometalurgia

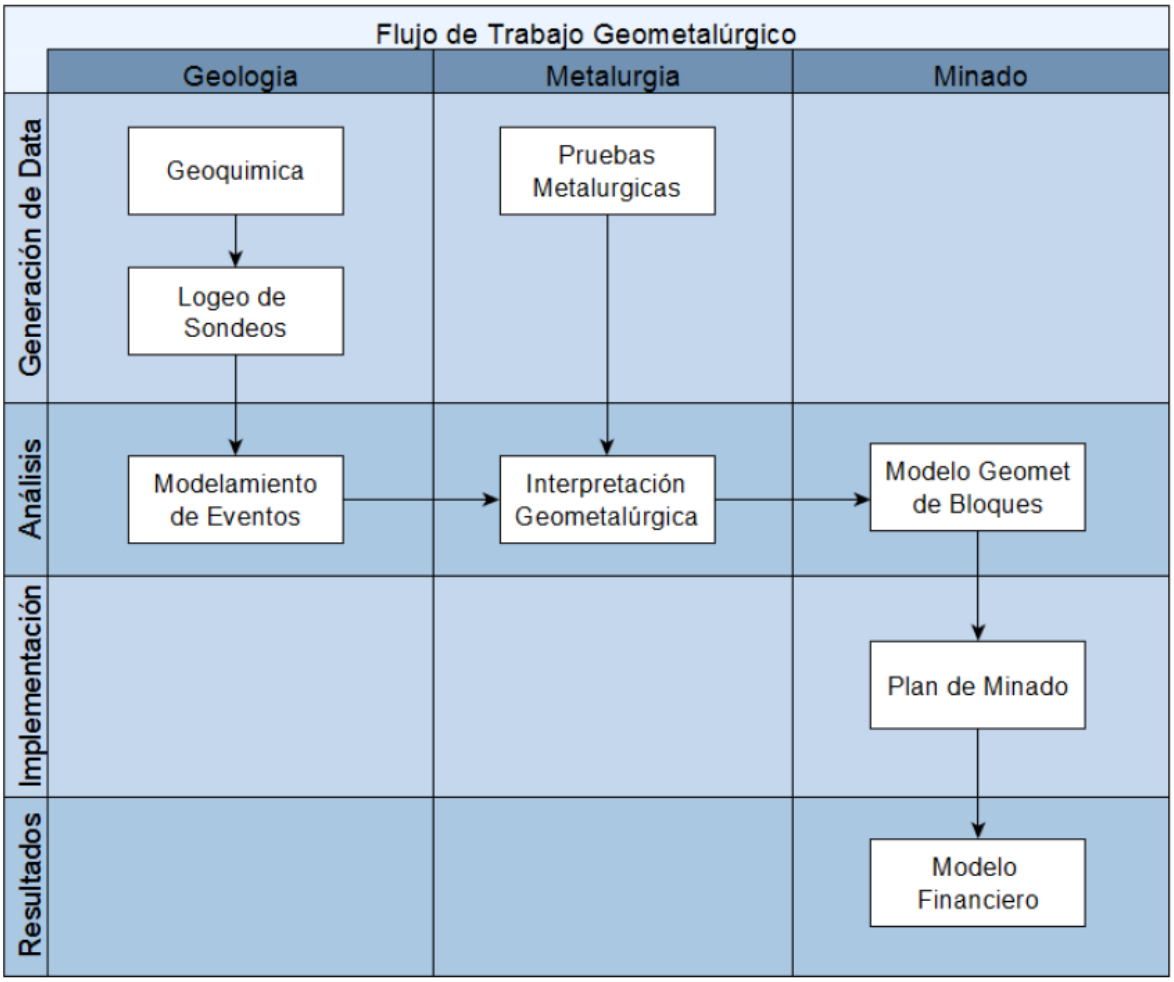
En un contexto referido a la metalurgia como actividad de negocio abocada a la producción eficiente, primera acepción de la metalurgia como actividad de negocio, destaca la geometalurgia, la cual es entendida como una estrategia de negocio que integra diversas etapas del proceso productivo minero: geología, mineralogía del depósito, plan minero, entre otros. En ese sentido la geometalurgia puede definirse como, "la caracterización de una familia de tipos de mineral en el contexto del desempeño del proceso. Como tal, requiere la integración de parámetros geológicos, mineros, metalúrgicos, ambientales y económicos". (Michaux y O'Connor, 2020, p. 1, traducción propia)

El trabajo geometalúrgico integra variadas disciplinas tales como geología, minado y metalurgia, todo ello en un contexto de análisis de datos, ya que "los resultados de un estudio de geometalurgia son la variabilidad, el mapeo de dominios y la definición de tipos de mineral en el contexto del desempeño de la ingeniería de procesos. Estos resultados pueden

ser utilizados para modelado económico, desarrollo de negocios y desarrollo de programas de minado.” (Michaux y O'Connor, 2020, p. 10, traducción propia)

En la Figura 2 se muestra en forma esquemática el trabajo en equipo que ocupa la geometalurgia.

Figura 2. Trabajo geometalúrgico.



Nota. Tomado de: Johnston, A. y Canchaya, S. (2016). Geometalurgia en el contexto peruano; diapositiva 4.

La importancia que tiene el análisis de datos en la geometalúrgica radica principalmente en que la geometalurgia permite “‘reducir el riesgo’ o permitir mejores procesos de gestión de riesgos, ya sean técnicos u operacionales. El riesgo es la falta de conocimiento de sus materiales crudos (mineral) y el rendimiento y recuperaciones esperadas de esos materiales.” (Michaux y O'Connor, 2020, p. 1, traducción propia).

Finalmente, es pertinente recordar que, según Johnston y Canchaya (2016), la aplicación de la geometalurgia en el negocio minero-metalúrgico conlleva el uso de la geología, geoestadística, metalurgia extractiva, planeamiento minero y evaluación económica; con la

finalidad de optimizar planes de producción, y, asegurar proyecciones y reducir riesgo; tanto en el diseño de plantas nuevas como durante las operaciones de las mismas.

2.2.2.1. Beneficios de la geometalurgia

Son múltiples los beneficios que ofrece la geometalurgia, principalmente en las áreas que tienen que ver con la optimización de los planes de producción, el aseguramiento de las proyecciones de la producción y la reducción de riesgos en las diversas etapas del proceso minero y metalúrgico.

En la Tabla 2 se presentan en detalle los principales beneficios que la geometalurgia le ofrece al mercado minero.

Tabla 2. Beneficios que ofrece la geometalurgia.

Beneficio	Descripción
Optimización de procesos	La geometalurgia ayuda a predecir y a realizar el pronóstico de la recuperación de minerales y las leyes que se obtendrán antes de que inicie el proceso de explotación y extracción; asimismo, permite reconocer los yacimientos que serán útiles.
Contribuye a reducir el impacto ambiental	Los nuevos modelos geometalúrgicos de Société Générale de Surveillance – SGS, pueden reducir el impacto ambiental negativo de la minería al identificar las áreas dentro de un yacimiento que no son económicamente factibles de procesar, evitando así el desperdicio de recursos naturales y la contaminación.
Aumenta la rentabilidad	Las plantas mineras que aplican la geometalurgia con las últimas innovaciones tecnológicas, han incrementado el recojo del mineral hasta en un 7%. La inversión para implementar una planta tecnológica varía entre los 200 mil y 300 mil dólares, pero el retorno obtenido por la empresa puede llegar a ser de varios millones de dólares.
Reconoce los minerales	La geometalurgia permite identificar los minerales con los que se cuenta para que se lleve a cabo un adecuado proceso de comercialización. Es importante considerar la parte comercial desde el inicio del proceso, ya que lo primero que se debe tener en cuenta antes de cualquier operación es saber qué se va a ofrecer al mercado.

Nota. Adaptado de: Redacción PROACTIVO. (2018). La geometalurgia y sus beneficios para la minería. [En línea].

2.2.2.2. Modelo geometalúrgico

El modelo geometalúrgico constituye una plasmación de la realidad expresada en la consideración de la metalurgia como actividad de negocio; en efecto, este "que es el resultado de la integración de las disciplinas de geología, minería y metalurgia agregaría valor y disminuiría el riesgo del proyecto" (Wright et al., 2014, p.170).

En un programa geometalúrgico, "el objetivo final es desarrollar un diseño operativo más sofisticado, agilizar y optimizar el ciclo minero y maximizar el valor económico de un

cuerpo mineral, mientras se minimizan los riesgos técnicos y operativos" (Michaux y O'Connor, 2020, p. 1, traducción propia). Y es que, si bien es cierto, la geometalurgia es una disciplina que integra geología, minado, metalurgia y experiencia operacional; se puede dar el caso que dichas disciplinas como tal no expliquen totalmente aspectos relacionados con la calidad del concentrado o eventos futuros referidos a producción; y es que, "las variaciones mineralógicas pueden no ser capturadas con suficiente detalle para entender o mitigar impactos negativos en alimentación, recuperación y calidad de concentrado" (Donoso, 2020, p.1).

Además, es importante resaltar que "la elaboración de un modelo de bloques con atributos geometalúrgicos ha sido el objetivo principal de muchas investigaciones y desarrollos en geometalurgia. Algunos de los resultados del Estudio de Mapeo Geometalúrgico podrían incorporarse en un modelo de bloques" (Michaux y O'Connor, 2020, p. 210, traducción propia).

En el contexto acabado de señalar en el párrafo precedente se tiene que, el uso de datos geológicos para la optimización de plantas operativas se ha convertido en una parte importante de la mentalidad del proceso moderno; luego, "el principio subyacente es convertir los datos geológicos espaciales en información metalúrgica para impulsar la producción y la planificación de la mina, el diseño de voladuras, las estrategias de mezcla y la configuración de la planta" (Harbort et al., 2011).

La incertidumbre asociada a la ausencia de información en el ámbito minero depende de la etapa del proyecto y, por otro lado, la adquisición de información consume tiempo, utiliza recursos económicos, y además, requiere procesamiento; en ese respecto, "la solución a la ausencia de información es la utilización de variables "proxy", es decir, datos complementarios que, ciertamente, no tienen gran interés, pero que sirven para obtener una base informativa de mucho mayor interés" (Donoso, 2020, p.1). Ante esta incertidumbre, los modelos geometalúrgicos contribuyen a tener un control preventivo de dichas variaciones.

Para construir un modelo geometalúrgico confiable, es importante que los controles geológicos de las variables primarias utilizadas en la estimación de respuesta metalúrgica estén modelados con precisión. (Wright et al., 2014, p.170).

La implementación de un modelo geometalúrgico se realiza en tres etapas. Dichas etapas se detallan a continuación.

2.2.2.2.1. Caracterización mineralógica piloto

La caracterización mineralógica constituye un proceso de estudio y análisis que, "permite conocer los diferentes minerales que entran a la fase de beneficio" (Ministerio de Minas y Energía de Colombia, 2003, p.26).

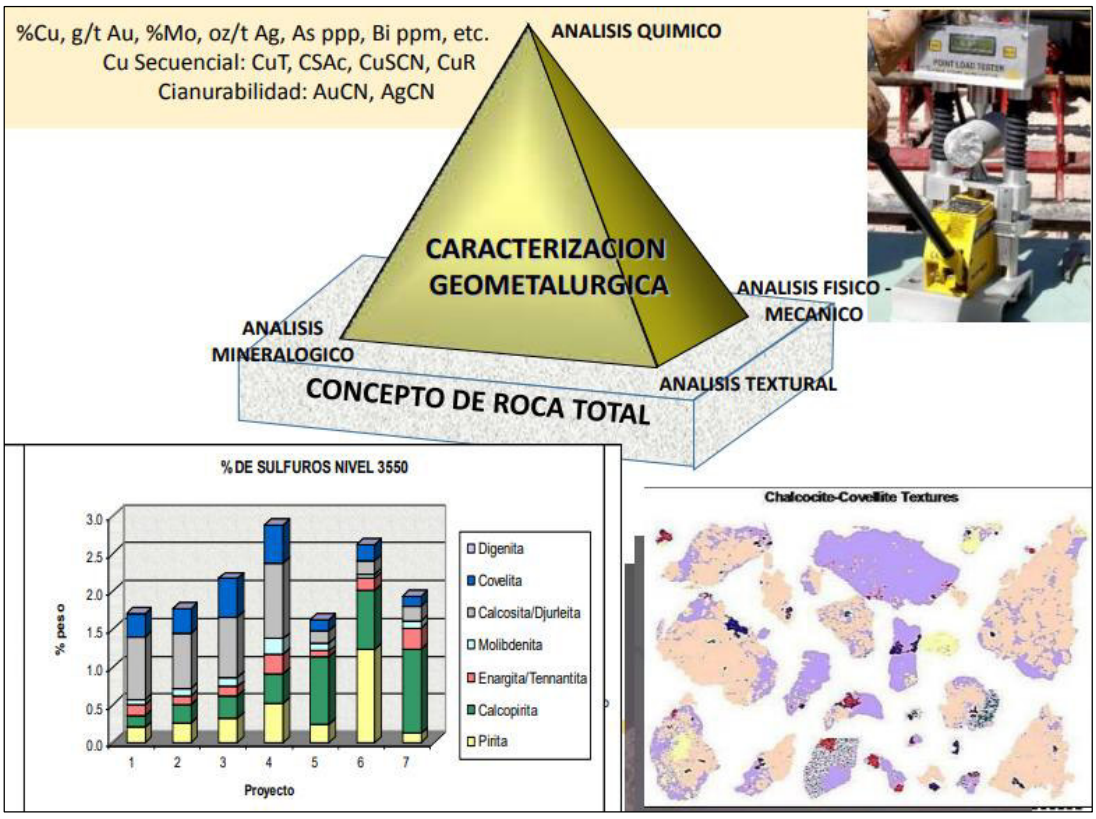
La caracterización mineralógica piloto, constituye la primera aproximación geometalúrgica a los minerales que entran al proceso de concentrado final o proceso metalúrgico final.

En la primera etapa de desarrollo de un modelo geometalúrgico, etapa de caracterización mineralógica piloto, se realizan las siguientes actividades:

- Caracterización geometalúrgica de zonas representativas del yacimiento.
- Identificación de los minerales críticos e indeseables, principalmente desde el punto de vista del tratamiento metalúrgico.
- Determinar la densidad de muestreo óptima (por geoestadística) de los minerales críticos para la implementación del Análisis Mineralógico Secuencial (AMS).

En la Figura 3 se muestra en forma esquemática las actividades realizadas en la etapa de mineralógica piloto.

Figura 3. Caracterización mineralógica piloto.



Nota. Tomado de: Johnston, A. y Canchaya, S. (2016). Geometalurgia en el contexto peruano; diapositiva 18.

2.2.2.2.2. Modelamiento metalúrgico de las variables críticas

Esta etapa del proceso geometalúrgico se desarrolla luego de haber concluido la primera etapa, caracterización mineralógica piloto. En dicha etapa se diseñan y realizan pruebas metalúrgicas para definir el comportamiento de las menas y gangas críticas y su modelamiento.

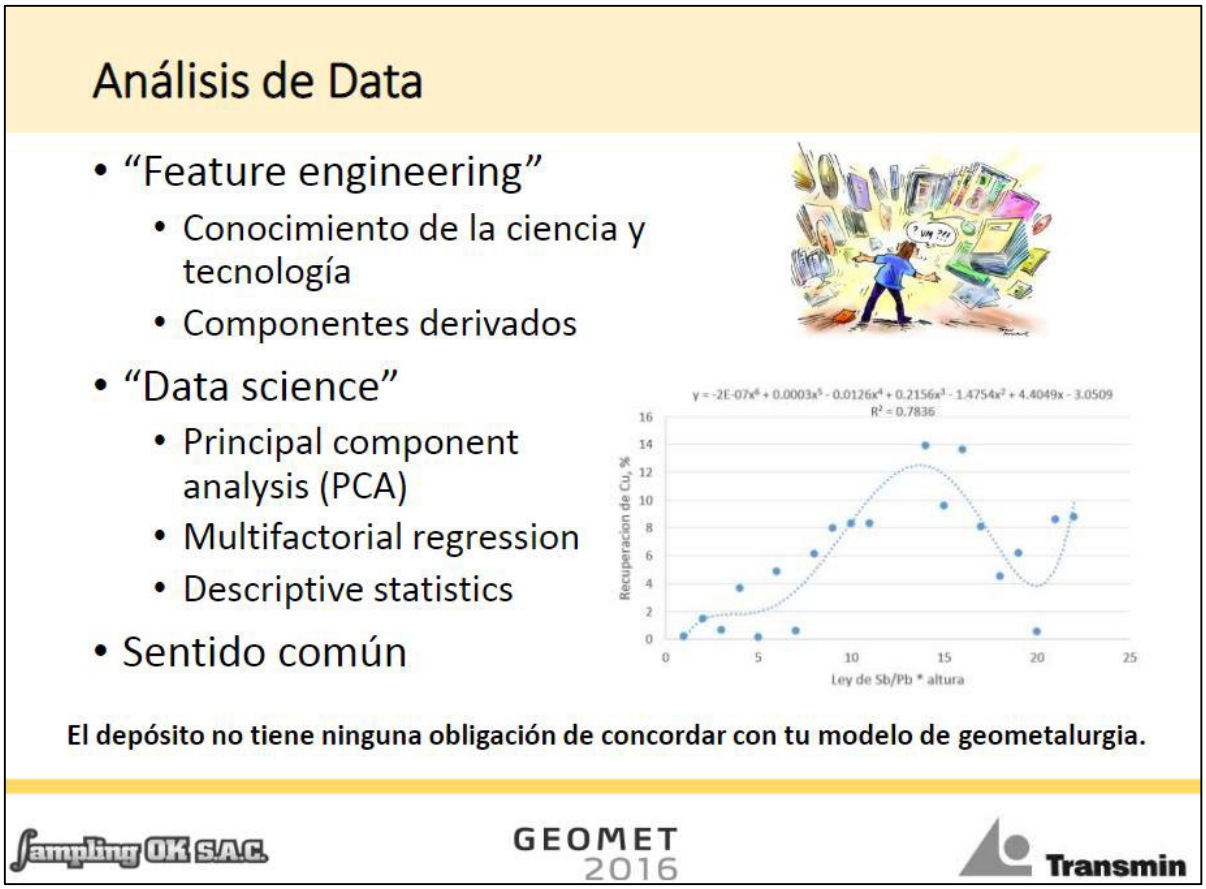
Esta segunda etapa deberá ser realizada por los metalurgistas con muestras compósito, muestra de mineral constituido por más de un componente, escogidas por los geólogos en base a los resultados de la caracterización mineralógica piloto.

En esta etapa se trata de encontrar relaciones entre las variables de entrada X_i (variables mineralógicas) con las de salida Y_i (variables metalúrgicas). Todo ello con la finalidad de establecer una relación expresada por la siguiente ecuación:

$$\boldsymbol{Y_i = f(X_i)}$$

En la Figura 4 se muestra en forma esquemática los requisitos para el análisis de datos válidos para el modelo geometalúrgico.

Figura 4. Requisitos para el análisis de datos.



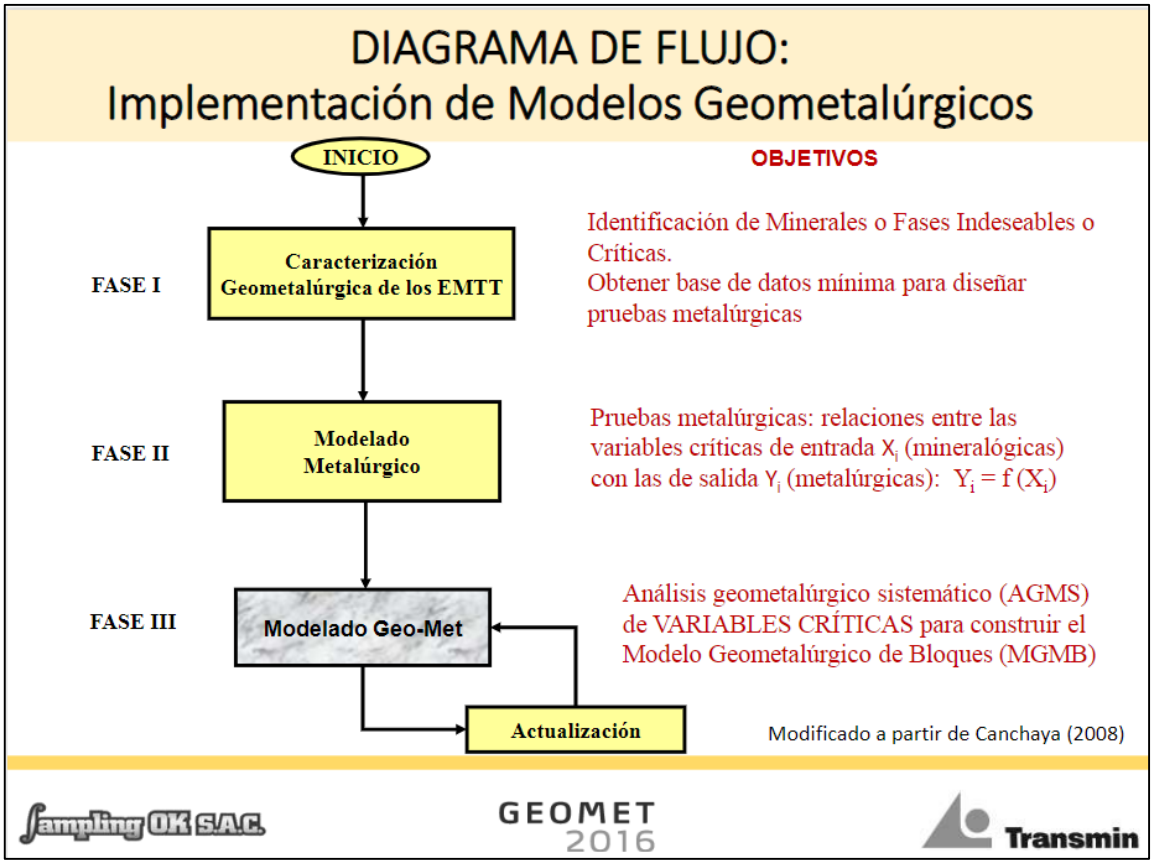
Nota. Tomado de: Johnston, A. y Canchaya, S. (2016). Geometalurgia en el contexto peruano; diapositiva 18.

2.2.2.2.3. Implementación del modelo geometalúrgico

La implementación del modelo geometalúrgico es una etapa de actualización permanente con fines de optimizar el mismo. Para ello, cuando se tengan plenamente identificados y modelados a los minerales críticos o sus combinaciones, se realizará un Análisis Mineralógico Sistemático de los mismos, compósito por compósito, para alimentar estos datos al modelo geológico tradicional (basado en: leyes, alteraciones y litología) para implementar así el Modelo Geometalúrgico.

En la Figura 5 se muestra en forma esquemática la secuencia seguida en la implementación de los modelos geometalúrgicos.

Figura 5. Diagrama de flujo del análisis secuencial para la implementación del modelo geometalúrgico.



Nota. Tomado de: Johnston, A. y Canchaya, S. (2016). Geometalurgia en el contexto peruano; diapositiva 23.

2.2.3. Pronóstico de eventos

El pronóstico de eventos constituye una forma de anticipar la ocurrencia de un evento futuro sustentado en datos del presente. Aunque a veces, los términos pronóstico y predicción suelen usarse indistintamente, hasta a veces como sinónimos, es de destacar que, existen diferencias significativas entre ambas terminologías.

El pronóstico es la estimación de un acontecimiento o evento futuro que, "se obtiene proyectando datos del pasado que se combinan sistemáticamente, o sea que requieren técnicas estadísticas y de la ciencia administrativa" (Paredes, 2001, p.5). Por su parte, la predicción es la estimación de un acontecimiento o evento futuro que, "se basa en consideraciones subjetivas, diferentes a los simples datos provenientes del pasado, las cuales no necesariamente deben combinarse de una manera predeterminada, es decir se basan en la habilidad, experiencia y buen juicio de las personas" (Paredes, 2001, p.5).

En síntesis, aunque el pronóstico y la predicción tienen que ver con la estimación de un acontecimiento o evento futuro, distinguiéndose principalmente en que, el primero se sustenta en datos cuantitativos y el segundo en cualitativos; para efectos de la presente investigación dichos términos serán tomados indistintamente.

2.2.3.1. Análisis de datos orientados al pronóstico de eventos

Existen variadas técnicas para el análisis de datos orientados al pronóstico o predicción de eventos, la elección de una de ellas responde a los propósitos que se persigue. La selección del tipo de análisis de datos a utilizarse está en función del propósito del uso de los resultados del mismo, vale decir, la orientación que se les dará a los resultados obtenidos de dicho análisis, por ejemplo, utilizarlo para el pronóstico de la presencia de un determinado metal en un concentrado de mineral metálico.

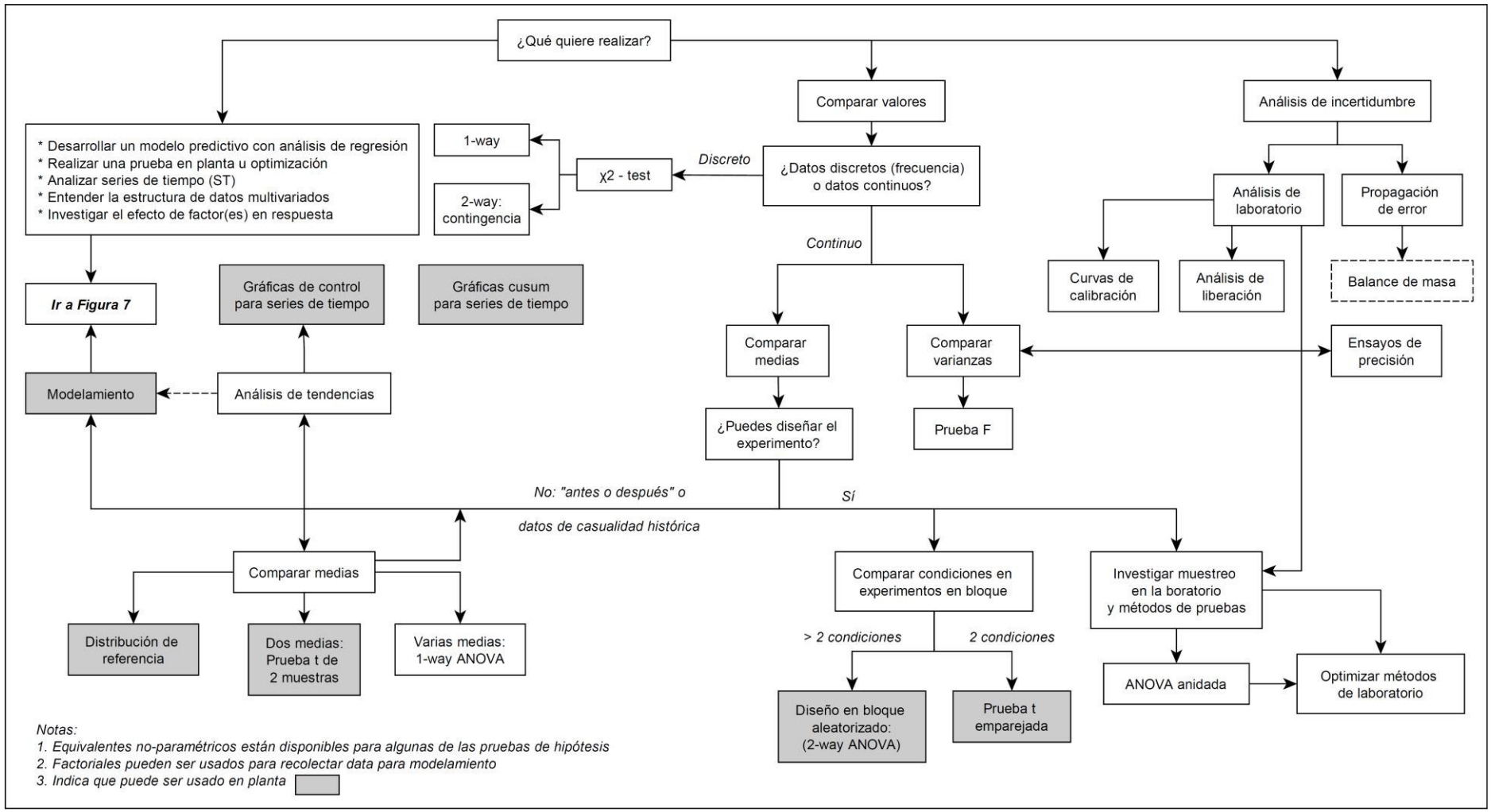
En el análisis de datos con fines de pronóstico o predicción, se tiene que tener en cuenta la características o cualidad de los datos, en ese sentido se diferencian los datos teniendo en cuenta los siguientes grupos de análisis:

- Análisis de datos cuantitativos.
- Análisis de datos cualitativos.

Otro criterio para el análisis de datos con fines de pronóstico o predicción es la cantidad de variables independientes que explican la variable dependiente, en ese sentido se diferencian los datos teniendo en cuenta los siguientes grupos de análisis: Análisis de datos con una sola variable de entrada y análisis de datos con dos o más variables de entrada.

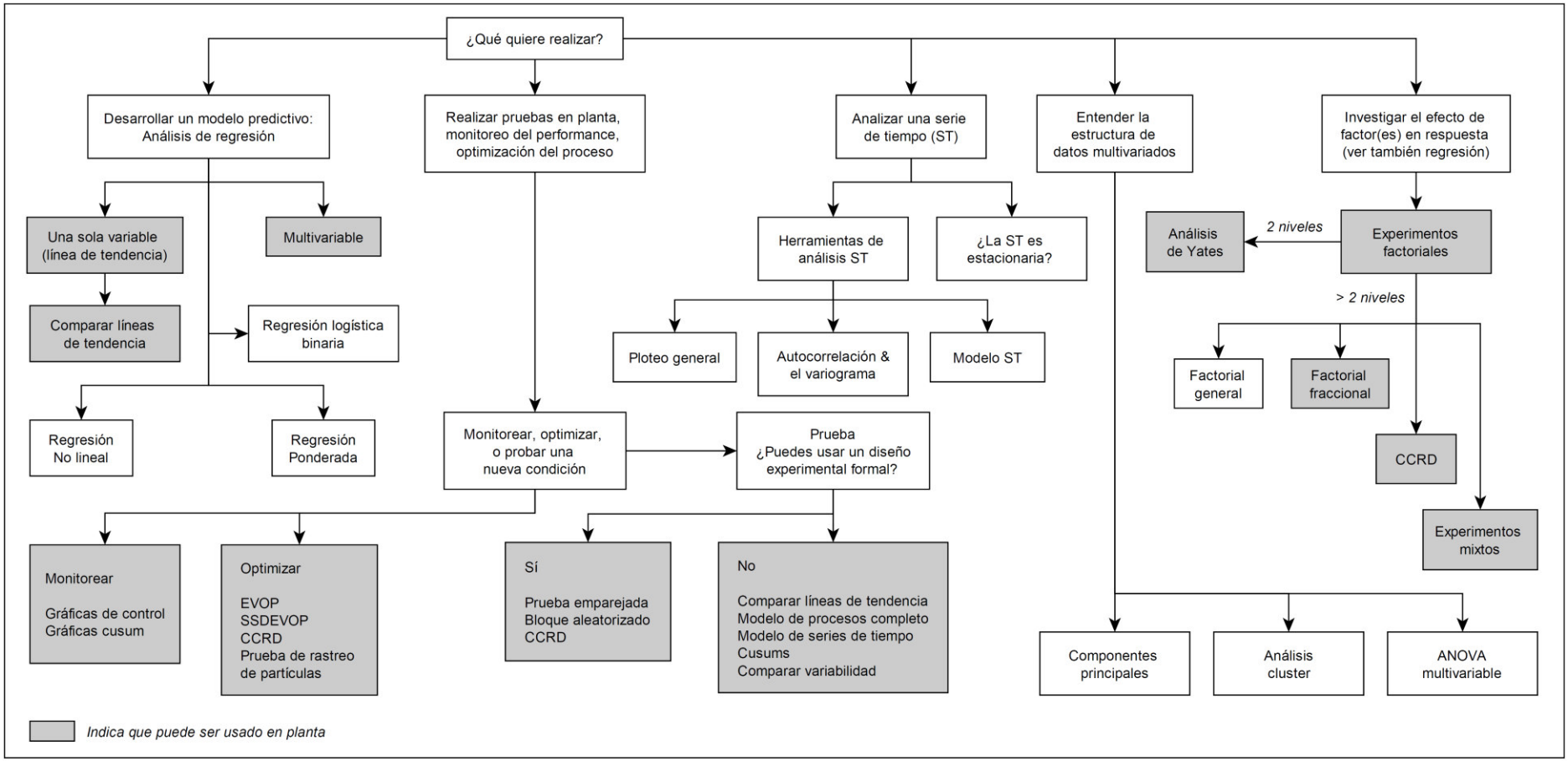
En la Figura 6 y Figura 7 se presenta un diagrama de flujo que permite la elección de un determinado método de análisis estadístico en función de lo que se quiere realizar.

Figura 6. Esquema para elección de un método de análisis estadístico (Parte 1).



Nota. Adaptado de: (Fuente: T.J. Napier-Munn. 2014).

Figura 7. Esquema para elección de un método de análisis estadístico (Parte 2).



Nota. Adaptado de: (Fuente: T.J. Napier-Munn. 2014).

2.2.3.1.1. Análisis multivariante

Podemos definir las técnicas multivariante como, un conjunto de métodos estadísticos que permiten el análisis de forma simultánea de más de dos variables observadas en una investigación comercial. Desde una concepción amplia, podemos definir el Análisis Multivariante como un conjunto de métodos que analizan las relaciones entre un número razonablemente amplio de variables (medidas), tomadas sobre cada elemento de análisis en una o más muestras simultáneamente. El análisis multivariante o análisis multivariable constituyen un conjunto de técnicas estadísticas de amplia aplicación en el mundo científico, especialmente en los estudios de tipo empírico, adquiriendo cada día más importancia en la investigación Comercial y muy especialmente en el tratamiento de las encuestas. A través del análisis multivariante lo que hacemos es combinar todas las variables, eliminando la información redundante y se obtiene una nueva variable que no es observable directamente, que representa un concepto abstracto que se puede medir obteniéndose un valor para cada elemento. (Jiménez, 2004).

2.2.3.1.2. Análisis cluster

El análisis cluster es una técnica analítica para desarrollar subgrupos significativos de individuos u objetos. De forma específica, el objetivo es clasificar una muestra de entidades (personas u objetos) en un número pequeño de grupos mutuamente excluyentes basados en similitudes entre las entidades. En el análisis cluster, a diferencia del análisis discriminante, los grupos no están pre-definidos. Por consiguiente, se usa la técnica para identificar los grupos. Habitualmente, el análisis cluster implica al menos dos etapas. La primera es la medida de alguna forma de similitud o asociación entre las entidades para determinar cuántos grupos existen en realidad en la muestra. La segunda etapa es describir las personas o variables para determinar su composición. Este paso puede llevarse a cabo aplicando el análisis discriminante a los grupos identificados por la técnica cluster.

2.2.3.2. Técnicas de pronóstico de eventos

De la Figura 5 se tiene que, si queremos desarrollar un modelo predictivo, modelo de pronóstico, el análisis de datos debería considerar la técnica de análisis de una sola variable o multivariable, y, basado en ello, mediante el análisis de regresión simple o regresión múltiple, respectivamente; lograr dicho cometido.

Jiménez (2004), al clasificar los métodos explicativos por el número de variables dependientes y las escalas de medida de las variables dependientes e independientes nos encontrábamos que cuando tenemos una sola variable dependiente y todas las mediciones de las diferentes variables están en escala métrica podemos aplicar la técnica denominada regresión.

2.2.3.2.1. Regresión lineal

El análisis de regresión es "una técnica estadística que se puede usar para estimar la relación entre el costo y la producción" (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.287). El análisis de regresión trata de analizar la dependencia de una variable cuantitativa a explicar respecto de una o varias variables explicativas, también cuantitativas. Matemáticamente la regresión la podemos representar como:

$$\boldsymbol{Y_i = f(X_i)}$$

Dónde: Y es la variable dependiente y Xi representa las diferentes variables independientes.

Si solo hay una variable independiente (X) se trata de un modelo de regresión simple. Cuando hay dos o más variables independientes se trata de un modelo de regresión múltiple.

La regresión lineal o simple es una técnica de dependencia simple y sencilla que puede proporcionar al investigador tanto predicción como explicación. Si recordamos el modelo de regresión simple o modelo de regresión lineal de primer orden responde a la siguiente fórmula matemática.

$$\boldsymbol{y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon}$$

Donde:

y = variable dependiente o variable a explicar

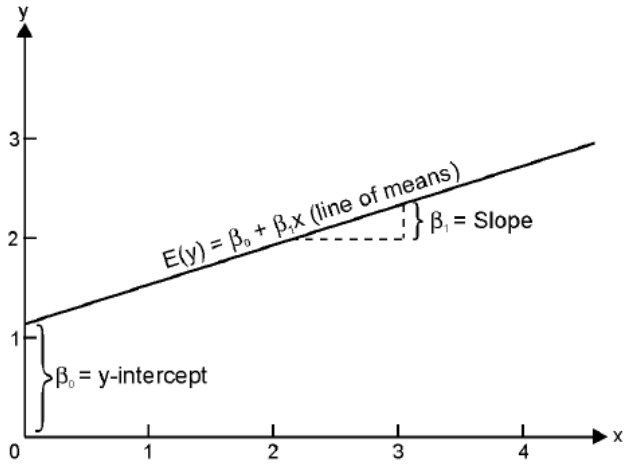
x = variable independiente o variable explicativa

ε (épsilon) = error o perturbación aleatoria

β_0 = Origen de la recta: punto donde la recta corta el eje de ordenadas o eje de la y.

β_1 = Pendiente de la recta o coeficiente de regresión: nos indica en cuanto aumenta (o disminuye) la variable dependiente por cada incremento en 1 unidad de la variable independiente.

Figura 8. Representación gráfica de una regresión lineal.



Nota. Tomado de: (Fuente: Jiménez, E. 2004).

2.2.3.2.2. Predicción con regresión múltiple

El análisis de regresión múltiple es una técnica estadística que puede utilizarse para analizar la relación entre una única variable dependiente (criterio) y varias variables independientes (predictores). El objetivo del análisis de regresión múltiple es usar las variables independientes cuyos valores son conocidos para predecir la única variable criterio seleccionada por el investigador. Cada variable predictora es ponderada, de forma que las ponderaciones indican su contribución relativa a la predicción conjunta. Al calcular las ponderaciones, el procedimiento del análisis de regresión asegura la máxima predicción a partir del conjunto de variables independientes. Estas ponderaciones facilitan, también, la interpretación de la influencia de cada variable en la realización de la predicción, aunque la correlación entre las variables independientes complica el proceso de interpretación. El conjunto de variables independientes ponderadas es conocido también como valor teórico de la regresión, una combinación lineal de las variables independientes que predice mejor la variable criterio. La ecuación de regresión, también denominada el valor teórico de la regresión es el ejemplo de valor teórico más ampliamente reconocido entre todas las técnicas multivariantes.

En todos los casos, tanto si la predicción es o no el objetivo principal, el análisis de regresión debe conseguir niveles aceptables de precisión predictiva para justificar su aplicación. El investigador debe asegurarse de tener en cuenta tanto la significación práctica como la estadística. El objetivo principal de este tipo de análisis es el poder predictivo relativo entre modelos, aunque en cualquier situación la predicción del modelo elegido debe demostrar tanto significación práctica como estadística.

Un propósito fundamental de una regresión múltiple es la predicción de la variable criterio con un conjunto de variables independientes. Al hacerlo, la regresión múltiple cumple uno de dos objetivos. El primer objetivo es maximizar la potencia conjunta de predicción de las variables independientes tal y como se representan en el valor teórico. Esta combinación lineal de variables independientes se construye de tal forma que se convierta en un predictor óptimo de la variable.

La regresión múltiple proporciona un medio objetivo de evaluar el poder predictivo de un conjunto de variables independientes. En aplicaciones centradas en este objetivo, el investigador está principalmente interesado en conseguir la máxima predicción. La regresión múltiple proporciona muchas opciones tanto en la forma como en la especificación de las variables independientes que puedan modificar el valor teórico para aumentar su poder predictivo. Muchas veces la predicción se maximiza a expensas de la interpretación. En otras situaciones, la precisión predictiva es crucial para asegurar la validez del conjunto de variables independientes, teniendo en cuenta la posterior interpretación del valor teórico. Las medidas de precisión predictiva y los test estadísticos se forman en relación con la significación del poder pre-dictivo que pueda obtenerse.

2.2.4. Geometalurgia y predicción de eventos

Un evento futuro es conocer la ley y recuperación de metales nativos en los concentrados de minerales metálicos; luego, si tenemos en cuenta los fines de la geometalurgia como negocio y los grupos de metales comunes según el Consejo Internacional de Minería y Metales (2023), los cuales se encuentran agrupados por sus propiedades o su función; se puede establecer una relación entre metalurgia y la predicción a través de regresión múltiple, que nos permita la predicción de elementos nativos o deseados presentes en los siguientes grupos de minerales metálicos:

- Metales Básicos.
- Metales Preciosos
- Metales Ferrosos.
- Metales No Ferrosos.
- Metales Escasos.

En la presente investigación se considera al primer grupo, metales básicos, ya que, la materia prima referencial es el concentrado de cobre en el cual se busca pronosticar un evento futuro, la ley y recuperación de Cobre, Arsénico y Zinc.

2.2.5. Selección de modelos geometalúrgicos

La selección de modelos es un proceso crítico en la geometalurgia que implica elegir el modelo predictivo más adecuado para describir y anticipar el comportamiento del depósito mineral en base a datos geológicos y metalúrgicos. Un modelo bien seleccionado debe cumplir con varios criterios clave para asegurar su precisión, robustez y aplicabilidad práctica en el contexto de la operación minera. A continuación, se desarrollan los principales criterios de selección de modelos, cada uno de los cuales contribuye a la eficacia y utilidad del modelo en la planificación y gestión de recursos mineros:

2.2.5.1. Correlación

El modelo debe correlacionarse con los datos disponibles (Transmin, 2021), asegurando que las variables seleccionadas muestren una relación significativa con los resultados obtenidos. Esto es crucial para garantizar que las predicciones del modelo reflejen con precisión la realidad observada en los datos.

2.2.5.2. Explicabilidad

Geólogos y metalurgistas deben tener una explicación clara de por qué el modelo funciona (Transmin, 2021). La interpretabilidad del modelo es vital para su aceptación y uso, permitiendo a los profesionales comprender los mecanismos subyacentes y justificar las decisiones basadas en el modelo.

2.2.5.3. Parsimonia

El modelo debe ser lo más simple posible (Transmin, 2021), evitando la complejidad innecesaria. La simplicidad en el modelo facilita su implementación, comprensión y mantenimiento, sin sacrificar la precisión.

2.2.5.4. Contraste

El modelo debe mostrar un contraste claro entre los valores (Transmin, 2021), permitiendo la identificación de patrones y anomalías en los datos. Un buen contraste facilita la detección de diferencias significativas y la toma de decisiones informadas.

2.2.5.5. Proyectabilidad

El modelo debe aplicarse a todos los bloques en el modelo de la mina (Transmin, 2021), garantizando su relevancia y utilidad en el contexto de toda la operación minera. La

capacidad de proyectar el modelo a diferentes bloques asegura su aplicabilidad y utilidad práctica.

2.2.5.6. Utilidad

El modelo debe utilizar características que puedan ser pobladas con confianza en el modelo de bloques (Transmin, 2021), asegurando la calidad y precisión de las predicciones. La selección de características confiables es esencial para la robustez del modelo.

2.2.5.7. Continuidad

El modelo debe mostrar continuidad espacial sobre volúmenes que sean útiles para la planificación minera (Transmin, 2021), permitiendo una mejor previsión y gestión de los recursos. La continuidad espacial es clave para una planificación efectiva y precisa.

2.2.5.8. Significancia

El modelo debe tener significancia estadística (Transmin, 2021), lo que garantiza que las relaciones observadas en los datos no son resultado del azar.

2.2.6. Poka-Yoke en la Geometalurgia

Poka-yoke es un término japonés que significa "a prueba de errores". En el contexto de la geometalurgia, aplicar el principio de poka-yoke ayuda a prevenir errores comunes que suelen afectar los estudios geometalúrgicos, como la falta de información crucial, herramientas inadecuadas para interpretar datos, errores humanos en la manipulación de datos, sesgos en el análisis y mala comunicación dentro del equipo. Estos problemas son exacerbados por expectativas poco realistas sobre las habilidades del "geometalurgista", mala comunicación que resulta en trabajos mal financiados, mal uso de datos existentes por incompatibilidad de formatos, dependencia de opiniones de expertos no comprendidas o respetadas, sabotaje deliberado y mala gestión de datos.

Implementar un enfoque poka-yoke en geometalurgia puede proporcionar varios beneficios clave: menos tiempo en capacitación, reducción del alcance de auditorías independientes, alivio de tareas repetitivas para los profesionales, promoción de una cultura de mejora continua, reducción de la dependencia en habilidades no relacionadas con la geología y la metalurgia, disminución de errores, acción inmediata ante problemas,

control de calidad implícito, prevención de modelos incorrectos y detección de errores en datos geológicos, mineros y metalúrgicos. El software Cancha facilita esta implementación proporcionando un almacenamiento de datos estructurado, herramientas visuales claras, y capacidades de análisis rápido y extenso sin necesidad de programación avanzada (Johnston, 2021).

2.2.7. Mejorar la Confianza en las Muestras Geometalúrgicas

Para mejorar la confianza en las muestras geometalúrgicas, Adam Johnston propone cinco estrategias clave:

2.2.7.1. Identificación de características principales

La identificación conjunta de características principales por parte de geólogos y metalurgistas asegura que se consideren todos los factores que pueden impactar el rendimiento metalúrgico, tales como la composición geoquímica, las características geológicas y las propiedades geotécnicas (Johnston, 2021b).

2.2.7.2. Selección de casos de enfoque

Definir claramente lo que las muestras deben representar, ya sea el depósito completo, las reservas en foso o solo un tipo de mineral específico, garantiza que las muestras seleccionadas sean representativas del material que se evaluará (Johnston, 2021b).

2.2.7.3. Revisión de las muestras

Revisar físicamente las muestras o fotos de cada tipo de roca del depósito ayuda a confirmar que las muestras están correctamente etiquetadas y son representativas (Johnston, 2021b).

2.2.7.4. Cuantificación de la representatividad

Evaluar la representatividad de las muestras asegura que reflejen las características del depósito que se pretende modelar. Esto se puede lograr mediante el uso de curvas percentiles y análisis de histograma para comparar la distribución de características en las muestras con el depósito completo (Johnston, 2021b).

2.2.7.5. Sistematización del nombrado de muestras

Usar un sistema de nombrado claro y sistemático para las muestras evita confusiones y asegura que cada muestra esté adecuadamente documentada y sea fácil de identificar y rastrear (Johnston, 2021b).

2.3. Definición de Términos

Alteración: Se define la alteración como: "Cualquier cambio físico o químico que las rocas y minerales sufren después de su formación. Cambio más gradual y localizado que la metamorfosis" (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.231).

Arsénico: Mineral escaso en la corteza terrestre, se encuentra nativo o combinado con azufre en el oropimente, mineral trisulfuro de arsénico compuesto por arsénico y azufre, y, el rejalgar, sulfuro de arsénico natural raro en forma de granos y cristales bien moldeados entre rojo y anaranjado con brillo. Su color, brillo y densidad son muy semejantes a los del hierro colado, y muchos de sus derivados sirven como plaguicidas o germicidas por su toxicidad; es utilizado en medicina y en las industrias electrónicas y del vidrio. (Portal Minero S.A., 2006, p.380).

Beneficio: El beneficio se define como un "conjunto de procesos físicos, químicos y/o físico químico que se realizan para extraer o concentrar las partes valiosas de un agregado de minerales y/o para purificar, fundir o refinar metales; comprende preparación mecánica, metalúrgica y refinación" (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.237).

Cobre: El cobre (Cu) fue uno de los primeros metales empleados por el hombre por encontrarse en su estado nativo. Actualmente la producción de cobre se obtiene de minerales en forma de sulfuros: Calcopirita (CuFeS2), Chalcocita (Cu2S), Covelita (CuS), y minerales oxidados, como la cuprita (Cu2O), la tenorita (CuO), etc. (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.237).

Concentración: Proceso metalúrgico mediante el cual se elimina la ganga o material estéril obteniéndose el concentrado del mineral respectivo. (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.247).

Concentrado: Producto enriquecido obtenido de las operaciones de concentración de minerales. Un mineral de alta ley, es "obtenido mediante diversos procesos físicos o químicos en plantas especialmente diseñadas para este fin. Las plantas de flotación procesan el mineral extraído de la mina, mediante cribado, chancado, molienda, adición

de reactivos, flotación selectiva, filtrado y secado" (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.248).

Concentradora: Normalmente se usa con el sujeto que es planta, y en ella se realizan los procesos de concentración de minerales. La operación consiste en separar el mineral de la ganga, elevando su contenido metálico. (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.248).

Cianuración o Lixiviación: Proceso químico de extracción de minerales valiosos de las respectivas minas. También indica un proceso natural en el que el agua del suelo disuelve los minerales de las rocas, dejándola con algunos minerales en proporción menor que al comienzo. (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.261).

Ganga: Materias minerales que acompañan a la mena o mineral económico. Normalmente son materiales no metálicos y algunas veces metálicos como en el caso de la pirita que a veces se desecha. Minerales que no presentan interés económico en un yacimiento, aquella parte de una mena que no es económicamente deseable, pero que no puede ser desechada en minería. Ella es separada de los minerales de mena durante los procesos de concentración. Este concepto se opone al de mena. Es el material estéril o inútil que acompaña al mineral que se explota. En algunos casos estos minerales pueden llegar a ser económicamente explotables (al conocerse alguna aplicación nueva para los mismos) y, por lo tanto, dejarían de ser ganga. (Ministerio de Minas y Energía de Colombia, 2003).

Ley: Es el parámetro que expresa la calidad de un mineral, un concentrado, o cualquier producto que contenga especies metálicas. Normalmente la ley se expresa en porcentajes cuando' se trata de metales básicos Onzas por tonelada corta (oz./TC) u onzas por tonelada métrica (oz./TM) o gr./TM cuando se trata de oro, plata u otro metal precioso. (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.260).

Metal base o básico: Cualquiera de los metales no preciosos (cobre, plomo, zinc, níquel y otros). (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.263).

Metal nativo: Metal que se presenta en forma pura en la naturaleza. (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.263).

Metal refractario: Mineral que resiste a la acción de agentes químicos en los procesos de tratamiento normal, que puede requerir disolución a presión u otros medios para recuperar totalmente los minerales preciosos. . (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.263).

Metales refinados: Son metales completamente puros que han pasado por todo el proceso de refinación. (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.263).

Mena: Se denomina así a toda acumulación de mineral con contenido valioso recuperable por algún proceso metalúrgico. (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.263).

Mineral metálico: Mezcla de minerales y ganga de la cual es posible extraer y vender con ganancia al menos uno de los metales contenidos en él. (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.265).

Modelo geometalúrgico: Un modelo geometalúrgico es una herramienta de evaluación técnico-económica, cuyo valor radica en integrar en un modelo matemático las tres disciplinas básicas del negocio minero: geología, metalurgia y minería. Este modelo matemático permite encontrar de manera objetiva el plan que maximiza la producción en un periodo definido previamente, y que puede ser aplicado tanto a una operación existente como a un nuevo proyecto. (Alruiz, 2013).

Muestra: Porción de material tomado de una gran cantidad, con el propósito de estimar sus propiedades o su composición mediante análisis de laboratorio. (Ministerio de Minas y Energía de Colombia, 2003).

Planificación geometalúrgica: La planificación geometalúrgica no es de exclusiva aplicación durante la exploración de nuevos yacimientos de minerales. Durante la etapa de explotación de yacimientos en operación, se aplica la planificación geometalúrgica, pero con objetivos distintos. El modelo de planificación geometalúrgica para yacimientos en explotación considera que las pruebas mineralúrgicas sean ejecutadas con suficiente anticipación, es decir antes que el mineral ingrese a la planta de tratamiento, de manera que la caracterización de cada muestra incluya aspectos como: definir la moliendabilidad del mineral (incluye determinación del work index), flotabilidad del mineral, rendimiento a la disolución con solventes, consumo de reactivos en el proceso, etc. (Marchese, 2017).

Planta Concentradora: Una planta concentradora es una unidad metalúrgica constituida por una serie de equipos y maquinas instaladas de acuerdo con un Lay Out o diagrama de flujo, donde la mena es alimentada y procesada hasta obtener uno o más productos valiosos denominados concentrados y un producto no valioso denominado relave. Los minerales no sufren ningún cambio químico. (Procesamiento de minerales, 2012)

Poblamiento del modelo de bloques: Consiste en llevar las variables metalúrgicas de interés a un modelo de bloques (conminución, recuperación primaria de Cu, recuperación en peso, consumo de ácido, leyes de concentrado, velocidad de sedimentación, reología, información de mineralogía de mena y ganga), para así convertir los datos en información geometalúrgica. (Empírica Consultores, 2020)

Pórfido: Roca ígnea que contiene cristales relativamente grandes y vistosos que se llaman fenocristales y están depositados en una matriz de granulometría fina. (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.271).

Recuperación metalúrgica: Recuperación (industria minera): Relación entre el peso del componente útil en el concentrado de mineral y el del mismo componente en el alimento de la misma operación unitaria. Generalmente se expresa en porcentaje y en ocasiones sirve como indicativo del rendimiento de una operación de preparación de minerales. (Ministerio de Minas y Energía de Colombia, 2003).

Variable crítica: Se considera como variable crítica a cualquier variable implicada en el proceso, que encontrándose en condiciones anormales por tiempo prolongado puede causar un descontrol en el proceso completo de una planta, influyendo directamente en la producción y calidad de los productos obtenidos. (Leal, 2009)

Zinc: Zinc comercial: El zinc del comercio, más o menos impuro, extraído del metal fundido en placas o lingotes. (Estudios Mineros del Perú S.A.C., s.f., p.286).

CAPÍTULO III: HIPÓTESIS Y VARIABLES

3.1. Hipótesis

3.1.1. Hipótesis general

- **Hipótesis General:** La aplicación de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico permite mejorar la estimación de la recuperación de cobre y de las leyes de cobre, arsénico y zinc presentes en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho, a partir de la integración de información geológica, metalúrgica y de producción.

3.1.2. Hipótesis específicas

- **Hipótesis 1:** La identificación y consolidación de los datos geológicos, metalúrgicos y de producción relevantes son importantes para el desarrollo de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico en la Unidad Minera Toromocho.
- **Hipótesis 2:** El desarrollo de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico permite estimar de manera confiable la recuperación de cobre en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho.
- **Hipótesis 3:** El desarrollo de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico permite estimar de manera confiable la ley de cobre en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho.
- **Hipótesis 4:** El desarrollo de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico permite estimar de manera confiable la ley de arsénico en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho.
- **Hipótesis 5:** El desarrollo de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico permite estimar de manera confiable la ley de zinc en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho.

3.2. Variables

Las variables relacionadas entre sí, obtenidas como resultado de operacionalizar las hipótesis, son las siguientes:

Variable Independiente: Modelos predictivos con enfoque geometalúrgico, que se define como el conjunto de modelos estadísticos desarrollados a partir de la integración de información geológica, metalúrgica y de producción, orientados a representar la variabilidad del mineral y su respuesta metalúrgica. Estos modelos incorporan variables críticas del yacimiento y del proceso, permitiendo estimar indicadores metalúrgicos relevantes del concentrado final.

Las dimensiones e indicadores que conforman la estructura de la Variable Independiente (Variable X), son las siguientes:

- Modelo para estimar la recuperación de Cu (r^2, Res. Abs., Error, Res. Rel., N° variables)
- Modelo para estimar la ley de Cu en el concentrado de cobre final (r^2, Res. Abs., Error, Res. Rel., N° variables)
- Modelo para estimar la ley de As en el concentrado de cobre final (r^2, Res. Abs., Error, Res. Rel., N° variables)
- Modelo para estimar la ley de Zn en el concentrado de cobre final (r^2, Res. Abs., Error, Res. Rel., N° variables)

Variable Dependiente: Estimación de cobre, arsénico y zinc presentes en el concentrado de cobre final obtenido, que se define como el conjunto de valores estimados correspondientes a la recuperación de cobre y a las leyes de cobre, arsénico y zinc en el concentrado final, obtenidos mediante la aplicación de los modelos predictivos en enfoque geometalúrgico y evaluados a partir de indicadores estadísticos de desempeño,

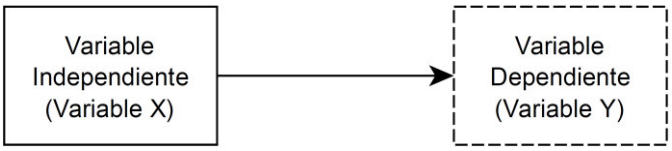
Las dimensiones e indicadores de la Variable Dependiente (Variable Y), son las siguientes:

- Parámetros críticos para la estimación de recuperación de Cu (Zn/Cu, MgO, Ratox)
- Parámetro crítico para la estimación de la ley de Cu en el concentrado de cobre final (Zn/Cu, MgO, Ratox)
- Parámetro crítico para estimar la ley de As en el concentrado de cobre final (As/Cu)
- Parámetro crítico para la estimación de la ley de Zn en el concentrado de cobre final (Cu/Zn)

En forma general, la relación entre la variable independiente y la variable dependiente se establece a través del uso de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico, los cuales permiten transformar información geológica, metalúrgica y operativa en estimaciones

cuantitativas de recuperación y ley de los elementos de interés en el concentrado final de cobre. Dicho lo anterior todo queda establecido en los términos que se esquematizan en la Figura 9 .

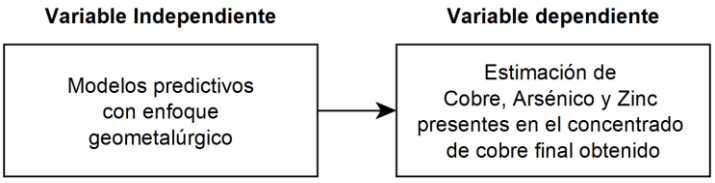
Figura 9. Representación general de la relación de variables.



La denominación de las variables como independiente y dependiente no es estrictamente en términos de dependencia matemática funcional o relacional, sino, en términos tales que, la estructuración de la denominada variable dependiente se sustenta en las características que poseen los datos de la variable independiente, tomando en cuenta las características de los datos mas no necesariamente los valores numéricos de los mismos.

En forma más específica y en términos de la propuesta a generarse como resultado de ejecutar la presente investigación, la relación entre las variables independiente y dependiente quedará establecida en los términos que se esquematizan en la Figura 10.

Figura 10. Representación especifica de la relación entre la variable independiente y dependiente.



3.3. Operacionalización de Variables

Los parámetros de medición de las variables extraídos a través del desdoblamiento de la variable en sub-variables o dimensiones y estas últimas en indicadores aglutinados convenientemente, son presentados en la Tabla 3.

Tabla 3. Operacionalización de variables

Variable	Definición Operacional	Dimensión	Indicadores	Escala
Variable Independiente: Modelos Predictivos con Enfoque Geometalúrgico	Conjunto de modelos matemáticos y estadísticos construidos, utilizados para predecir la recuperación y las leyes de Cu, As y Zn en el concentrado final de cobre, evaluados mediante indicadores de desempeño cuantitativo.	Modelo para estimar la recuperación de Cu	•r2 •Res. Abs. •Error •Res. Rel. •N° variables	•Cuantitativa
		Modelo para estimar la ley de Cu en el concentrado de cobre final		•Cuantitativa
		Modelo para estimar la ley de As en el concentrado de cobre final		•Cuantitativa
		Modelo para estimar la ley de Zn en el concentrado de cobre final		•Cuantitativa
Variable Dependiente: Estimación de Cobre, Arsénico y Zinc presentes en el Concentrado de Cobre Final obtenido	Resultado cuantitativo de la estimación de la recuperación de cobre y de las leyes de cobre, arsénico y zinc en el concentrado final, expresado mediante parámetros críticos derivados del proceso de concentración.	Parámetros críticos para la estimación de recuperación de Cu	•Zn/Cu •MgO •Ratox	•Cuantitativa
		Parámetro crítico para la estimación de la ley de Cu en el concentrado de cobre final	•Zn/Cu •MgO •Ratox	•Cuantitativa
		Parámetro crítico para estimar la ley de As en el concentrado de cobre final	•As/Cu	•Cuantitativa
		Parámetro crítico para la estimación de la ley de Zn en el concentrado de cobre final	•Cu/Zn	•Cuantitativa

CAPÍTULO IV: MATERIALES Y MÉTODOS

4.1. Área de Estudio

El contexto espacial a la cual se circunscribe el desarrollo de la presente investigación es la Unidad Minera Toromocho - UM Toromocho; proyecto minero en explotación localizado en el distrito de Morococha, provincia de Yauli, departamento de Junín, y, operada por MCP.

4.2. Diseño de Investigación

Según la tipificación propuesta por Hernández et al. (2016), la presente investigación se ajusta a los lineamientos que la configuran como una investigación del tipo mixta con alcances explicativos, esto en el sentido que, en el desarrollo de la misma, se considerará tanto el enfoque cuantitativo como el cualitativo. Prosiguiendo con los mismos autores se tiene que, el diseño al que se ajusta la presente investigación es el PRE Experimental, esto en el sentido que, la propuesta de generar un modelo predictivo no será implementado en un escenario real, sino en un escenario probable basado en información histórica y deducciones provenientes de dicha data histórica.

4.3. Población y Muestra

4.3.1. Población

La población de estudio está conformada por el conjunto de registros diarios correspondientes a las características del mineral de cabeza y del concentrado de cobre produciendo en la Unidad Minera Toromocho, desde el inicio de sus operaciones en el año 2014 hacia diciembre de 2024. Estos registros incluyen información geológica, metalúrgica y de producción generada de manera sistemática por las áreas operativas de la unidad minera y constituyen la base de datos históricas disponible para el análisis del comportamiento metalúrgico del yacimiento.

4.3.2. Muestra

La muestra se seleccionó mediante un muestreo no probabilístico de tipo intencional, basado en criterios metalúrgicos y en la disponibilidad y calidad de la información. Bajo este enfoque, se consideraron 1,827 registros diarios correspondientes a días de operación normal de los años 2020 a 2024.

Se excluyeron de la muestra aquellos días asociados a condiciones de producción no normal, tales como paradas programadas o no programadas, pruebas metalúrgicas especiales, arranques y detenciones de planta, así como eventos operativos atípicos que pudieran introducir sesgos en el desarrollo y validación de los modelos predictivos. Esta selección permitió asegurar la representatividad de las condiciones operativas habituales de la Unidad Minera Toromocho y la consistencia de los datos utilizados para el análisis estadístico y la generación de los modelos predictivos.

4.4. Procedimiento, Técnicas e Instrumentos de Recolección de Información

4.4.1. Técnicas

Las técnicas utilizadas para la recolección de datos serán el análisis documental de los reportes de producción de Cu, As y Zn de la UM Toromocho; y, la técnica de análisis de contenido del procedimiento de diseño geometalúrgico a seguir, el cual comprende las siguientes etapas: Análisis de parámetros geológicos, revisión de estudios metalúrgicos, modelamiento con enfoque geometalúrgico, generación de modelo de bloques geometalúrgico y la comparación de modelos.

4.4.2. Instrumentos

Los instrumentos utilizados serán los concordantes con cada una de las técnicas antes señaladas, así tenemos, la ficha de análisis documentario y la guía para el análisis de contenido para la técnica de análisis de contenido. El instrumento a utilizarse para recolectar la información referida a la variable independiente, información histórica diaria disponible de producción, así como también data de geología y planeamiento mina; se presenta en anexos, ver: «Anexo 2. Instrumento para la Recolección de Información».

4.4.3. Procedimientos

En la segunda fase del proceso de investigación, etapa de ejecución de la investigación, se considerarán las etapas que se señalan a continuación.

4.4.3.1. Procesamiento de la información

La información correspondiente a la variable independiente se recogerá mediante el uso de la ficha de cotejo, para tal efecto, se registrará la producción diaria de Cu, As y Zn de la Planta

Procesadora de la UM Toromocho. Luego de realizado la recolección de la información se realizará el procesamiento de la misma que consistirá en ordenar la información recogida en términos de los indicadores de cada variable y en relación a los objetivos de la investigación y a la hipótesis de trabajo; en ese sentido, se asumirá como precepto el planteamiento siguiente: "Los indicadores servirán como referentes para la estructuración de los instrumentos de investigación" (Torres, 2018, p.254).

4.4.3.2. Análisis de datos e interpretación de resultados

Para efectos del análisis e interpretación de resultados, se tendrá en cuenta el siguiente precepto: "El análisis de la información documental, debe estar orientada a probar la hipótesis. En cambio, la interpretación como proceso mental-sensorial da un significado más general a los referentes empíricos investigados, relacionándolos con los conocimientos considerados en el planteamiento del problema y en el marco teórico y conceptual de referencia" (Torres, 2018, p.279).

4.5. Análisis Estadístico

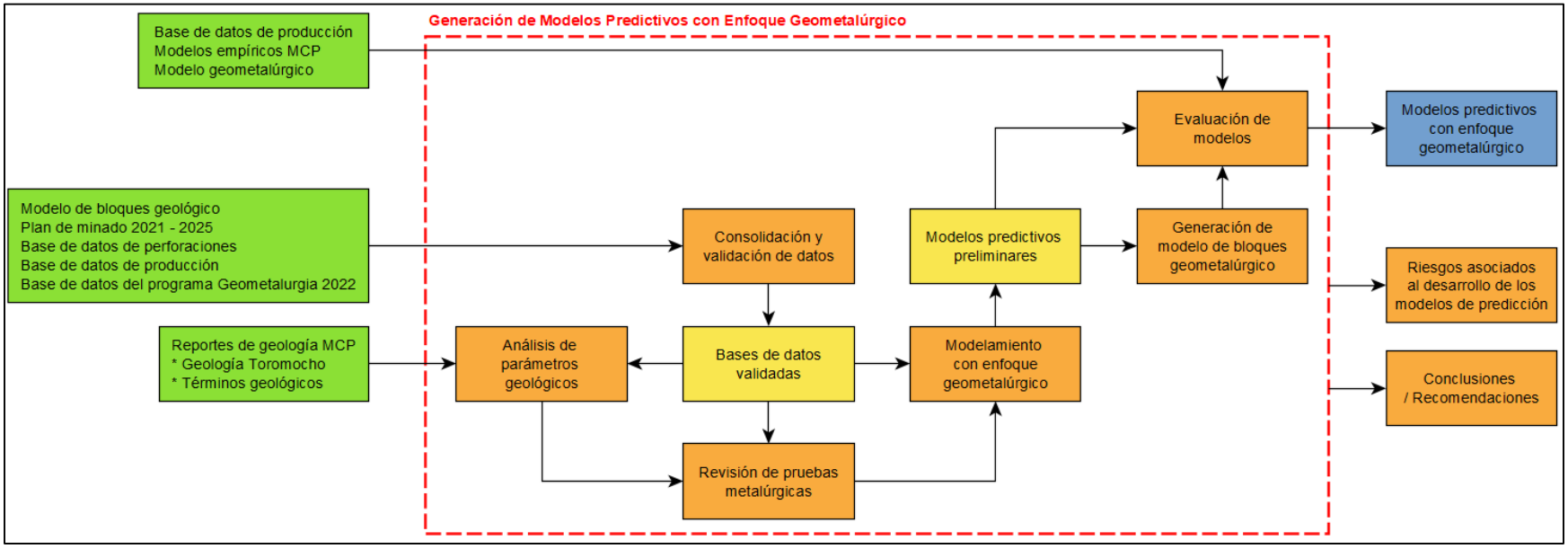
En la etapa de análisis de datos, principalmente la información referida a la variable independiente previamente procesada, se hará uso de la estadística descriptiva; por su parte, para fines de interpretar los resultados, principalmente la información que explica la variable dependiente, se hará uso de la estadística inferencial.

CAPÍTULO V: RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.1. Resultados

En el presente capítulo se exponen los resultados obtenidos a lo largo de la investigación, organizados de acuerdo con las etapas metodológicas del estudio, los cuales están organizados en diferentes secciones que reflejan las principales fases del estudio esquematizados en la Figura 11.

Figura 11. Etapas de desarrollo del estudio.



Nota. Fuente: Elaboración propia.

5.1.1. Consolidación y validación de datos

La consolidación y validación de datos constituyó una etapa fundamental para el desarrollo de los modelos predictivos con enfoque geometalúrgico. En esta fase se integró información proveniente de geología, planeamiento de mina y metalurgia, con el objetivo de construir bases de datos consistentes, trazables y aptas para el análisis estadístico posterior.

Debido a los acuerdos de confidencialidad establecidos con la empresa operadora, no se muestran las estadísticas descriptivas de los principales parámetros, lo que permite evaluar su representatividad y calidad. La información recopilada, así como su aplicación en las distintas etapas del estudio se resume en la Tabla 4.

Tabla 4. Información requerida para consolidación de datos

Sección	Etapa de estudio en donde se utilizará la información	Información requerida	Extensión del archivo
5.2	**Análisis de parámetros geológicos**	Base de datos de perforaciones (sondajes): Collar, survey, análisis geoquímicos, litologías, alteraciones, mineralizaciones, rqd, etc.	.xlsx, .csv
		Estudios de geológicos del yacimiento	.pdf
		Modelo de bloques geológico	.csv
		Plan de minado (2021-2025)	.csv
5.3	**Revisión de pruebas metalúrgicas**	Origen de muestras: Sondaje ID, from, to	.csv
		Pruebas de flotación	.xlsx
		Diagramas de flujo	.pdf
5.4	**Modelamiento con enfoque geometalúrgico**	Data histórica de producción (enero 2020 – septiembre 2024)	.xlsx
5.5	**Generación de modelo de bloques geometalúrgico**	Modelo de bloques geológico	.csv
5.6	**Evaluación de modelos**	Modelo de bloques geológico	.csv
		Data histórica de producción (enero 2020 – septiembre 2024)	.xlsx

Nota. Elaboración propia.

5.1.1.1. Modelo de bloques geológico

El modelo de bloques geológico empleado corresponde al modelo Golder 2019, el cual incluye información espacial, geológica y geoquímica relevante para el yacimiento. Este modelo incorpora variables como coordenadas, litología, alteración, zonas mineralizadas y leyes de los principales elementos de interés. La distribución estadística de dichos elementos se presenta en la Tabla 5, evidenciando la variabilidad inherente del depósito.

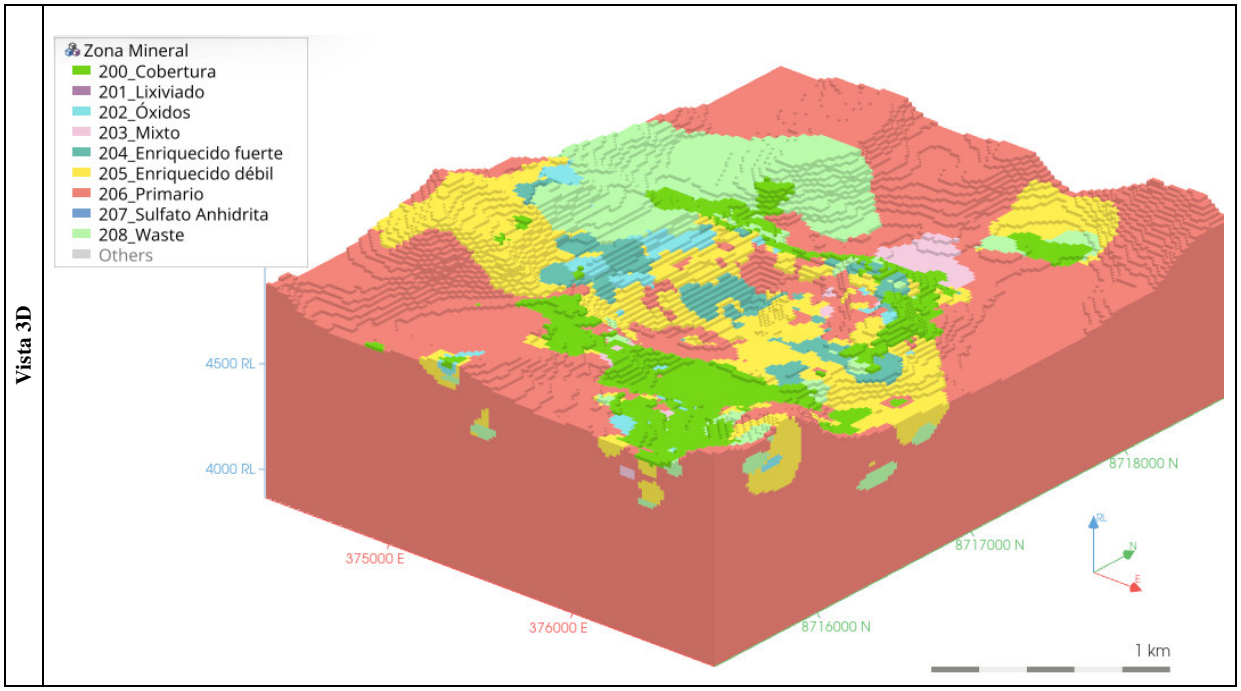
Tabla 5. Modelo de bloques. Estadísticas

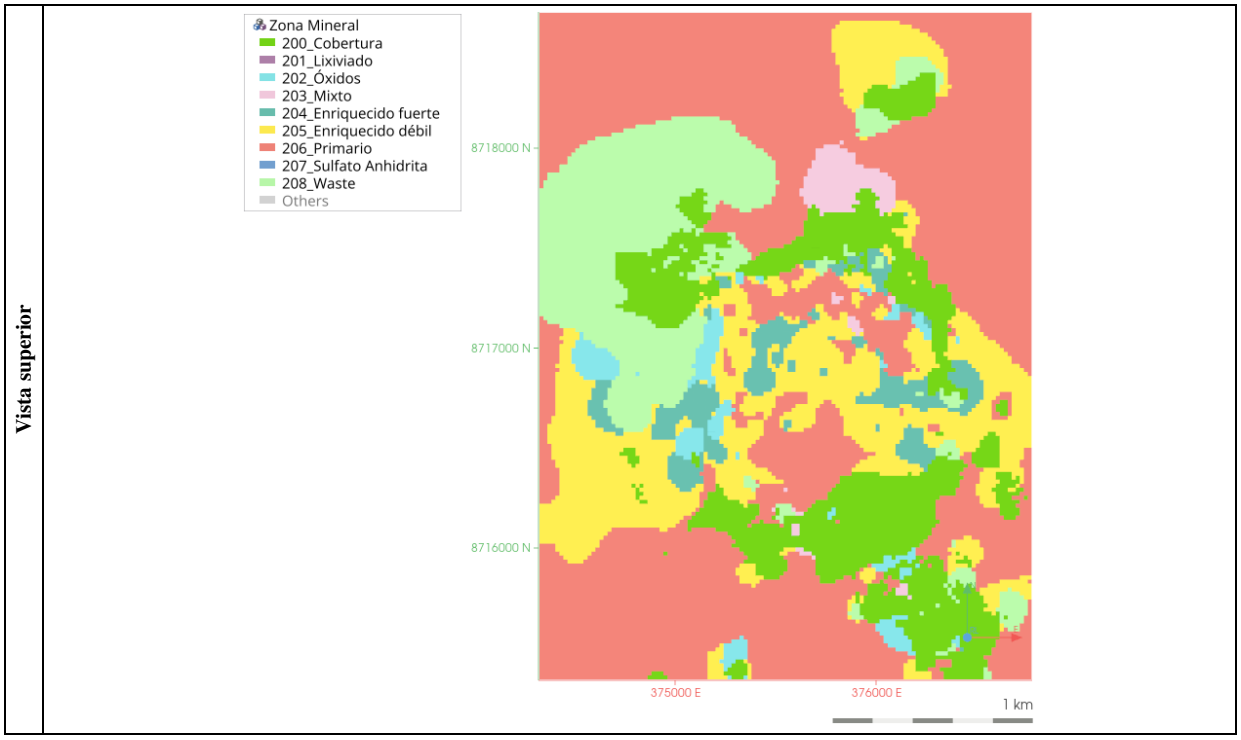
Componentes	Cu	As	Zn	Fe	F	Mo	Ratox	MgO	CuAS	CuCN	Talco
Unidad	**%**	**%**	**%**	**%**	**ppm**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**
Cantidad de bloques	1,123,383	1,123,383	1,123,383	1,123,383	1,123,383	1,123,383	1,123,383	1,123,383	1,123,383	1,123,383	1,123,383
Mínimo	0.0010	0.0010	0.0010	0.0050	10.0	0.000851	0.32	0.0080	0.000371	0.000184	0.000004
Máximo	3.88	1.11	8.60	45.6	6,350	0.23	100	29.9	0.49	2.17	33.5
Media	0.096	0.0063	0.056	2.25	521	0.0045	67.5	2.16	0.0078	0.015	0.34
Desviación estándar	0.18	0.013	0.17	4.22	775	0.0093	44.0	4.44	0.017	0.036	1.33
Percentil 0	0.0010	0.0010	0.0010	0.0050	10.0	0.000851	0.32	0.0080	0.000371	0.000184	0.000004
Percentil 1	0.0010	0.0010	0.0010	0.0050	10.0	0.0010	2.04	0.0080	0.0010	0.0010	0.0005

Componentes	Cu	As	Zn	Fe	F	Mo	Ratox	MgO	CuAS	CuCN	Talco
Unidad	%	%	%	%	ppm	%	%	%	%	%	%
Percentil 5	0.0010	0.0010	0.0010	0.0050	10.0	0.0010	3.04	0.0080	0.0010	0.0010	0.0005
Percentil 10	0.0010	0.0010	0.0010	0.0050	10.0	0.0010	3.99	0.0080	0.0010	0.0010	0.0005
Percentil 25	0.0010	0.0010	0.0010	0.0050	10.0	0.0010	8.90	0.0080	0.0010	0.0010	0.0005
Percentil 50	0.0010	0.0010	0.0010	0.0050	10.0	0.0010	100	0.0080	0.0010	0.0010	0.0005
Percentil 75	0.13	0.0096	0.047	3.30	1,105	0.0028	100	1.71	0.0070	0.015	0.062
Percentil 80	0.22	0.012	0.066	4.20	1,313	0.0045	100	2.47	0.011	0.025	0.18
Percentil 85	0.27	0.014	0.092	5.37	1,496	0.0072	100	4.67	0.016	0.034	0.30
Percentil 90	0.33	0.017	0.13	7.19	1,687	0.011	100	8.87	0.022	0.045	0.54
Percentil 95	0.46	0.025	0.24	10.8	2,034	0.027	100	13.8	0.036	0.070	1.55
Percentil 99	0.75	0.052	0.86	20.2	2,792	0.048	100	18.6	0.079	0.16	7.39
Percentil 100	3.88	1.11	8.60	45.6	6,350	0.23	100	29.9	0.49	2.17	33.5

Nota. Elaboración propia.

Figura 12. Modelo de bloques. Zonas mineralizadas.



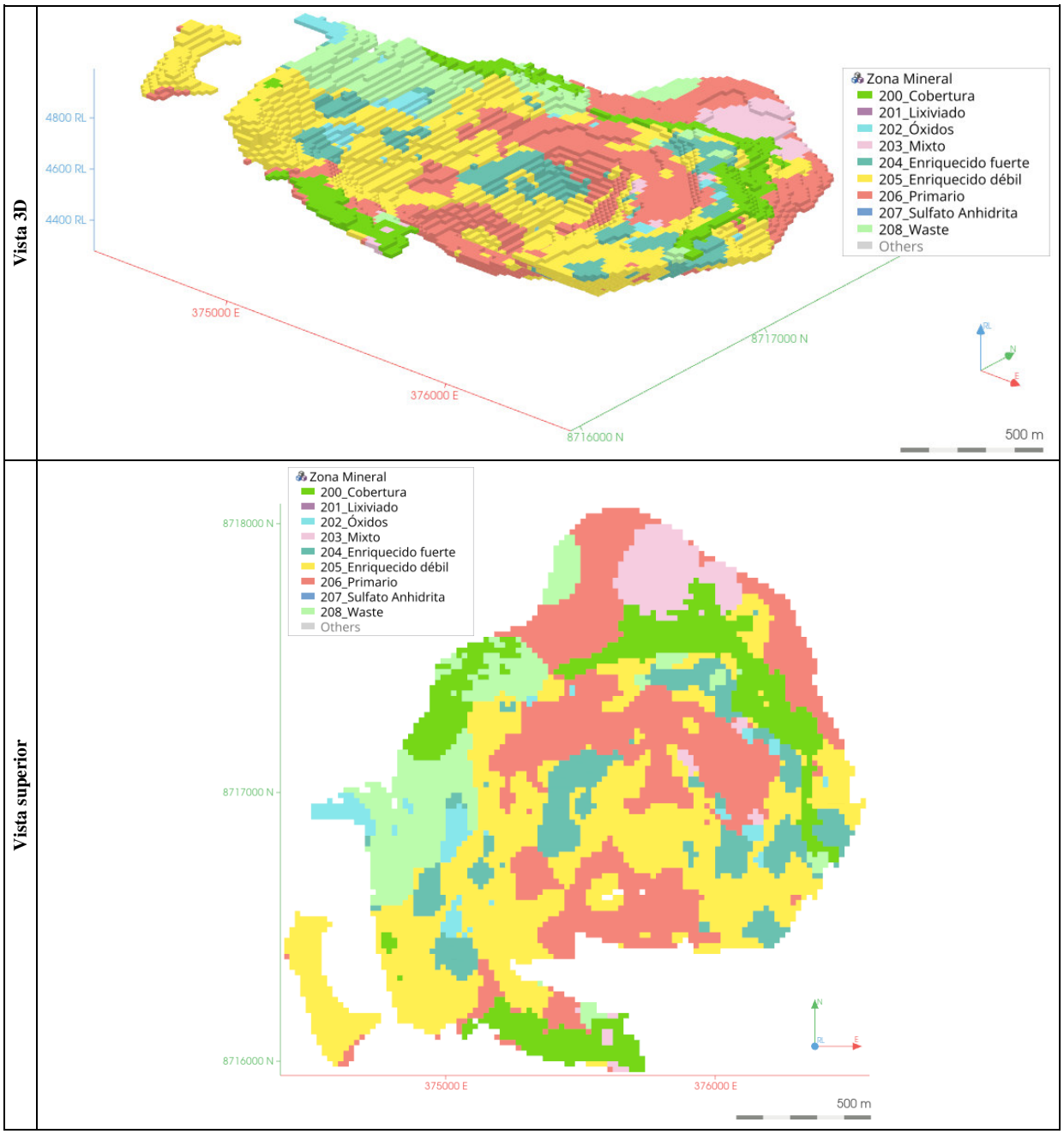


Nota. Elaboración propia.

5.1.1.2. Plan de minado 2021-2025

El plan de minado utilizado comprende el período 2021 – 2025, mostrado en la figura 13, proporciona la base para la evaluación de los modelos en escenarios productivos reales. Las estadísticas asociadas al plan de muestran en la Tabla 6, permitiendo relacionar la planificación operativa con los resultados obtenidos en los modelos predictivos

Figura 13. Plan de minado 2021 – 2025. Zonas mineralizadas



Nota. Elaboración propia.

La Tabla 6 presenta la distribución estadística de elementos principales en el plan de minado cuyo contenido sea mayor o igual a cero respecto a cada elemento.

Tabla 6. Plan de minado 2021 – 2025. Estadísticas

Componentes	**Cu**	**As**	**Zn**	**Fe**	**F**	**Mo**	**Ratox**	**MgO**	**CuAS**	**CuCN**	**Talco**
Unidad	**%**	**%**	**%**	**%**	**ppm**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**
Cantidad de bloques	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729
Mínimo	0.0010	0.0010	0.0010	0.0050	10.0	0.000851	0.45	0.0080	0.0005	0.000218	0.000071

Componentes	Cu	As	Zn	Fe	F	Mo	Ratox	MgO	CuAS	CuCN	Talco
Unidad	%	%	%	%	ppm	%	%	%	%	%	%
Máximo	3.19	0.77	3.13	44.0	5,271	0.19	100	26.6	0.44	1.10	33.5
Media	0.39	0.018	0.18	7.18	1,524	0.010	12.3	7.62	0.034	0.081	2.24
Desviación estándar	0.26	0.024	0.28	5.34	763	0.012	16.2	6.37	0.036	0.090	3.21
Percentil 0	0.0010	0.0010	0.0010	0.0050	10.0	0.000851	0.45	0.0080	0.0005	0.000218	0.000071
Percentil 1	0.0010	0.0010	0.0010	0.0050	10.0	0.0010	1.76	0.0080	0.0005	0.0005	0.0005
Percentil 5	0.020	0.0012	0.0066	1.67	479	0.0010	2.70	0.77	0.0025	0.0042	0.0005
Percentil 10	0.059	0.0021	0.015	2.44	717	0.0014	3.36	1.06	0.0055	0.011	0.0005
Percentil 25	0.22	0.0047	0.038	3.48	1,007	0.0032	5.02	1.63	0.014	0.030	0.16
Percentil 50	0.36	0.012	0.082	5.66	1,397	0.0062	8.11	5.77	0.024	0.051	0.80
Percentil 75	0.51	0.023	0.17	9.34	1,976	0.012	12.9	13.3	0.041	0.10	3.20
Percentil 80	0.55	0.027	0.21	10.5	2,131	0.014	14.6	14.6	0.047	0.12	4.01
Percentil 85	0.61	0.032	0.29	12.0	2,321	0.019	17.0	15.8	0.056	0.14	5.06
Percentil 90	0.69	0.038	0.46	14.2	2,573	0.028	20.8	17.1	0.073	0.17	6.49
Percentil 95	0.84	0.052	0.75	18.1	2,950	0.037	31.0	18.6	0.11	0.25	8.77
Percentil 99	1.26	0.10	1.41	25.2	3,636	0.054	100	21.0	0.18	0.47	14.6
Percentil 100	3.19	0.77	3.13	44.0	5,271	0.19	100	26.6	0.44	1.10	33.5

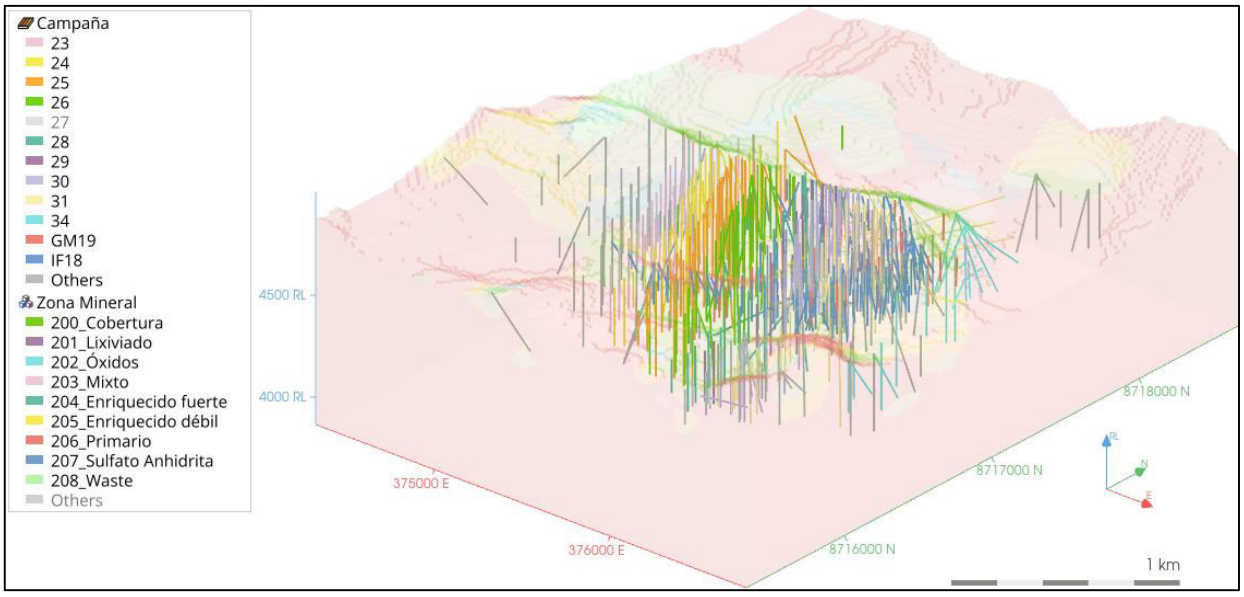
Nota. Elaboración propia.

5.1.1.3. Base de datos de perforaciones

La base de datos de perforaciones (Figura 14), integra información de sondajes, incluyendo collar, survey, litologías, alteraciones y análisis geoquímicos. Las estadísticas descriptivas de esta base se presentan en la Tabla 7, mostrando la cobertura y consistencia de los datos utilizados para la caracterización geológica.

Se utilizó una base de datos de sondajes que incluye los siguientes datos:

Figura 14. Base de datos de perforaciones. Campañas.



Nota. Elaboración propia.

La Tabla 7 muestra la información estadística de los elementos principales analizados en las perforaciones.

Tabla 7. Base de datos de perforaciones. Estadísticas

Componentes	Cu	As	Zn	Fe	F	Mo	MgO	CuAS	CuCN	Talco
Unidad	**%**	**%**	**%**	**%**	**ppm**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**
Valores numéricos	157,975	35,411	60,472	16,482	16,482	74,177	16,482	18,429	18,429	8,228
Valores nulos	27,445	150,009	124,948	168,938	168,938	111,243	168,938	166,991	166,991	177,192
Valores negativos	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valores cero	0	30,872	52,274	8.00	21.0	69,772	8.00	0	8.00	3,250
Valores únicos	2,601	564	621	2,775	3,401	646	1,685	2,019	3,397	3,367
Mínimo	0.0005	0	0	0	0	0	0	0.0005	0	0
Máximo	31.0	9.85	28.0	60.1	35,143	1.00	40.1	1.59	11.7	48.6
Media	0.41	0.0084	0.15	7.98	1,888	0.000923908	7.99	0.042	0.11	3.24
Desviación estándar	0.56	0.14	0.83	7.75	1,284	0.011	7.27	0.069	0.25	5.44
Percentil 0	0.0005	0	0	0	0	0	0	0.0005	0	0
Percentil 1	0.0030	0	0	1.09	291	0	0.48	0.0010	0.0015	0
Percentil 5	0.013	0	0	1.59	560	0	0.83	0.0023	0.0060	0
Percentil 10	0.040	0	0	2.03	740	0	1.08	0.0026	0.011	0
Percentil 25	0.13	0	0	3.07	1,110	0	1.61	0.0081	0.022	0
Percentil 50	0.28	0	0	5.23	1,609	0	5.51	0.020	0.047	0.80
Percentil 75	0.51	0	0	9.68	2,320	0	13.4	0.048	0.11	4.28
Percentil 80	0.59	0	0	11.4	2,560	0	15.3	0.059	0.14	5.58
Percentil 85	0.70	0	0	13.9	2,870	0	17.1	0.076	0.18	7.35
Percentil 90	0.85	0.0008	0.033	18.5	3,304	0	19.1	0.11	0.24	9.91
Percentil 95	1.16	0.0037	1.00	24.5	4,100	0.0012	21.4	0.16	0.37	14.1
Percentil 99	2.20	0.057	3.00	38.5	6,259	0.024	27.1	0.31	0.78	25.8
Percentil 100	31.0	9.85	28.0	60.1	35,143	1.00	40.1	1.59	11.7	48.6

Nota. Elaboración propia.

5.1.1.4. Base de datos de producción

La base de datos de producción comprende información histórica diaria correspondiente al período 2020 – 2024. A partir de esta información se generaron subconjuntos de datos para el modelamiento y la validación, aplicando criterios técnicos y metalúrgicos específicos.

5.1.1.4.1. Balances metalúrgicos

Se utilizó información de la producción de la planta concentradora plasmada en los balances metalúrgicos diarios reportados por el área de Procesos mostrados en la Tabla 8.

Tabla 8. Parámetros de producción y caracterización metalúrgica

Ítem	Categoría	Unidades	Datos
1	Tonelaje	t/d	SAG Feed (Mineral alimentado a molienda SAG)
		t/h	SAG Feed (Mineral alimentado a molienda SAG)
		t/d	Concentrado final
		t/d	Contenido de Cu en concentrado final
2	Análisis químico / XRD	%, g/t	Cu, As, Zn, Fe, F, Mo, MgO, Ratox, Talco
3	Recuperación	%	Cu

Nota. Elaboración propia.

La Tabla 9 muestra la información estadística de los parámetros principales de la base de datos total de producción

Tabla 9. Base de datos total de producción 2020-2024. Estadísticas

Componentes	Feed																				
	SAG Feed	SAG Feed	Cu	As	Zn	Fe	F	Mo	MgO	Ratox	Cu/Fe	Fe/Cu	Cu/As	As/Cu	Cu/Zn	Zn/Cu	Hornfels	Potásica	Fílica	Skarn Actinolita Tremolita	Skarn Serpentina Magnetita
Unidad	**t/h**	**t**	**%**	**%**	**%**	**%**	**ppm**	**%**	**%**	**%**							**%**	**%**	**%**	**%**	**%**
Cantidad de filas	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827
Valores numéricos	1,764	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,827	1,823	1,827	1,748	1,748	1,746	1,748	1,746	1,748	1,824	1,824	1,824	1,824	1,824
Valores ceros	29.0	79.0	79.0	81.0	81.0	79.0	80.0	90.0	80.0	80.0	0	0	0	2.00	0	2.00	111	95.0	139	102	98.0
Valores nulos	63.0	0	0	0	0	0	0	0	4.00	0	79.0	79.0	81.0	79.0	81.0	79.0	3.00	3.00	3.00	3.00	3.00
Media	5,744	129,119	0.55	0.028	0.14	7.95	2,392	0.014	6.99	9.28	0.073	14.7	22.7	0.052	4.95	0.26	11.7	40.6	12.6	11.8	18.1
Desviación estándar	1,289	40,542	0.15	0.013	0.073	2.61	680	0.014	2.71	3.15	0.018	3.82	10.0	0.022	2.57	0.14	7.82	16.9	12.3	10.0	9.71
Percentil 0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.015	5.42	6.45	0	1.01	0	0	0	0	0	0
Percentil 1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.040	7.75	8.59	0.017	1.29	0.073	0	0	0	0	0
Percentil 5	3,614	22,690	0.39	0.010	0.045	4.40	1,452	0.0026	2.14	4.15	0.047	9.44	10.7	0.024	1.92	0.10	0	0	0	0	0
Percentil 10	4,118	78,249	0.43	0.015	0.068	5.51	1,924	0.0058	3.67	6.02	0.052	10.6	12.0	0.028	2.37	0.12	2.06	21.4	0.15	1.76	4.89
Percentil 25	5,462	114,772	0.49	0.020	0.094	6.77	2,155	0.0089	5.58	7.75	0.060	12.1	15.3	0.036	3.28	0.16	5.90	30.9	2.36	4.70	11.4
Percentil 50	6,171	144,040	0.57	0.027	0.12	8.04	2,404	0.012	7.11	9.40	0.070	14.2	20.7	0.048	4.43	0.23	10.6	40.8	8.70	8.51	18.2
Percentil 75	6,527	154,844	0.64	0.035	0.16	9.32	2,735	0.018	8.66	11.2	0.083	16.8	27.9	0.066	6.06	0.30	16.5	51.3	20.1	16.5	25.3
Percentil 80	6,602	156,852	0.66	0.037	0.18	9.71	2,826	0.019	9.04	11.7	0.086	17.4	29.8	0.070	6.56	0.33	18.5	54.4	22.7	19.2	26.7
Percentil 85	6,694	159,255	0.68	0.040	0.19	10.2	2,938	0.021	9.50	12.2	0.090	18.3	32.3	0.076	7.22	0.37	20.4	57.4	25.7	22.5	28.5
Percentil 90	6,798	161,978	0.70	0.044	0.22	10.8	3,112	0.022	10.2	12.9	0.095	19.4	35.6	0.083	8.09	0.42	22.8	61.3	29.9	27.3	30.5
Percentil 95	6,954	165,164	0.74	0.052	0.27	11.7	3,362	0.027	11.3	14.0	0.11	21.3	41.4	0.093	9.60	0.52	26.3	68.6	36.2	33.7	33.4
Percentil 99	7,185	171,421	0.80	0.065	0.40	14.0	3,806	0.039	13.1	15.7	0.13	24.9	57.3	0.12	13.2	0.77	32.1	78.9	51.2	41.5	38.8
Percentil 100	7,509	180,206	0.98	0.10	0.58	31.7	4,385	0.23	16.1	20.0	0.18	68.0	73.1	0.16	33.6	0.99	39.1	89.6	69.9	49.2	59.5

Nota. Elaboración propia.

Así mismo, la Tabla 10 muestra los filtros y/o criterios aplicados para seleccionar los datos que sirvieron de base para el desarrollo de cada modelo.

Tabla 10. Criterios para generación de base de datos de producción para modelamiento y validación de modelos

Base de datos – Modelamiento				Base de datos – Validación			Base de datos – V	
Período utilizado	**Período excluido**	**Criterios / Filtros**	**Cantidad de filas**	**Período utilizado**	**Criterios / Filtros**	**Cantidad de filas**	**Período utilizado**	**Criter**
01-Ene-2020 / 25-Feb-2022	10-Dic-2021 / 31-Dic-2021	SAG Feed, t/h >= 5500	420	01-Ene-2022 / 31-Dic-2024	SAG Feed, t/h >= 0	1040	01-Ene-2022 / 31-Dic-2024	SAG F
		Rec Cu, % > 1			-			Rec Cu,
		Cu, % > 0			Cu, % > 0			C
		As, % > 0			As, % > 0			A
		Zn, % > 0			Zn, % > 0			Z
		Mo, % > 0			Mo, % > 0			M
		MgO, % > 0			MgO, % > 0			Mg
		Ratox, % > 0			Ratox, % > 0			Rat

Nota. Elaboración propia.

La Tabla 11 y Tabla 12 muestran las estadísticas de las bases de datos de producción utilizadas para modelamiento y validación. Asimismo, la Tabla 13 muestra la ba

Componentes	Feed																				
	SAG Feed	SAG Feed	Cu	As	Zn	Fe	F	Mo	MgO	Ratox	Cu/Fe	Fe/Cu	Cu/As	As/Cu	Cu/Zn	Zn/Cu	Hornfels	Potásica	Fílica	Skarn Actinolita Tremolita	Skarn Serpentina Magnetita	X T
Unidad	t/h	t	%	%	%	%	ppm	%	%	%							%	%	%	%	%	
Percentil 5	5,620	124,421	0.47	0.013	0.058	5.83	2,164	0.0065	5.23	7.07	0.053	9.20	12.5	0.021	2.24	0.086	0.97	25.3	0	5.38	3.41	1
Percentil 10	5,728	132,368	0.50	0.016	0.067	6.57	2,244	0.0074	5.89	7.99	0.057	10.3	14.0	0.026	2.59	0.10	1.88	29.0	0.058	6.61	6.53	1
Percentil 25	5,993	139,894	0.54	0.020	0.090	7.58	2,418	0.0093	6.84	9.13	0.064	11.8	18.0	0.032	3.37	0.14	5.49	34.8	0.65	10.6	11.5	2
Percentil 50	6,295	148,984	0.62	0.026	0.12	8.24	2,701	0.013	8.23	10.7	0.074	13.5	23.3	0.043	4.82	0.21	11.3	45.0	2.13	18.4	18.8	2
Percentil 75	6,579	156,056	0.69	0.033	0.17	9.08	3,036	0.019	9.58	12.1	0.085	15.7	31.4	0.056	7.11	0.30	18.1	54.1	5.25	27.3	25.2	3
Percentil 80	6,665	158,053	0.70	0.035	0.18	9.22	3,172	0.022	10.3	12.4	0.087	16.3	33.2	0.059	7.59	0.32	20.2	56.2	5.94	29.8	26.4	4
Percentil 85	6,735	160,463	0.72	0.038	0.20	9.55	3,324	0.024	10.8	13.1	0.091	16.8	35.6	0.064	8.87	0.35	21.9	58.7	7.59	31.8	27.9	4
Percentil 90	6,814	162,472	0.74	0.043	0.22	10.2	3,438	0.028	11.6	13.7	0.097	17.4	38.9	0.072	9.90	0.39	24.9	61.4	9.52	35.2	29.6	4
Percentil 95	7,003	166,470	0.78	0.051	0.25	10.8	3,644	0.031	12.5	14.6	0.11	18.8	47.1	0.080	11.7	0.45	28.3	66.9	12.6	39.2	31.8	5
Percentil 99	7,284	172,116	0.85	0.059	0.34	12.3	4,047	0.039	14.9	16.1	0.14	21.1	62.0	0.095	15.2	0.56	31.9	78.3	19.0	45.6	35.3	6
Percentil 100	7,509	180,206	0.92	0.069	0.41	13.6	4,241	0.043	16.1	17.0	0.18	25.2	73.1	0.10	22.9	0.70	37.9	85.7	29.7	49.2	38.9	6

Nota. Elaboración propia.

Tabla 12. Base de datos de producción para validación de los modelos generados. Estadísticas

Componentes	Feed																				
	SAG Feed	SAG Feed	Cu	As	Zn	Fe	F	Mo	MgO	Ratox	Cu/Fe	Fe/Cu	Cu/As	As/Cu	Cu/Zn	Zn/Cu	Hornfels	Potásica	Fílica	Skarn Actinolita Tremolita	Skarn Serpentin Magnetit
Unidad	t/h	t	%	%	%	%	ppm	%	%	%							%	%	%	%	%
Cantidad de filas	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040
Valores numéricos	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040	1,040
Valores ceros	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9.00	4.00	7.00	9.00	6.00
Valores nulos	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Media	6,116	142,159	0.54	0.029	0.15	8.25	2,357	0.014	6.94	8.92	0.069	15.5	21.4	0.056	4.29	0.28	12.0	40.7	18.9	8.12	19.9
Desviación estándar	838	25,534	0.083	0.012	0.071	2.12	358	0.014	2.10	2.28	0.018	3.78	9.97	0.023	1.85	0.14	6.95	14.4	11.6	6.06	8.84
Percentil 0	1,199	9,230	0.32	0.0070	0.035	3.44	1,271	0.0023	1.73	3.48	0.034	5.42	6.45	0.014	1.01	0.065	0	0	0	0	0
Percentil 1	1,909	38,734	0.39	0.011	0.054	4.33	1,684	0.0034	2.26	4.15	0.040	8.06	8.39	0.018	1.20	0.100	0.073	10.5	0.81	0.0074	0.52
Percentil 5	4,496	87,663	0.42	0.014	0.076	5.22	1,862	0.0052	3.36	5.42	0.045	9.98	10.1	0.025	1.67	0.13	2.65	20.0	4.03	1.22	5.44
Percentil 10	5,304	113,930	0.44	0.016	0.085	5.73	1,957	0.0063	4.24	6.16	0.049	11.1	11.5	0.029	2.14	0.15	4.22	24.0	5.22	2.13	8.35
Percentil 25	5,918	137,222	0.47	0.021	0.11	6.73	2,109	0.0089	5.59	7.41	0.056	12.8	14.2	0.038	3.02	0.19	6.67	30.7	10.3	4.16	13.2
Percentil 50	6,289	148,994	0.53	0.027	0.13	7.90	2,310	0.012	6.93	8.79	0.066	15.1	18.9	0.053	4.08	0.25	10.7	39.4	17.4	6.75	20.0
Percentil 75	6,583	156,946	0.59	0.036	0.17	9.57	2,542	0.016	8.35	10.2	0.078	17.7	26.5	0.071	5.28	0.33	16.4	48.4	25.4	10.1	26.4
Percentil 80	6,658	158,672	0.60	0.038	0.18	10.0	2,611	0.016	8.72	10.6	0.081	18.5	28.6	0.075	5.63	0.36	18.0	52.0	28.4	11.4	27.9
Percentil 85	6,727	160,645	0.63	0.041	0.20	10.4	2,688	0.018	9.10	11.1	0.085	19.3	31.2	0.081	5.99	0.40	19.7	55.8	30.7	13.1	29.7
Percentil 90	6,832	162,946	0.65	0.044	0.23	11.2	2,820	0.020	9.68	11.8	0.090	20.4	34.4	0.087	6.60	0.47	21.6	59.5	34.1	16.3	31.1
Percentil 95	6,965	166,152	0.69	0.051	0.29	12.1	3,049	0.023	10.5	12.8	0.10	22.4	40.1	0.099	7.73	0.60	24.7	66.5	40.0	20.6	34.1
Percentil 99	7,195	171,891	0.75	0.064	0.43	14.3	3,441	0.040	11.9	15.2	0.12	25.3	55.4	0.12	10.1	0.83	30.7	79.5	54.5	29.8	40.2
Percentil 100	7,373	176,948	0.85	0.086	0.58	15.6	3,940	0.23	13.5	19.5	0.18	29.6	70.4	0.16	15.4	0.99	39.1	89.3	69.9	41.2	45.4

Nota. Elaboración propia.

Tabla 13. Base de datos de producción para validación del modelo geometalúrgico. Estadísticas

Componentes	Feed																				
	SAG Feed	SAG Feed	Cu	As	Zn	Fe	F	Mo	MgO	Ratox	Cu/Fe	Fe/Cu	Cu/As	As/Cu	Cu/Zn	Zn/Cu	Hornfels	Potásica	Fílica	Skarn Actinolita	Skarn Serpentina	XRD Talco
Unidad	t/h	t	%	%	%	%	ppm	%	%	%							%	%	%	%	%	
Percentil 5	5,620	124,421	0.47	0.013	0.058	5.83	2,164	0.0065	5.23	7.07	0.053	9.20	12.5	0.021	2.24	0.086	0.97	25.3	0	5.38	3.41	1
Percentil 10	5,728	132,368	0.50	0.016	0.067	6.57	2,244	0.0074	5.89	7.99	0.057	10.3	14.0	0.026	2.59	0.10	1.88	29.0	0.058	6.61	6.53	1
Percentil 25	5,993	139,894	0.54	0.020	0.090	7.58	2,418	0.0093	6.84	9.13	0.064	11.8	18.0	0.032	3.37	0.14	5.49	34.8	0.65	10.6	11.5	2
Percentil 50	6,295	148,984	0.62	0.026	0.12	8.24	2,701	0.013	8.23	10.7	0.074	13.5	23.3	0.043	4.82	0.21	11.3	45.0	2.13	18.4	18.8	2
Percentil 75	6,579	156,056	0.69	0.033	0.17	9.08	3,036	0.019	9.58	12.1	0.085	15.7	31.4	0.056	7.11	0.30	18.1	54.1	5.25	27.3	25.2	3
Percentil 80	6,665	158,053	0.70	0.035	0.18	9.22	3,172	0.022	10.3	12.4	0.087	16.3	33.2	0.059	7.59	0.32	20.2	56.2	5.94	29.8	26.4	4
Percentil 85	6,735	160,463	0.72	0.038	0.20	9.55	3,324	0.024	10.8	13.1	0.091	16.8	35.6	0.064	8.87	0.35	21.9	58.7	7.59	31.8	27.9	4
Percentil 90	6,814	162,472	0.74	0.043	0.22	10.2	3,438	0.028	11.6	13.7	0.097	17.4	38.9	0.072	9.90	0.39	24.9	61.4	9.52	35.2	29.6	4
Percentil 95	7,003	166,470	0.78	0.051	0.25	10.8	3,644	0.031	12.5	14.6	0.11	18.8	47.1	0.080	11.7	0.45	28.3	66.9	12.6	39.2	31.8	5
Percentil 99	7,284	172,116	0.85	0.059	0.34	12.3	4,047	0.039	14.9	16.1	0.14	21.1	62.0	0.095	15.2	0.56	31.9	78.3	19.0	45.6	35.3	6
Percentil 100	7,509	180,206	0.92	0.069	0.41	13.6	4,241	0.043	16.1	17.0	0.18	25.2	73.1	0.10	22.9	0.70	37.9	85.7	29.7	49.2	38.9	6

Componentes	Feed																				
	SAG Feed	SAG Feed	Cu	As	Zn	Fe	F	Mo	MgO	Ratox	Cu/Fe	Fe/Cu	Cu/As	As/Cu	Cu/Zn	Zn/Cu	Hornfels	Potásica	Fílica	Skarn Actinolita Tremolita	Skarn Serpentina Magnetita	XRD Talco
Percentil 50	6,390	151,399	0.50	0.031	0.14	8.11	2,249	0.010	6.66	8.77	0.063	15.9	15.8	0.063	3.63	0.28	12.1	35.6	21.6	7.03	18.8	1.87
Percentil 75	6,655	158,803	0.56	0.039	0.18	9.64	2,456	0.013	7.96	10.1	0.073	18.4	20.8	0.079	4.59	0.37	18.0	44.0	28.7	9.96	25.3	2.54
Percentil 80	6,719	160,327	0.57	0.042	0.19	10.1	2,528	0.014	8.29	10.4	0.076	19.0	22.0	0.083	4.85	0.40	19.2	46.4	30.8	11.1	26.7	2.74
Percentil 85	6,793	162,409	0.59	0.044	0.22	10.4	2,612	0.015	8.65	10.8	0.079	19.9	23.9	0.087	5.21	0.45	20.6	49.0	33.1	12.1	28.6	2.95
Percentil 90	6,877	163,905	0.61	0.048	0.25	10.9	2,708	0.016	9.06	11.6	0.083	21.2	27.6	0.093	5.65	0.54	22.8	53.5	36.4	14.5	30.2	3.30
Percentil 95	7,008	167,425	0.66	0.055	0.31	11.8	2,890	0.018	9.80	12.4	0.091	22.9	33.0	0.10	6.35	0.65	25.5	58.2	41.8	18.0	32.6	3.92
Percentil 99	7,255	174,121	0.73	0.066	0.49	13.7	3,313	0.022	11.2	13.9	0.11	26.9	46.6	0.12	9.80	0.84	31.6	68.2	57.3	26.4	39.5	4.88
Percentil 100	7,373	176,948	0.80	0.086	0.58	15.6	3,728	0.034	13.1	17.0	0.13	29.6	70.4	0.16	12.9	0.99	39.1	78.9	69.9	35.7	45.4	6.29

Nota. Elaboración propia.

5.1.1.4.2. Mineralogía

Se empleó información diaria de los análisis de Difracción de Rayos X (DRX) reportada por el área de Procesos para respaldar las relaciones entre las variables indepe
mineralógicas no se consideraron como predictores, ya que durante el desarrollo de los modelos no se tenía acceso a esa base de datos. Posteriormente, al disponer
metalúrgico y estadístico de las relaciones entre las variables. Por esta razón, en el presente estudio, la información mineralógica tuvo un rol relevante en la interpreta
Como filtros de la base de datos mineralógica, se utilizaron los criterios mostrados en la Tabla 14.

Tabla 14. Criterios para la generación de la base de datos mineralógica

Ítem	Feed		Concentrado	
	Criterios / Filtros	Cantidad de datos	Criterios / Filtros	Cantidad
1	**Período utilizado:** 01-Ene-2020 / 25-Feb-2022	531	**Período utilizado:** 01-Ene-2020 / 25-Feb-2022	1
2	**SAG Feed, t** >= 0		**Concentrado, t** >= 0	
3	**Especies mineralógicas, %** >= 0		**Especies mineralógicas, %** >= 0	
4	**Suma total de especies mineralógicas, %** = 100		**Suma total de especies mineralógicas, %** = 100	

Nota. Elaboración propia.

La Tabla 15 y Tabla 16 muestran las estadísticas de las bases de datos mineralógicas del alimento y concentrado final.

Tabla 15. Base de datos mineralógica del alimento a planta concentradora. Estadísticas

Componentes	SAG Feed	Actinolita	Antigorita	Biotita	Clinocloro (Antigorita)	Clorita	Clinocloro (Clinocloro)	Cuarzo	Diopsido	Flogopita	Grafito	Hornblenda	Hornblenda (Actinolita)	Hornblenda (Tremolita)	Magnetita	Microclina (Microclina)	Moscovita (Moscovita)	Oligoclasa (Albita)	Oligoclasa (Oligoclasa)	Pirrotita	Serpentina (Diopsido)	Talco	Microclina - K (Ortoclasa)	Albita	Anfibol	Pargasita (Pargasita)	Pirita	Arcilla (Arcilla)	Tremolita (Tremolita)	Anortita (Anortita)	Arcilla (Arcilla)	Calcita	Clorita	Esfalerita	Galena	Talco 3T
Percentil 50	6,390	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Percentil 75	6,655	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Percentil 80	6,719	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Percentil 85	6,793	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Percentil 90	6,877	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Percentil 95	7,008	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Percentil 99	7,255	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Percentil 100	7,373	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Componentes	SAG Feed	Calcopirita	Pirita	Talco	Serpentina (Antigorita)	Digenita	Clorita (Clinocloro)	Cuarzo	Tennantita	Esfalerita	Enargita	Mica (Flogopita)	Anfibol (Actinolita)	Covelita	Molibdenita	Feldespato (Microclina)	Mica (Muscovita)	Plagioclasa (Albita)	Plagioclasa (Oligoclasa)	Mica (Biotita)	Piroxeno (Diopsido)	Magnetita	Feldespato - K (Ortoclasa)	Brucita	Pirrotita	Forsterita	Anfibol (Pargasita)	Cuprita	Galena	Caolinita (Arcilla)	Anfibol (Tremolita)	Plagioclasa (Anortita)	Pirrofillita (Arcilla)	Dickita	Malaquita	Dolomita	Forsterite	Pyrrhotite 3T	Calcita	A
Unidad	t	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%
Percentil 80	154,846	1.36	9.91	3.85	9.78	0	5.44	29.4	0.26	0.41	0	5.54	13.0	0	0.078	7.78	6.24	0	9.05	4.64	4.36	2.36	15.1	0.12	0	0	0	0	0	0.93	0	0	0	0	0	0.17	0	0	0	
Percentil 85	157,237	1.42	10.3	4.06	10.5	0	5.86	30.4	0.30	0.48	0	5.91	14.1	0	0.084	8.80	6.62	0	9.79	5.06	4.96	2.70	16.3	0.15	0	0	0	0	0	1.30	0	0	0	0	0	0.31	0	0	0	
Percentil 90	160,745	1.52	10.7	4.33	11.6	0	6.23	32.0	0.33	0.56	0	6.38	15.3	0	0.095	9.73	7.08	0	10.8	5.60	5.82	3.13	17.7	0.17	0	0	0	0	0	1.79	0	0	0	0	0	0.47	0	0	0	
Percentil 95	164,219	1.69	11.2	4.68	13.1	0	7.06	34.3	0.41	0.70	0	6.94	17.1	0	0.11	11.4	7.84	2.51	12.0	6.53	6.84	3.69	19.8	0.22	0	0	0	0	0	2.38	0	0	0	0	0	0.73	0	0	0.32	
Percentil 99	171,509	1.94	12.3	5.71	17.7	0	8.51	37.2	0.51	0.93	0	7.77	19.8	0.063	0.18	15.7	9.06	5.01	13.7	8.80	8.74	5.39	23.3	0.40	0	0	0	0.47	0.058	3.58	0	0	0	0	0	1.29	0.21	0	2.11	
Percentil 100	180,206	2.32	12.8	6.57	20.7	0	10.9	41.1	0.80	1.16	0.15	8.18	24.1	0.097	0.26	25.7	10.3	8.16	15.7	11.6	12.4	6.94	28.3	0.77	0	0.45	0	0.84	0.092	5.03	14.2	0	0	0	0	1.56	1.91	0	6.75	

Nota. Elaboración propia.

Tabla 16. Base de datos mineralógica del concentrado final. Estadísticas

Componentes	Concentrado	Calcopirita	Pirita	Talco	Serpentina (Antigorita)	Digenita	Clorita (Clinocloro)	Cuarzo	Tennantita	Esfalerita	Enargita	Mica (Flogopita)	Anfibol (Actinolita)	Covelita	Molibdenita	Feldespato (Microclina)	Mica (Muscovita)	Plagioclasa (Albita)	Plagioclasa (Oligoclasa)	Mica (Biotita)	Piroxeno (Diopsido)	Magnetita	Feldespato - K (Ortoclasa)	Brucita	Pirrotita	Forsterita	Anfibol (Pargasita)	Cuprita	Galena	Caolinita (Arcilla)	Anfibol (Tremolita)	Plagioclasa (Anortita)	Pirrofillita (Arcilla)	Dickita	Malaquita	Dolomita
Unidad	t	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%
Cantidad de filas	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117
Valores numéricos	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117	117
Valores ceros	0	0	0	0	0	17.0	0	1.00	4.00	0	57.0	0	0	15.0	5.00	106	103	117	104	1.00	103	41.0	27.0	109	117	117	117	98.0	73.0	117	117	117	117	117	117	115
Valores nulos	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Media	3,464	40.6	19.2	4.70	4.25	4.46	2.32	3.49	2.66	5.32	0.60	1.57	2.78	0.31	0.38	0.54	0.48	0	0.98	1.62	0.44	0.52	2.42	0.0046	0	0	0	0.055	0.11	0	0	0	0	0	0	0.0059
Desviación estándar	845	15.5	7.41	2.35	1.95	3.25	1.63	5.95	1.58	4.21	0.78	1.24	3.15	0.16	0.30	2.07	1.42	0	2.98	0.80	1.43	0.52	3.60	0.018	0	0	0	0.15	0.17	0	0	0	0	0	0	0.046
Percentil 0	1,057	0.72	5.33	1.24	0.81	0	0.0067	0	0	0.061	0	0.094	0.17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Percentil 1	1,632	0.93	5.63	1.41	1.52	0	0.086	0.24	0	0.096	0	0.13	0.29	0	0	0	0	0	0	0.22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Percentil 5	2,302	1.19	7.15	2.23	1.88	0	0.28	0.59	0.14	0.21	0	0.43	0.37	0	0.029	0	0	0	0	0.56	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Percentil 10	2,513	18.2	8.26	2.52	2.06	0	0.53	0.77	0.52	0.67	0	0.59	0.59	0	0.082	0	0	0	0	0.66	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Percentil 25	2,910	35.4	14.9	3.01	2.93	1.63	1.03	1.13	1.58	2.45	0	0.80	1.09	0.24	0.17	0	0	0	0	1.05	0	0	0.52	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Percentil 50	3,416	43.4	19.4	4.16	3.75	4.07	1.94	1.49	2.49	4.19	0.23	1.17	1.75	0.33	0.31	0	0	0	0	1.66	0	0.48	1.32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Percentil 75	3,974	50.2	23.8	5.60	5.51	6.91	3.19	2.17	3.56	7.82	1.16	1.72	2.85	0.41	0.50	0	0	0	0	1.96	0	0.77	2.38	0	0	0	0	0	0.22	0	0	0	0	0	0	0
Percentil 80	4,167	52.0	24.9	6.25	5.89	7.17	3.56	2.39	3.75	8.16	1.28	1.99	3.39	0.43	0.56	0	0	0	0	2.07	0	0.93	2.81	0	0	0	0	0	0.25	0	0	0	0	0	0	0
Percentil 85	4,304	54.0	26.3	6.63	6.50	7.70	3.81	2.75	4.14	9.11	1.47	2.40	4.23	0.45	0.64	0	0	0	0	2.17	0	1.01	3.06	0	0	0	0	0.087	0.29	0	0	0	0	0	0	0
Percentil 90	4,647	56.9	27.9	7.23	6.96	8.64	4.46	9.78	4.61	10.8	1.65	3.35	5.72	0.48	0.77	0	2.01	0	2.73	2.34	1.09	1.33	5.35	0	0	0	0	0.21	0.41	0	0	0	0	0	0	0
Percentil 95	4,995	58.7	30.8	10.2	7.97	10.3	4.94	20.3	5.16	14.5	1.97	4.63	11.5	0.54	1.02	4.10	4.54	0	9.49	3.08	3.79	1.48	12.1	0.039	0	0	0	0.43	0.45	0	0	0	0	0	0	0
Percentil 99	5,473	60.9	40.2	12.4	9.12	12.2	6.96	23.9	7.55	18.4	2.88	6.08	14.3	0.68	1.37	10.1	5.68	0	12.0	4.25	6.72	1.97	15.9	0.085	0	0	0	0.61	0.57	0	0	0	0	0	0	0.22
Percentil 100	5,514	61.0	41.9	12.5	10.9	13.2	8.17	26.9	7.95	20.5	3.80	6.29	14.6	0.70	1.64	13.4	5.81	0	13.2	4.29	8.64	2.06	17.4	0.11	0	0	0	0.83	0.78	0	0	0	0	0	0	0.43

Nota. Elaboración propia.

5.1.1.5. Base de datos del programa Geometalurgia 2022

Adicionalmente, se utilizó información proveniente del programa de Geometalurgía 2022, que incluye datos mineralógicos del alimento a planta y del concentrado final. Las estadísticas asociadas a esta base evidencian la relación entre mineralogía y desempeño metalúrgico.

5.1.1.5.1. Origen de muestras

El programa Geometalurgia 2022 incluye un total de 295 muestras, todas ellas georreferenciadas dentro del yacimiento.

5.1.1.5.2. Caracterización y resultados metalúrgicos

La Tabla 17 presenta la información estadística de los parámetros principales de la base de datos del programa Geometalurgia 2022.

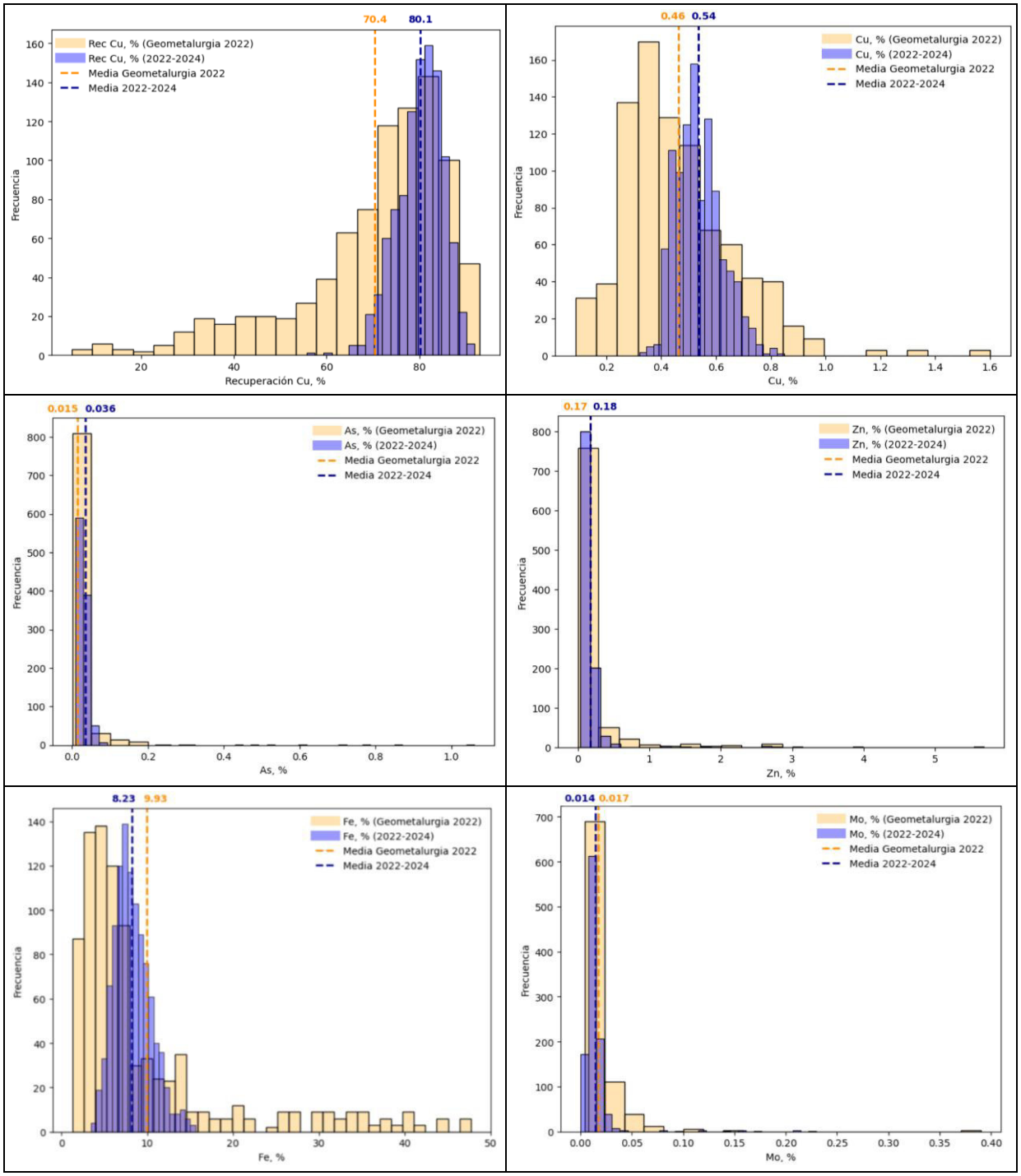
Tabla 17. Geometalurgia 2022 – Distribución de parámetros principales

Componentes	**Feed**										**Rec Cu**
	P80	**Cu**	**As**	**Zn**	**Fe**	**Mo**	**Mg**	**Cu Ox**	**S**	**Pb**	
Unidad	**µm**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**
Cantidad de filas	864	864	864	864	864	864	864	864	864	864	864
Valores numéricos	864	864	864	864	864	864	864	864	864	864	864
Valores ceros	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valores nulos	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Media	182	0.46	0.015	0.17	9.93	0.017	5.02	0.032	6.57	0.016	70.4
Desviación estándar	35.2	0.21	0.028	0.39	9.96	0.028	4.41	0.033	4.62	0.040	16.6
Percentil 0	135	0.088	0.0017	0.0028	1.30	0.0039	0.050	0.0050	0.73	0.0046	5.14
Percentil 1	135	0.12	0.0019	0.0033	1.76	0.0050	0.13	0.0050	0.87	0.0050	14.3
Percentil 5	135	0.21	0.0020	0.0050	2.23	0.0050	0.42	0.0070	1.49	0.0050	34.2
Percentil 10	135	0.24	0.0020	0.0068	2.61	0.0050	0.69	0.0080	1.90	0.0050	45.0
Percentil 25	135	0.32	0.0030	0.018	3.88	0.0050	0.96	0.010	3.41	0.0050	64.2
Percentil 50	190	0.42	0.0051	0.048	5.98	0.0090	4.25	0.020	5.40	0.0050	74.8
Percentil 75	220	0.58	0.013	0.14	11.3	0.018	8.32	0.040	8.21	0.010	81.9
Percentil 80	220	0.62	0.017	0.16	13.5	0.024	9.60	0.045	9.19	0.014	83.2
Percentil 85	220	0.67	0.024	0.23	17.1	0.032	10.8	0.060	10.9	0.018	84.8
Percentil 90	220	0.75	0.030	0.35	26.3	0.038	11.6	0.075	13.3	0.027	86.7
Percentil 95	220	0.83	0.059	0.64	35.5	0.047	12.8	0.11	15.7	0.062	88.6
Percentil 99	220	1.04	0.16	2.38	44.1	0.11	14.8	0.13	22.3	0.17	91.4
Percentil 100	220	1.60	0.20	2.86	47.7	0.39	16.0	0.22	28.0	0.47	92.9

Nota. Elaboración propia.

La Figura 15 ilustra la distribución de las muestras y los resultados de los programas metalúrgicos en comparación con los datos de producción del período 2022 – 2024.

Figura 15. Distribución de leyes y recuperación de Cu.



Nota. Elaboración propia.

5.1.2. Análisis de parámetros geológicos

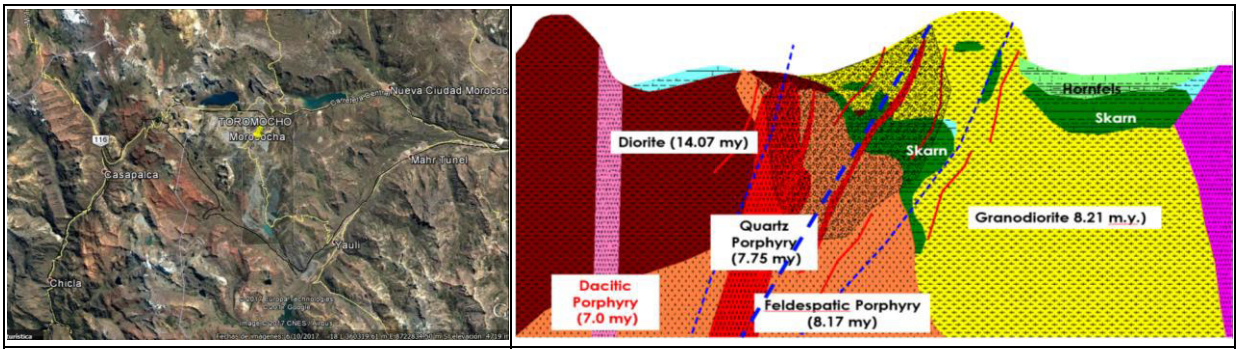
El análisis de parámetros geológicos se orientó a caracterizar la variabilidad del yacimiento Toromocho desde el punto de vista litológico y de alteración. Se describen las principales unidades geológicas y su distribución espacial, así como los términos geológicos empleados en el estudio.

La matriz litológica – alteración y la distribución de elementos por tipo de alteración se presentan en las tablas elaboradas posteriormente, en donde los resultados muestran diferencias significativas en las concentraciones de los elementos analizados asociadas a los distintos dominios geológicos.

5.1.2.1. Geología Toromocho

Toromocho se caracteriza por la interacción entre rocas sedimentarias, como calizas y dolomitas, y varias intrusiones ígneas, incluyendo dioritas, granodioritas y pórfidos cuarzosos, que han generado alteraciones hidrotermales clave para la mineralización. Estas alteraciones presentan una distribución concéntrica, con un centro potásico rodeado por zonas fíllicas y propilíticas. Los skarns y hornfels, formados en los contactos entre las intrusiones y las rocas sedimentarias, contienen concentraciones más altas de cobre y molibdeno. La variabilidad litológica y las alteraciones controlan la distribución de metales, siendo crucial su análisis para optimizar la explotación del depósito.

Figura 16. Geología Toromocho



Plano ubicación de la mina Toromocho (extraído de Google Earth)	Yacimiento Toromocho

Nota. Fuente: Ramos Sánchez et al., 2023

5.1.2.2. Términos Geológicos

Los términos geológicos utilizados en el presente estudio se muestran en la Tabla 18, Tabla 19 y Tabla 20.

Tabla 18. Zona mineral Toromocho

Código	Descripción
200	Cobertura
201	Lixiviado
202	Óxidos
203	Mixto
204	Enriquecido fuerte
205	Enriquecido débil
206	Primario
207	Sulfato Anhidrita
208	Waste

Tabla 19. Litología Toromocho

Abreviación	Código	Descripción
cob	0	Cobertura
dio	1	Diorita/Andesita Porfirítica
gran	2	Granodiorita
feld	3	Pórfido feldespático
qtz	4	Pórfido cuarcífero
dac	5	Pórfido dacítico
yant	6	Pórfido yantac
end	7	Endoskarn (diop+gran y/o trem-act)
horn	10	Hornfels
skn	11	Skarn
magsk	12	Skarn magnetita
bslt	13	Basalto montero
sed	14	Sedimentos calcáreos
shl	15	Shale(lutitas)
vol	16	Volcánico catalina
anh	17	Anhidrita/yeso
bxi	19	Brecha con fragmentos ígneos
bxse	20	Brecha con fragmentos sedimentarios

Tabla 20. Alteración Toromocho

Abreviación	Código	Descripción
cob	0	Cobertura
bio	2	Biotita y/o feldespato potásico (potásica)
chl	3	Clorítica (propilítica)
ser	4	Sericítica (fílica)
arg	5	Argílica
sil	6	Silicificación
trm	9	Skarn de tremolita-actinolita, clorita
srp	10	Skarn de serpentina-magnetita
gar	11	Skarn de diópsido-granate
hrn	12	Hornfels verde-diópsido en hornfels
mar	15	Sedimentos calcáreos - mármol
anh	16	Anhidrita/yeso
shl	17	Shale lutitas
magsk	18	Skarn de magnetita

5.1.2.3. Distribución y matriz de litologías y alteraciones

En esta sección se analizan las litologías y alteraciones del modelo de bloques geológico para los bloques del plan de minado 2021 – 2025. Las vistas 3D y superior se muestran en la Figura 17 y Figura 18.

Figura 17. Modelo de bloques de litología.

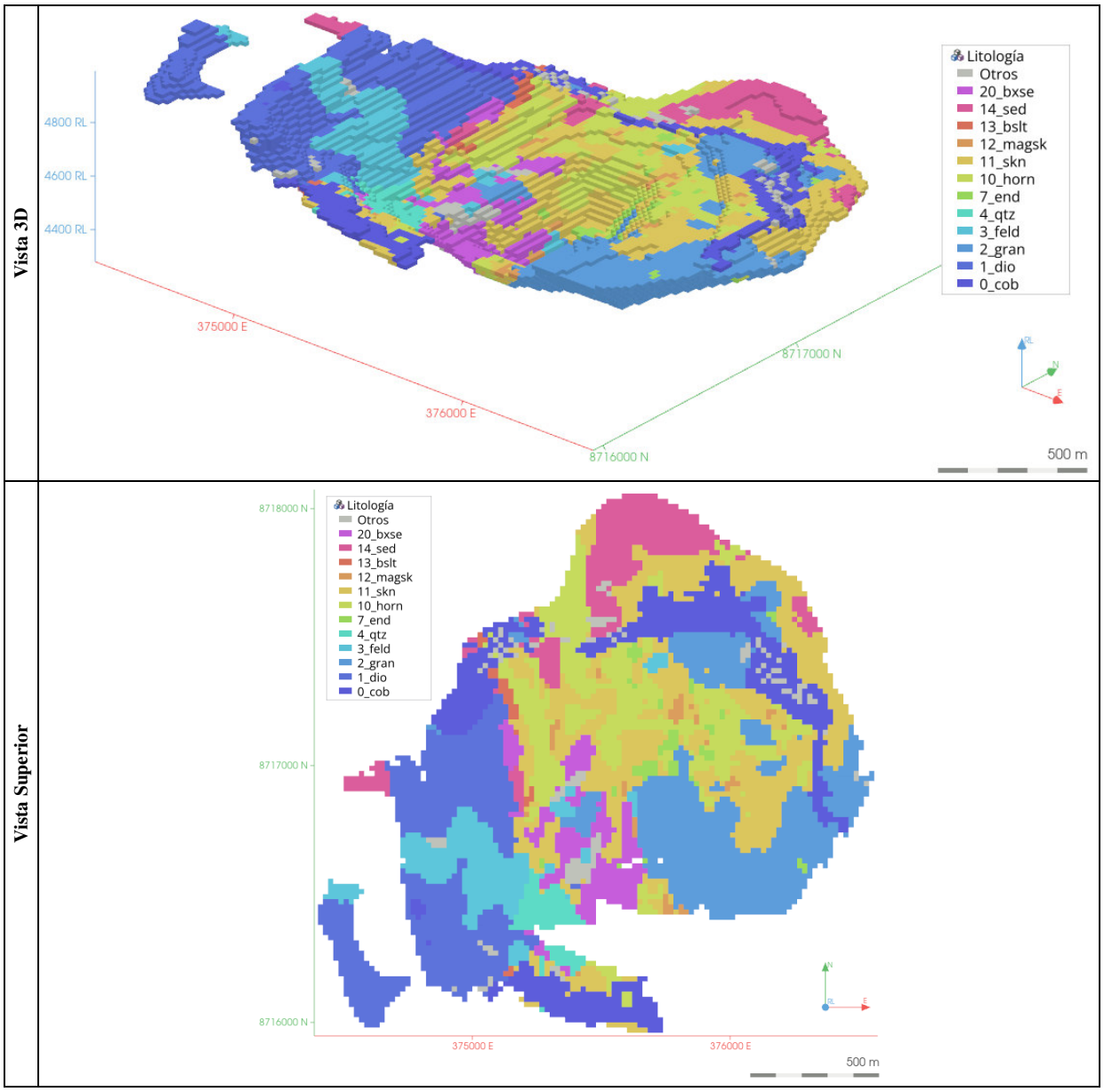
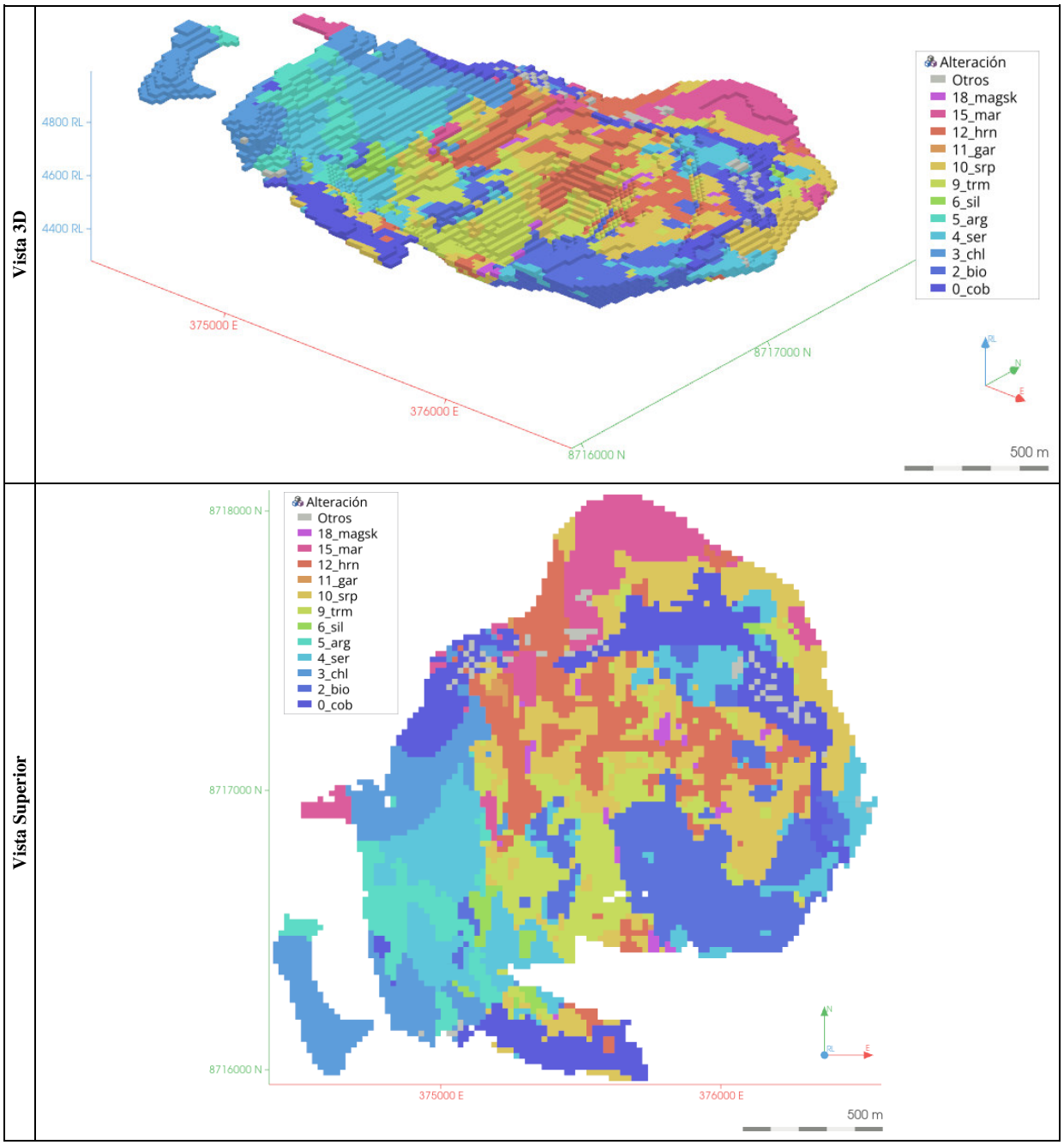
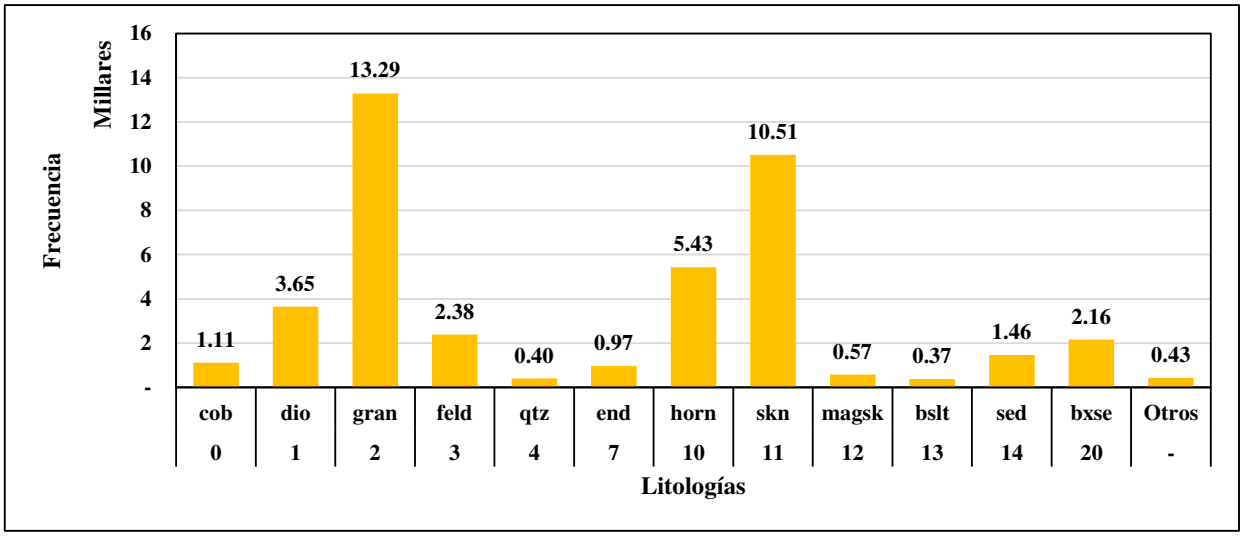


Figura 18. Modelo de bloques de alteración.



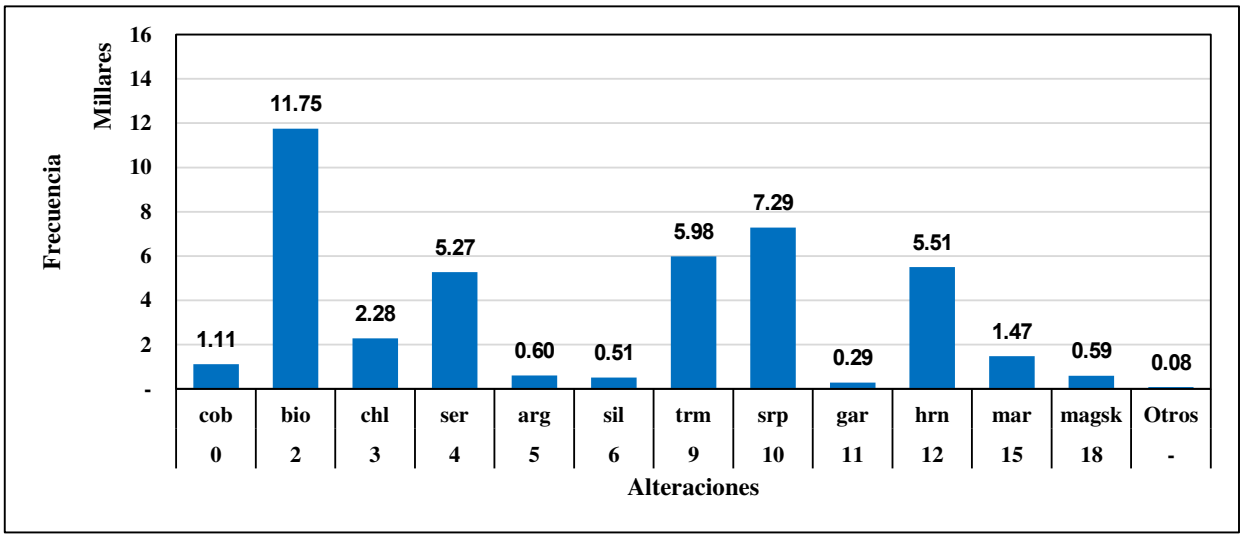
La Figura 19 muestra la distribución de litologías en el modelo de bloques, destacando que las mayores cantidades corresponden a Granodiorita (2) con 13,292 bloques, Skarn (11) con 10,507 bloques, y Hornfels (10) con 5,429 bloques.

Figura 19. Distribución de litología en modelo de bloques



La Figura 20 muestra la distribución de alteraciones en el modelo de bloques, destacando que las mayores cantidades corresponden a Potásica (2) con 11,751 bloques, Serpentina – Magnetita (10) con 7,288 bloques, Actinolita – Tremolita (9) con 5,981 bloques, Hornfels (12) con 5,506 bloques y Fílica (4) con 5,271 bloques.

Figura 20. Distribución de alteración en modelo de bloques



La Tabla 21 muestra la matriz de distribución porcentual de litologías asociadas a alteraciones en el modelo de bloques, destacando que las principales asociaciones son la litología Granodiorita (2) con la alteración Potásica (2) con 25.9%, la litología Granodiorita (2) con la alteración Fílica (4) con 4.34%, la litología Hornfels (10) con la alteración Hornfels (12) con 12.6%, la litología

Skarn (11) con la alteración Actinolita – Tremolita (9) con 7.50% y la litología Skarn (11) con la alteración Serpentina – Magnetita (10) con 16.2%.

Tabla 21. Matriz litología – alteración

Distribución de bloques, %		Alteración													Total
	Código	0	2	3	4	5	6	9	10	11	12	15	18	Otros	
Litología	Código	Abreviación	cob	bio	chl	ser	arg	sil	trm	srp	gar	hrn	mar	magsk		
	0	cob	2.60													2.60
	1	dio		0.044	3.95	3.78	0.72	0.037	0.0047	0.0047			0.0070			8.54
	2	gran		25.9	0.44	4.34	0.061	0.27	0.042	0.040		0.0094				31.1
	3	feld		1.17	0.030	3.24	0.62	0.47	0.023	0.019		0.0023				5.57
	4	qtz		0.012		0.67	0.0023	0.24	0.0070	0.0023						0.94
	7	end		0.0023		0.0023			1.85	0.32	0.0023	0.089				2.27
	10	horn			0.0070				0.028	0.066		12.6				12.7
	11	skn		0.056		0.016		0.0023	7.50	16.2	0.67	0.087	0.014	0.044		24.6
	12	magsk							0.0094					1.33		1.34
	13	bslt			0.87				0.0023							0.87
	14	sed							0.0023				3.42			3.42
	20	bxse		0.016	0.0047	0.0047			4.53	0.40		0.091	0.0023	0.0023		5.05
	Otros			0.30	0.033	0.28	0.012	0.17	0.0023	0.0047		0.0023			0.19	1.00
Total			2.60	27.5	5.33	12.3	1.41	1.20	14.0	17.1	0.68	12.9	3.44	1.38	0.19	100

Dada la relevancia de las asociaciones Granodiorita Potásica (abreviada como Potásica), Granodiorita Fílica (abreviada como Fílica), Hornfels Hornfels (abreviada como Hornfels), Skarn Actinolita – Tremolita y Skarn Serpentina – Magnetita, este análisis proporciona una explicación de por qué ciertos modelos predictivos las integran en su estructura, lo cual se seguirá abordando en secciones posteriores.

5.1.2.4. Distribución de elementos por alteración

La Tabla 22 muestra que las principales leyes de Cu, Zn, Fe, F, MgO, CuAS, CuCN y Talco se encuentran en las alteraciones Actinolita – Tremolita (9), Serpentina – Magnetita (10) y Magnetita (18). Para el As, las mayores leyes se ubican en las alteraciones Fílica (4) y Sílicificación (6); mientras que para el Ratox se ubican en la alteración Cobertura (0).

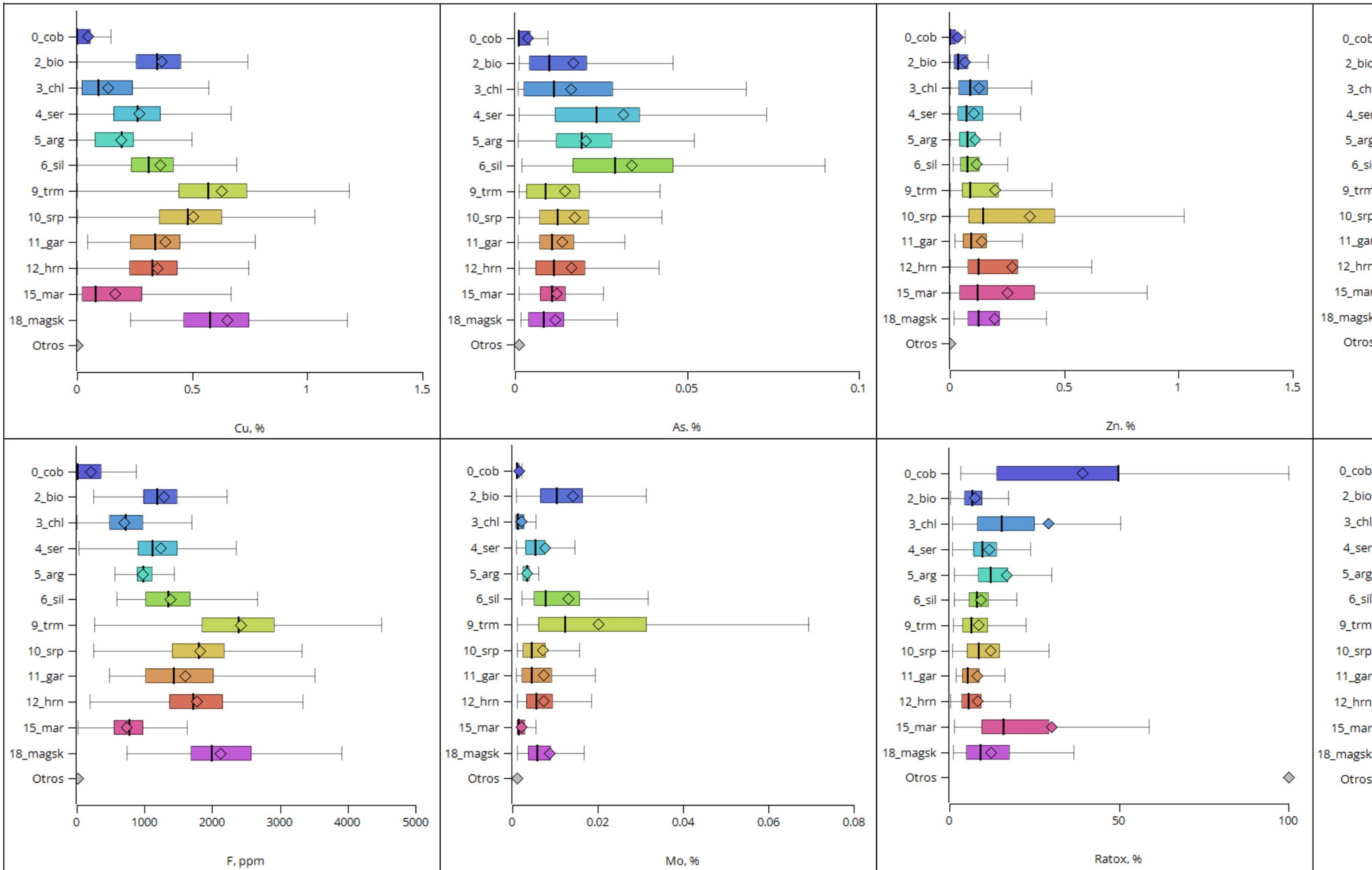
Tabla 22. Distribución de elementos por alteración - Estadística

Componente	Estadísticas	Alteración												Otros
		0	2	3	4	5	6	9	10	11	12	15	18	
		cob	bio	chl	ser	arg	sil	trm	srp	gar	hrn	mar	magsk	
Cu, %	Promedio	0.049	0.37	0.13	0.27	0.19	0.36	0.63	0.51	0.38	0.35	0.17	0.65	0.0010
	Mínimo	0.0010	0.0010	0.0010	0.0010	0.0010	0.0040	0.0010	0.0010	0.047	0.0010	0.0010	0.23	0.0010
	Máximo	0.61	2.89	0.64	2.69	1.04	1.93	3.19	2.04	1.23	1.74	0.86	1.72	0.0010
	Cantidad de bloques	1,110	11,751	2,276	5,271	604	511	5,981	7,288	289	5,506	1,471	589	82.0
	Desviación estándar	0.086	0.18	0.13	0.19	0.14	0.20	0.28	0.26	0.26	0.20	0.19	0.27	0
As, %	Promedio	0.0036	0.017	0.016	0.031	0.021	0.034	0.014	0.017	0.014	0.016	0.012	0.012	0.0010
	Mínimo	0.0010	0.0010	0.0010	0.0010	0.0010	0.0022	0.0010	0.0010	0.0010	0.0010	0.0010	0.0015	0.0010
	Máximo	0.042	0.77	0.091	0.71	0.14	0.18	0.40	0.36	0.069	0.33	0.068	0.073	0.0010
	Cantidad de bloques	1,110	11,751	2,276	5,271	604	511	5,981	7,288	289	5,506	1,471	589	82.0
	Desviación estándar	0.0049	0.025	0.015	0.040	0.013	0.026	0.019	0.018	0.011	0.020	0.0090	0.011	0
Zn, %	Promedio	0.033	0.065	0.13	0.11	0.11	0.12	0.20	0.35	0.14	0.27	0.25	0.20	0.0010
	Mínimo	0.0010	0.0010	0.0010	0.0010	0.0010	0.017	0.0010	0.0010	0.020	0.0010	0.0010	0.015	0.0010
	Máximo	1.11	0.97	1.25	1.16	1.19	1.09	2.39	3.13	0.86	2.61	1.80	1.82	0.0010

Componente	Estadísticas	Alteración												
		0	2	3	4	5	6	9	10	11	12	15	18	Otros
		cob	bio	chl	ser	arg	sil	trm	srp	gar	hrn	mar	magsk	
	Cantidad de bloques	1,110	11,751	2,276	5,271	604	511	5,981	7,288	289	5,506	1,471	589	82.0
	Desviación estándar	0.086	0.083	0.15	0.10	0.16	0.13	0.25	0.44	0.14	0.34	0.33	0.21	0
Fe, %	Promedio	1.30	4.35	3.51	4.73	3.50	4.69	10.9	12.4	7.02	6.95	4.01	25.9	0.0050
	Mínimo	0.0050	0.0050	0.0050	0.0050	0.0050	2.02	0.0050	0.0050	1.11	0.0050	0.0050	6.37	0.0050
	Máximo	13.6	22.2	13.8	19.1	17.4	13.5	31.5	36.1	16.6	24.5	17.7	44.0	0.0050
	Cantidad de bloques	1,110	11,751	2,276	5,271	604	511	5,981	7,288	289	5,506	1,471	589	82.0
	Desviación estándar	2.28	1.87	2.60	2.20	1.80	2.17	4.64	5.09	3.28	3.15	3.03	7.12	0
F, ppm	Promedio	210	1,290	698	1,241	970	1,388	2,427	1,817	1,604	1,773	732	2,118	10.0
	Mínimo	10.0	10.0	10.0	10.0	10.0	607	10.0	10.0	474	10.0	10.0	749	10.0
	Máximo	2,195	3,981	2,412	4,541	2,098	2,949	5,271	4,650	4,307	4,786	2,531	4,146	10.0
	Cantidad de bloques	1,110	11,751	2,276	5,271	604	511	5,981	7,288	289	5,506	1,471	589	82.0
	Desviación estándar	297	453	422	529	299	458	725	617	798	579	416	641	0
Mo, %	Promedio	0.0015	0.014	0.0021	0.0077	0.0034	0.013	0.020	0.0071	0.0074	0.0073	0.0020	0.0087	0.0010
	Mínimo	0.0010	0.0010	0.000851	0.0010	0.0010	0.0021	0.0010	0.0010	0.0011	0.000991	0.0010	0.0010	0.0010
	Máximo	0.0080	0.19	0.0070	0.084	0.016	0.057	0.13	0.084	0.042	0.058	0.0089	0.073	0.0010
	Cantidad de bloques	1,110	11,751	2,276	5,271	604	511	5,981	7,288	289	5,506	1,471	589	82.0
	Desviación estándar	0.0010	0.011	0.0015	0.0083	0.0016	0.011	0.018	0.0086	0.0077	0.0065	0.0012	0.0095	0
Ratox, %	Promedio	39.3	7.70	29.3	11.7	16.7	9.21	8.73	12.2	8.13	8.41	30.2	12.2	100
	Mínimo	3.60	0.67	0.97	1.03	1.56	1.52	1.15	0.88	1.82	0.45	1.36	1.33	100
	Máximo	100	100	100	100	100	73.7	100	100	52.6	100	100	41.6	100
	Cantidad de bloques	1,110	11,751	2,276	5,271	604	511	5,981	7,288	289	5,506	1,471	589	82.0
	Desviación estándar	27.8	4.75	33.3	9.46	20.1	5.59	6.61	13.5	8.27	10.3	33.3	8.91	0
MgO, %	Promedio	1.52	2.69	2.04	2.37	1.28	2.48	11.5	14.7	13.8	12.1	12.1	15.3	0.0080
	Mínimo	0.0080	0.0080	0.0080	0.0080	0.0080	0.84	0.0080	0.0080	4.75	0.0080	0.0080	5.02	0.0080
	Máximo	17.1	21.2	12.9	14.3	6.62	10.0	24.1	25.3	19.2	26.0	25.2	26.6	0.0080
	Cantidad de bloques	1,110	11,751	2,276	5,271	604	511	5,981	7,288	289	5,506	1,471	589	82.0
	Desviación estándar	2.62	2.14	2.05	1.99	1.00	1.74	4.80	4.24	2.82	3.68	6.59	3.79	0
CuAS, %	Promedio	0.0066	0.027	0.016	0.027	0.023	0.031	0.053	0.053	0.026	0.025	0.022	0.080	0.0010
	Mínimo	0.0005	0.000994	0.0010	0.00093	0.0010	0.0029	0.0010	0.0010	0.0044	0.0010	0.0010	0.014	0.0010
	Máximo	0.11	0.29	0.18	0.14	0.11	0.10	0.39	0.41	0.20	0.24	0.14	0.44	0.0010
	Cantidad de bloques	1,110	11,751	2,276	5,271	604	511	5,981	7,288	289	5,506	1,471	589	82.0
	Desviación estándar	0.013	0.018	0.019	0.019	0.020	0.021	0.046	0.047	0.028	0.028	0.030	0.079	0
CuCN, %	Promedio	0.011	0.093	0.044	0.084	0.074	0.085	0.11	0.086	0.046	0.056	0.020	0.12	0.0010
	Mínimo	0.0005	0.0010	0.0010	0.0010	0.0010	0.0011	0.0010	0.000245	0.0027	0.000218	0.000227	0.017	0.0010
	Máximo	0.22	0.81	0.24	0.85	0.51	0.24	1.06	0.97	0.18	1.10	0.14	0.97	0.0010
	Cantidad de bloques	1,110	11,751	2,276	5,271	604	511	5,981	7,288	289	5,506	1,471	589	82.0
	Desviación estándar	0.024	0.074	0.048	0.068	0.066	0.048	0.12	0.11	0.034	0.086	0.023	0.13	0
Talco, %	Promedio	0.18	0.76	0.42	0.71	0.34	0.83	4.12	4.68	3.20	3.14	1.42	4.03	0.0005
	Mínimo	0.0005	0.000071	0.0005	0.000267	0.0005	0.0005	0.00043	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005
	Máximo	5.35	14.1	5.84	11.3	3.49	6.16	28.7	33.5	12.8	18.3	14.5	14.6	0.0005
	Cantidad de bloques	1,110	11,751	2,276	5,271	604	511	5,981	7,288	289	5,506	1,471	589	82.0
	Desviación estándar	0.52	1.24	0.53	1.20	0.43	1.28	3.79	4.51	2.64	2.66	2.19	3.10	0

La Figura 21 muestra las distribuciones de Cu, As, Zn, Fe, F, Mo, Ratox, MgO, CuAS, CuCN y Talco en el depósito por cada alteración.

Figura 21. Distribución de elementos por alteración – Boxplots



5.1.3. Revisión de pruebas metalúrgicas

Dentro de esta sección se presentan los resultados de la revisión de pruebas metalúrgicas, incluyendo información mineralógica y de flotación. La base de datos mineralógica de producción permitió identificar asociaciones relevantes entre especies minerales y el comportamiento metalúrgico.

Los resultados de las pruebas de flotación correspondientes al programa de geometalurgia 2022 se presentan en las tablas posteriores, en donde se evidencia la influencia de la mineralogía y de las condiciones de procesos en la recuperación y leyes del concentrado final.

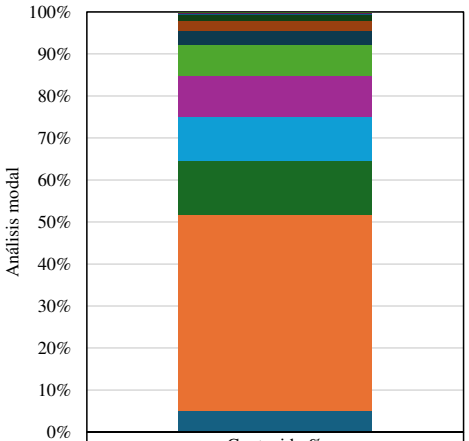
5.1.3.1. Mineralogía: Base de datos de Producción

La Figura 22 y Figura 23 muestran el análisis modal y la composición ponderada de los minerales de cobre en la alimentación a la planta concentradora y en el concentrado final, según las bases de datos procesadas. En la alimentación, los minerales de cobre representan el 1.29% en una matriz dominada por cuarzo, feldespatos y plagioclasas (46.7%), siendo la calcopirita el principal portador (1.15%), seguida por tenantita (0.12%) y trazas de cuprita, covelita, enargita y bornita. La tennantita también aporta arsénico, junto con menores contribuciones de enargita y arsenopirita (<0.001%), mientras que la esfalerita es la principal fuente de zinc (0.27%). En el concentrado final, la proporción de minerales de cobre aumenta a 49.1%, con la calcopirita alcanzando 40.7%, la digenita 4.82%, la tennantita 2.61% y la enargita 0.61%. Se observa la detección de digenita, ausente en la alimentación, mientras que la arsenopirita, presente en la cabeza, ya no figura en el concentrado. Esto sugiere que, durante el proceso de flotación, ciertos minerales pueden enriquecerse en el concentrado, aunque en el alimento estuvieran en una proporción muy baja o por debajo del límite de detección del XRD. Si un mineral está presente en pequeñas cantidades, pero el proceso lo favorece, su concentración aumenta y se vuelve detectable en el análisis modal del concentrado. Esta es una posible explicación, entre otras que no serán abordadas en este estudio por no ser el foco de la investigación.

Es importante señalar que, aunque la información mineralógica presentada es referencial, sigue siendo fundamental para sustentar las relaciones entre los elementos y por ello se consideró en el análisis.

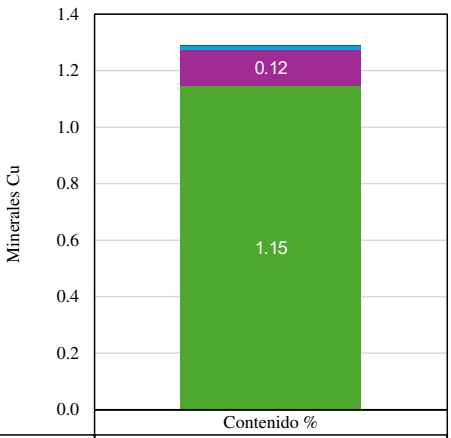
Figura 22. Base de datos mineralógica del alimento a planta. Análisis modal & Minerales Cu (ponderados)

Análisis modal



	Contenido %
Arsenopirita	0.00095
Molibdenita	0.052
Esfalerita	0.27
Carbonatos	0.36
Minerales Cu	1.29
Piroxeno	2.57
Talco	3.17
Serpentina	7.42
Anfíbol	9.89
Minerales Fe	10.3
Micas	12.9
Cuarzo + Feldespatos + Plagioclasas	46.7
Otros minerales	5.03

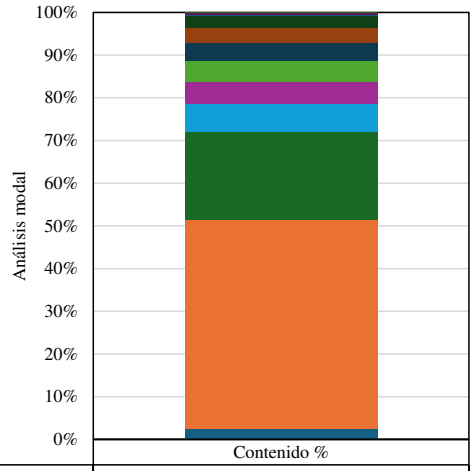
Minerales Cu



	Contenido %
Bornita	0.00040
Enargita	0.00054
Covelita	0.00093
Cuprita	0.015
Tennantita	0.12
Calcopirita	1.15

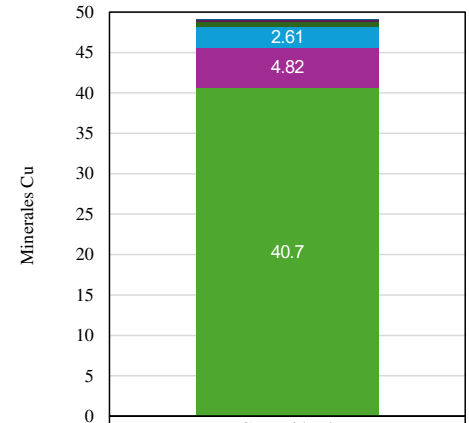
Figura 23. Base de datos mineralógica del concentrado final. Análisis modal & Minerales Cu (ponderados)

Análisis modal



	Contenido %
Carbonatos	0.14
Piroxeno	0.38
Molibdenita	0.39
Anfíbol	2.61
Micas	3.59
Serpentina	4.19
Talco	4.91
Esfalerita	5.12
Cuarzo + Feldespatos + Plagioclasas	6.73
Minerales Fe	20.4
Minerales Cu	49.1
Otros minerales	2.41

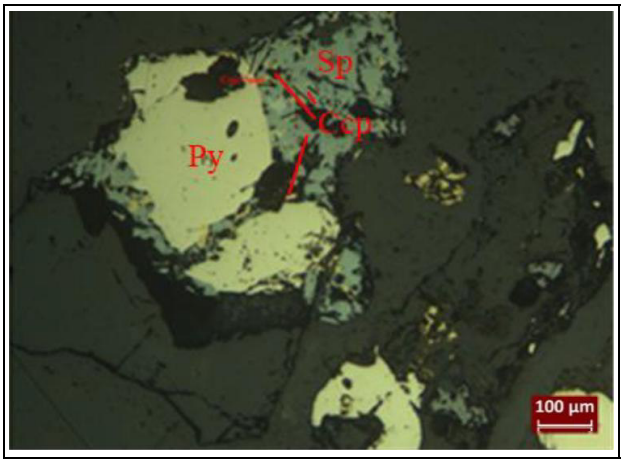
Minerales Cu

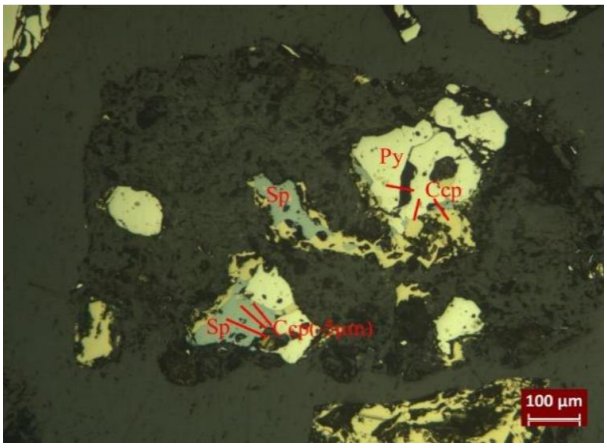


	Contenido %
Cuprita	0.059
Covelita	0.31
Enargita	0.61
Tennantita	2.61
Digenita	4.82
Calcopirita	40.7

La Figura 24 muestra dos micrografías obtenidas mediante microscopía óptica de una muestra de mineral de cabeza. En ambas imágenes, se observa el intercrecimiento de la pirita (Py), esfalerita (Sp) y calcopirita (Ccp).

Figura 24. Microscopía óptica. Asociación de pirita – esfalerita - calcopirita





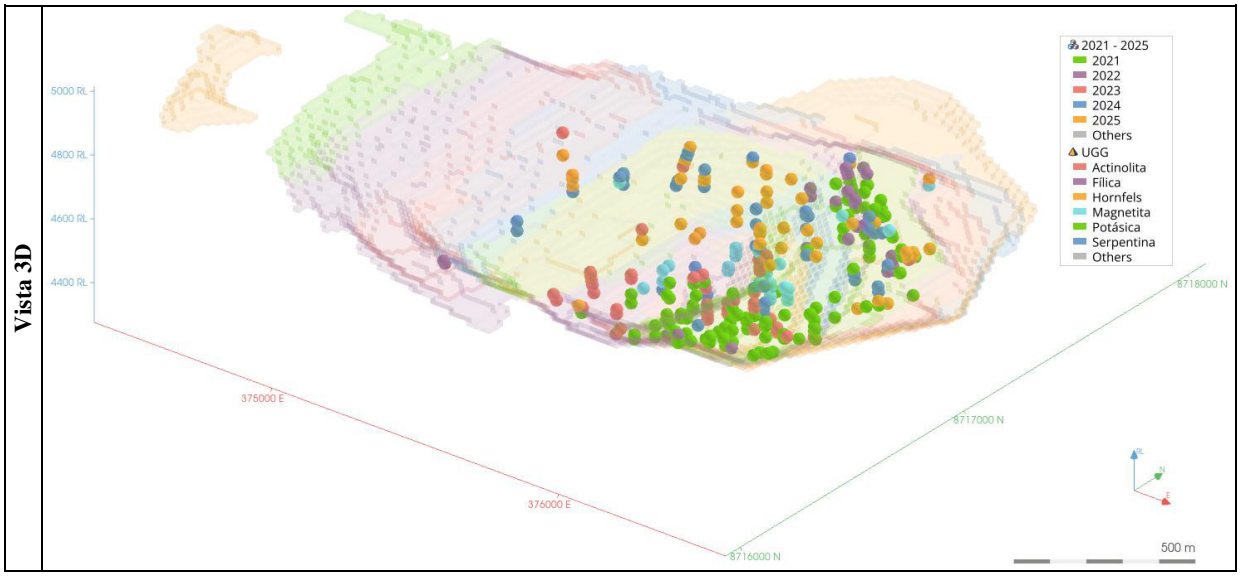
Crecimiento intergranular de pirita (Py), esfalerita (Sp) y calcopirita (Ccp); la esfalerita envuelve a la calcopirita ultrafina (<5µm).

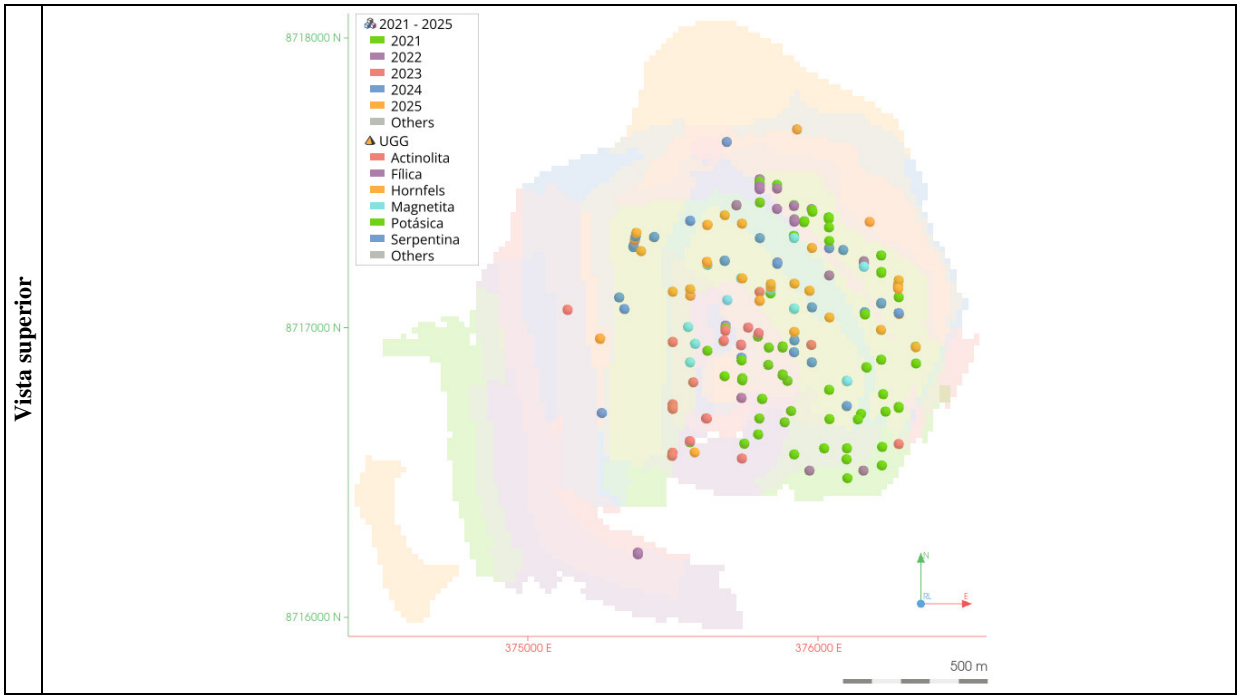
En resumen, las gráficas muestran que la recuperación de Cu y las leyes de Cu y Zn en el concentrado final están influenciadas por la presencia de esfalerita, covelita y cuprita. La esfalerita, al estar intercrecida con la calcopirita en tamaños ultrafinos, puede flotar por arrastre junto a la calcopirita o activarse si la molienda la libera, debido a los iones Cu desprendidos de sulfuros secundarios y/u óxidos de cobre. Esto reduce la recuperación y ley de Cu en el concentrado final, mientras que incrementa la ley de Zn. Asimismo, la presencia de As en minerales sulfurados de Cu, como la tennantita y/o enargita, influye directamente en la ley de As en el concentrado final, condicionando su calidad y pureza.

5.1.3.2. Flotación: Geometalurgia 2022

El proyecto de geometalurgia, en su primera fase, incluyó la selección de 295 muestras tomadas de perforaciones diamantinas, que fueron utilizadas para el desarrollo de los siguientes modelos de predicción: Tonelaje de procesamiento (t/h), recuperación final de Cu (%), ley final de Cu (%), consumo de cal (g/t) y porcentaje de sólidos en la descarga de espesamiento de relaves (%). La Figura 25 muestra la ubicación de las 295 muestras en el yacimiento Toromocho.

Figura 25. Geometalurgia 2022. Ubicación de muestras

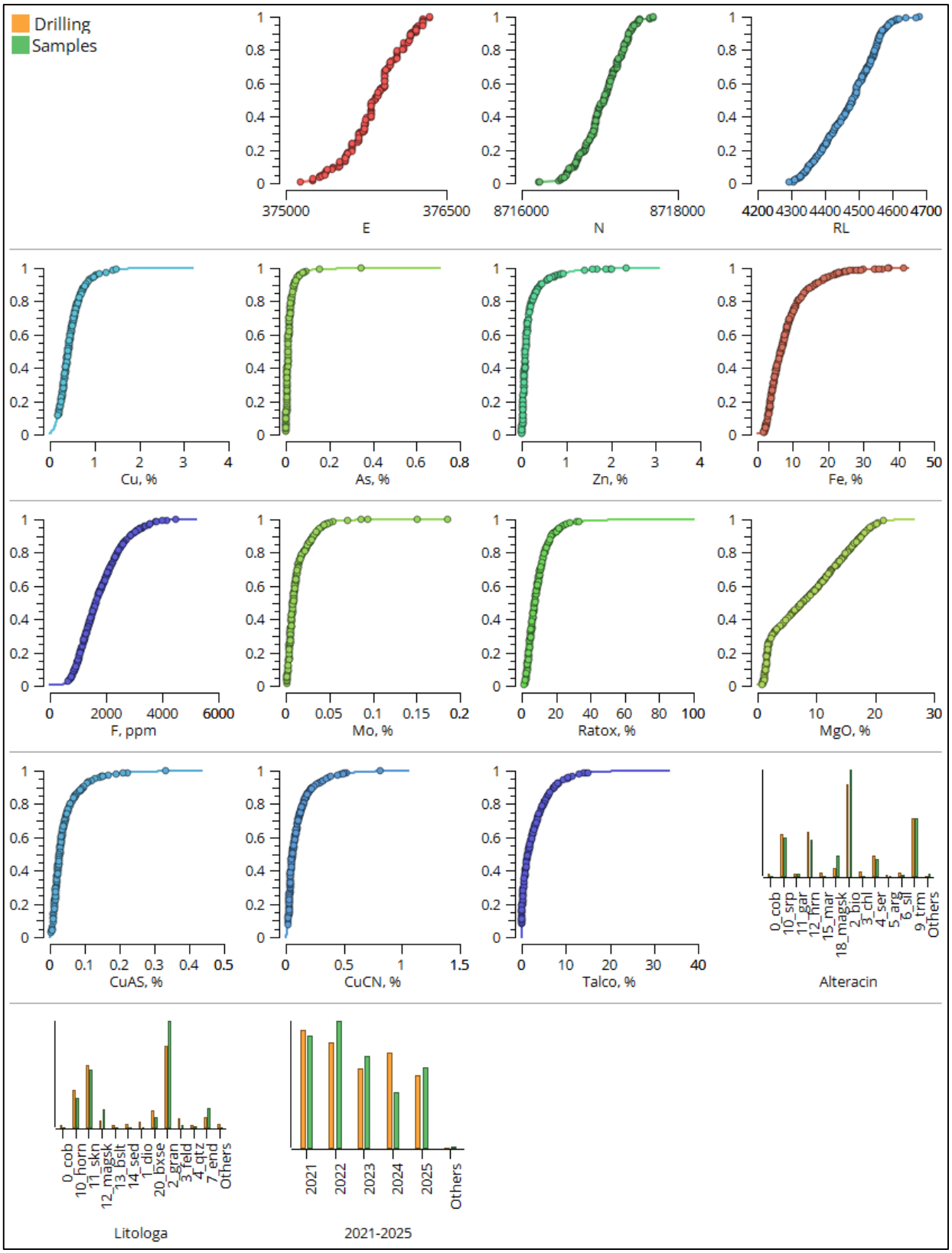




La Figura 26 presenta la distribución de las leyes geoquímicas y propiedades de roca de las muestras comparadas al recurso que buscan representar. La línea continua en las curvas de probabilidad indica la distribución de valores en la base de datos de perforaciones que interceptan el recurso, y los puntos indican los mismos valores geoquímicos de las muestras seleccionadas. Es generalmente aceptado que, si las muestras cubren rangos y distribuciones similares al depósito, entonces se espera que estas sean representativas.

El análisis de representatividad con las leyes geoquímicas de las muestras indica que son representativas de las alteraciones y leyes en el modelo de bloques de Toromocho.

Figura 26. Geometalurgia 2022. Análisis de representatividad de muestras



La Figura 28 y Figura 29 muestran los gráficos de dispersión de las leyes geoquímicas y análisis químicos de cabeza respecto a la recuperación final teniendo en
de flotación siguiendo el flujograma de flotación mostrado en la Figura 27.

Figura 27. Geometalurgia 2022. Flujograma de flotación MCP.

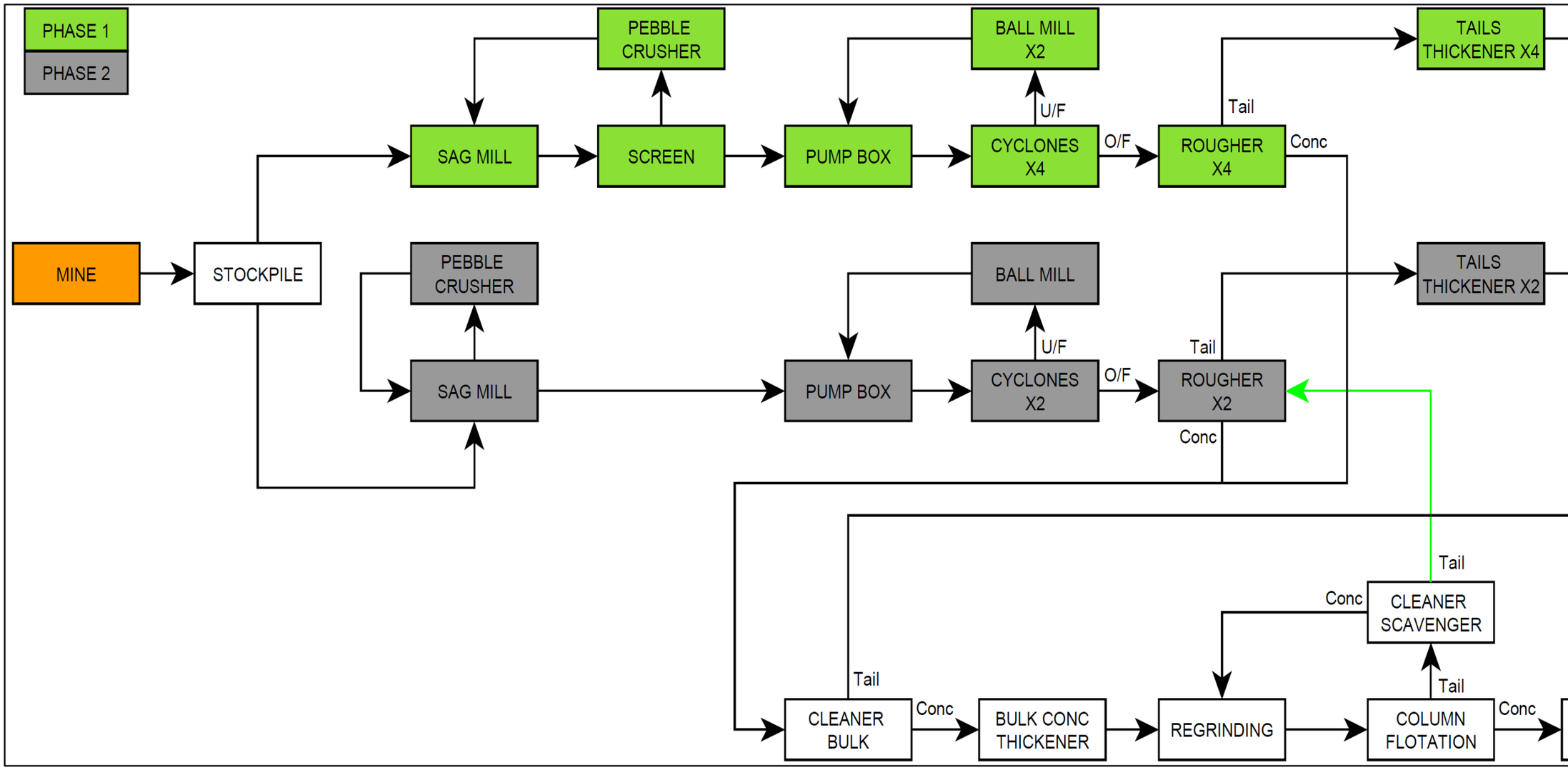
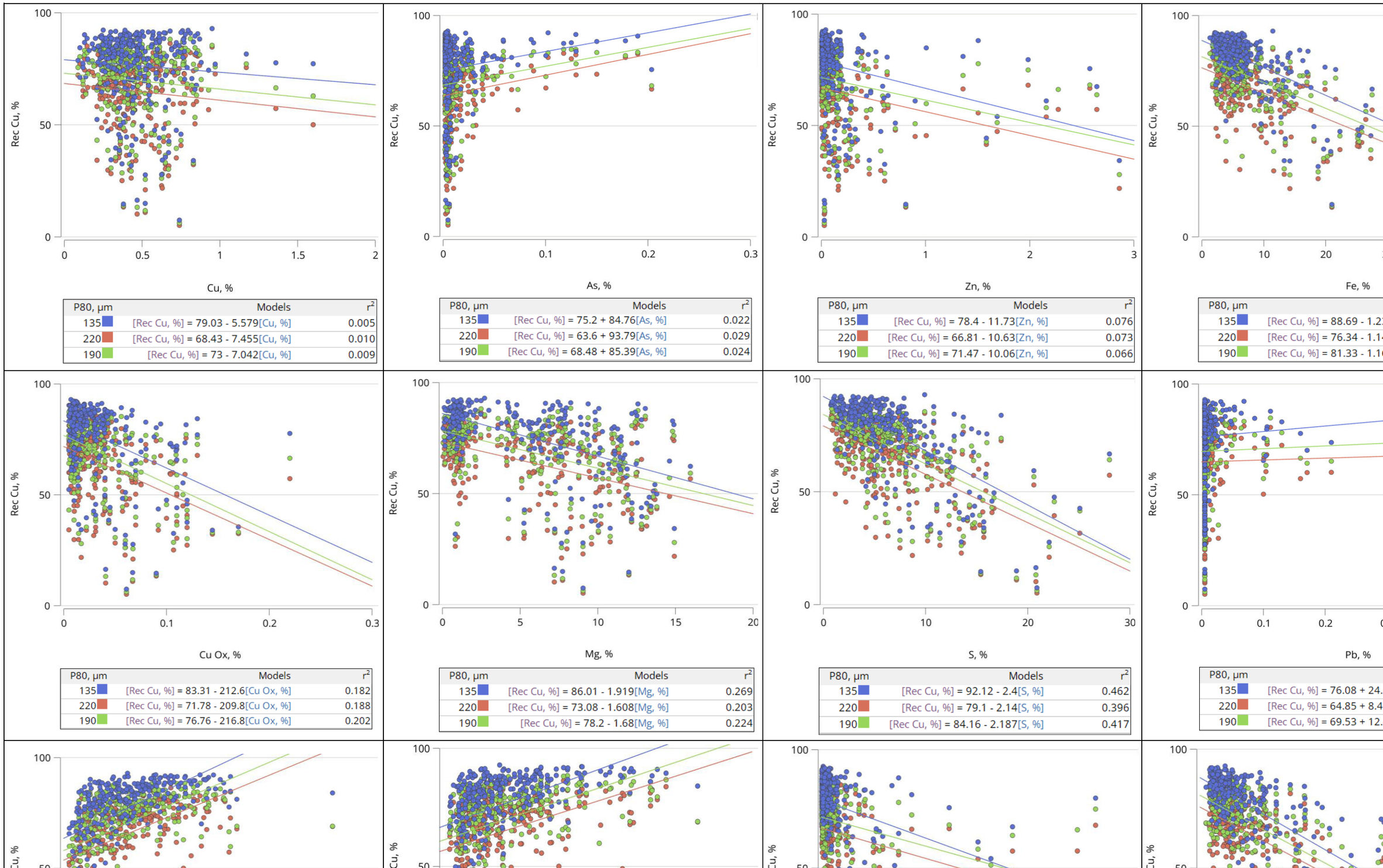


Figura 28. Geometalurgia 2022. Gráficos de dispersión. Leyes geoquímicas vs Recuperación Cu.



Figura 29. Geometalurgia 2022. Gráficos de dispersión. Análisis químicos vs Recuperación Cu.



Los coeficientes de determinación en las relaciones lineales de los gráficos anteriores para el P80 de 190 µm, que corresponde al de producción, muestran preliminarmente que la recuperación de Cu está influenciada por varios elementos.

Los siguientes elementos presentan una relación inversa con la recuperación de Cu, ya que están relacionadas con la presencia de minerales que dificultan el proceso metalúrgico. El Fe tiene la mayor correlación ($r^2 = 0.548$), lo que indica su relación con minerales como magnetita y pirita. El S también es relevante ($r^2 = 0.417$), ya que refleja la presencia de minerales sulfurados. El MgO ($r^2 = 0.254$) y Mg ($r^2 = 0.224$) indican la presencia de talco como ganga. El CuOx ($r^2 = 0.202$) (Cu soluble en ácido cítrico) refleja la presencia de minerales oxidados como cuprita, mientras que Ratox ($r^2 = 0.141$) (ratio Cu soluble en ácido sulfúrico entre Cu total) y CuAS ($r^2 = 0.118$) (Cu soluble en ácido sulfúrico) pueden estar asociados tanto a minerales oxidados como a minerales de cobre secundarios de granulometría fina, como bornita, covelita y digenita. El Zn ($r^2 = 6.6$) está vinculado con esfalerita, cuya activación por iones de Cu dificulta la recuperación.

Por otro lado, los siguientes ratios muestran una relación directa con la recuperación de Cu. El Cu/Fe ($r^2 = 0.262$), Cu/Zn ($r^2 = 0.063$) y Cu/S ($r^2 = 0.179$) influyen en la recuperación de Cu, ya que una mayor cantidad de minerales de cobre en el alimento en comparación con los minerales de Fe como pirita o magnetita, minerales de Zn como la esfalerita y algunos minerales sulfurados en general favorece una mayor recuperación.

En contraste, los ratios inversos muestran una relación negativa con la recuperación de Cu, con mayores coeficientes de determinación: Fe/Cu ($r^2 = 0.431$), Zn/Cu ($r^2 = 0.067$) y S/Cu ($r^2 = 0.239$).

En esta sección se analizan relaciones lineales, pero en las siguientes secciones también se considerarán relaciones no lineales cuando sea necesario para mejorar la precisión de los modelos de predicción. Si bien la recuperación de Cu es la variable a predecir, el contenido de Cu en la cabeza no muestra una relación fuerte con ella. En cambio, otros elementos incluidos los ratios presentan una correlación más relevante, ya que reflejan mejor la composición química, mineralógica y metalúrgica del material procesado. Esto se debe a que la recuperación no depende únicamente de la cantidad de Cu total, sino de su asociación con otros minerales.

5.1.4. Modelamiento con enfoque geometalúrgico

El modelamiento con enfoque geometalúrgico se desarrolló a partir de técnicas de regresión múltiple, considerando variables geológicas, mineralógicas y operativas. Se evaluaron distintos modelos, seleccionando aquellos que cumplieron criterios estadísticos y metalúrgicos.

5.1.4.1. Modelo de recuperación de Cu

El modelo de recuperación de cobre fue construido mediante un proceso secuencial de selección de variables, mostrados en las tablas posteriores en la que presentan los resultados de las regresiones preliminares, la selección del modelado final y su rango de aplicabilidad.

5.1.4.1.1. Selección de características principales

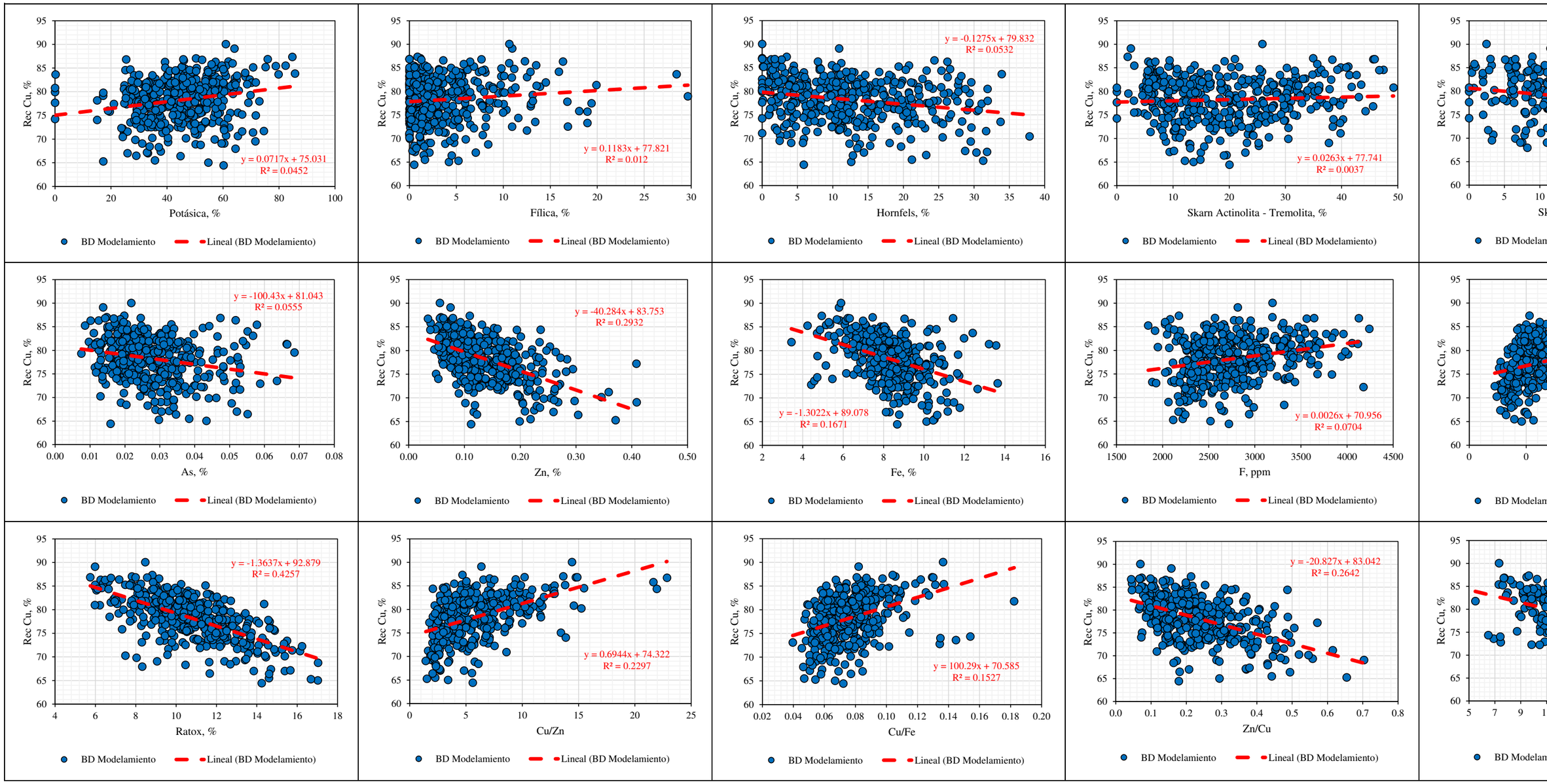
Las posibles características seleccionadas para modelar la recuperación de Cu se presentan en la Tabla 23.

Tabla 23. Recuperación de Cu. Selección de características principales

Categoría	Características
Alteraciones	Potásica, %
	Fílica, %
	Honfels, %
	Skarn Actinolita – Tremolita, %
	Skarn Serpentina – Magnetita, %
Análisis químicos	Cu, %
	As, %
	Zn, %
	Fe, %
	F, ppm
	Mo, %
	MgO, %
	Ratox, %
Ratios	Cu/Zn
	Cu/Fe
	Zn/Cu
	Fe/Cu
XRD	Talco, %

La Figura 30 muestra los gráficos de dispersión de las características identificadas en la Tabla 23 respecto a la recuperación final de Cu.

Figura 30. Modelo de recuperación de Cu. Gráficos de dispersión



Los elementos que tienen los mayores coeficientes de determinación son Ratox ($r^2 = 0.4257$), MgO ($r^2 = 0.3085$), Zn ($r^2 = 0.2932$), Zn/Cu ($r^2 = 0.2642$), Mo (r^2 ($r^2 = 0.1527$) y Fe ($r^2 = 0.1671$). El Fe y Cu/Fe fueron incluidos porque, según la información del programa Geometalurgia 2022, presentan correlaciones alta menores no se considerarán en la lista. Del mismo modo, aunque las alteraciones muestran una tendencia clara, ya sea positiva o negativa respecto a la recuperac

La Tabla 24 muestra que, en una regresión preliminar global de la recuperación de Cu considerando las variables con mayor correlación seleccionadas en el párrafo anterior.

Tabla 24. Modelo de recuperación de Cu. Regresión preliminar global (ANOVA)

Resumen

Estadísticas de la regresión	
Coeficiente de correlación múltiple	0.83
Coeficiente de determinación R^2	0.69
R^2 ajustado	0.68
Error típico	2.62
Observaciones	420

ANÁLISIS DE VARIANZA

	Grados de libertad	*Suma de cuadrados*	*Promedio de los cuadrados*	*F*	*Valor crítico de F*
Regresión	9.00	6,277	697	101	1.95006E-98
Residuos	410	2,824	6.89		
Total	419	9,100			

	Coeficientes	*Error típico*	*Estadístico t*	*Probabilidad*	*Inferior 95%*	*Superior 95%*	*Inferior 99%*	*Superior 99%*
Intercepción	109	3.51	31.2	3.2572E-110	103	116	100	119
Ratox, %	-1.18	0.068	-17.3	6.94731E-51	-1.31	-1.05	-1.36	-1.00
MgO, %	-0.47	0.079	-5.93	6.48149E-09	-0.62	-0.31	-0.67	-0.26
Zn, %	11.3	17.1	0.66	0.51	-22.4	44.9	-33.0	55.5
Zn/Cu	-13.7	9.66	-1.41	0.16	-32.6	5.33	-38.7	11.3
Mo, %	-26.6	22.6	-1.18	0.24	-71.0	17.7	-85.0	31.8
Cu/Zn	0.14	0.089	1.52	0.13	-0.040	0.31	-0.095	0.37
Fe/Cu	-0.49	0.21	-2.29	0.023	-0.90	-0.068	-1.03	0.064
Cu/Fe	-56.8	22.3	-2.55	0.011	-101	-12.9	-115	0.95
Fe, %	-0.28	0.31	-0.91	0.36	-0.89	0.33	-1.08	0.52

El Mo se debe excluir del modelo debido a su probabilidad (p-value) mayor a 0.05 y a que su intervalo de confianza incluye el cero, lo que indica que su coeficiente es probablemente cero.
En el caso del Cu/Zn, Zn/Cu, Zn, sus p-value superiores a 0.05 y sus intervalos de confianza que incluyen el cero se deben a la colinealidad entre ellos, lo que puede ampliar los intervalos de confianza y reducir la precisión de sus coeficientes, afectando así la interpretación de su efecto en el modelo. De manera similar, el Fe presenta la misma situación respecto al Cu/Fe y Fe/Cu. Esto se evidencia al comparar una regresión realizada con las variables individuales frente a una que incluya los ratios, como se muestra en las Tabla 25 y Tabla 26, donde los p-value e intervalos de confianza en ambos casos resultan estadísticamente aceptables.

Tabla 25. Modelo de recuperación de Cu. Regresión preliminar de variables individuales (ANOVA)

Estadísticas de la regresión	
Coeficiente de correlación múltiple	0.80
Coeficiente de determinación R^2	0.64
R^2 ajustado	0.64
Error típico	2.79
Observaciones	420

ANÁLISIS DE VARIANZA

	Grados de libertad	*Suma de cuadrados*	*Promedio de los cuadrados*	*F*	*Valor crítico de F*
Regresión	4.00	5,868	1,467	188	6.88781E-92
Residuos	415	3,232	7.79		
Total	419	9,100			

	Coeficientes	*Error típico*	*Estadístico t*	*Probabilidad*	*Inferior 95%*	*Superior 95%*	*Inferior 99%*	*Superior 99%*
Intercepción	99.2	0.94	106	3.6091E-302	97.4	101	96.8	102
Zn, %	-20.4	2.70	-7.56	2.58722E-13	-25.7	-15.1	-27.4	-13.4
Fe, %	-0.37	0.11	-3.43	0.00065525	-0.58	-0.16	-0.65	-0.091
MgO, %	-0.42	0.082	-5.13	4.46353E-07	-0.58	-0.26	-0.63	-0.21
Ratox, %	-1.08	0.064	-16.9	5.25558E-49	-1.20	-0.95	-1.24	-0.91

Tabla 26. Modelo de recuperación de Cu. Regresión preliminar incluyendo ratios (ANOVA)

Estadísticas de la regresión	
Coeficiente de correlación múltiple	0.81
Coeficiente de determinación R^2	0.66
R^2 ajustado	0.65
Error típico	2.75
Observaciones	420

ANÁLISIS DE VARIANZA

	Grados de libertad	*Suma de cuadrados*	*Promedio de los cuadrados*	*F*	*Valor crítico de F*
Regresión	4.00	5,964	1,491	197	1.3448E-94
Residuos	415	3,136	7.56		
Total	419	9,100			

	Coeficientes	*Error típico*	*Estadístico t*	*Probabilidad*	*Inferior 95%*	*Superior 95%*	*Inferior 99%*	*Superior 99%*
Intercepción	90.7	1.10	82.4	2.2932E-259	88.5	92.8	87.8	93.5
Cu/Zn	0.27	0.051	5.30	1.88328E-07	0.17	0.37	0.14	0.41
Cu/Fe	39.0	8.80	4.43	1.21019E-05	21.7	56.3	16.2	61.7
MgO, %	-0.59	0.068	-8.68	8.94543E-17	-0.72	-0.46	-0.77	-0.41
Ratox, %	-1.11	0.063	-17.8	7.0733E-53	-1.24	-0.99	-1.27	-0.95

En ese sentido, para la generación de modelos se seleccionaron el Ratox, MgO, Zn, Zn/Cu, Cu/Zn, Fe/Cu, Cu/Fe y Fe, buscando minimizar la colinealidad y garantizar una representación metalúrgicamente coherente de manera parsimónica.

5.1.4.1.2. Selección de dominios

Las tendencias consistentes en los gráficos de dispersión de la recuperación de Cu en función de las variables seleccionadas de la sección anterior sugieren que es viable desarrollar un modelo con un enfoque global. Este enfoque es suficiente para capturar las tendencias generales y crear un modelo predictivo robusto, sin la necesidad de segmentar los datos en dominios.

5.1.4.1.3. Selección del modelo

La Tabla 27 muestra los posibles modelos correspondientes a la recuperación final de Cu.

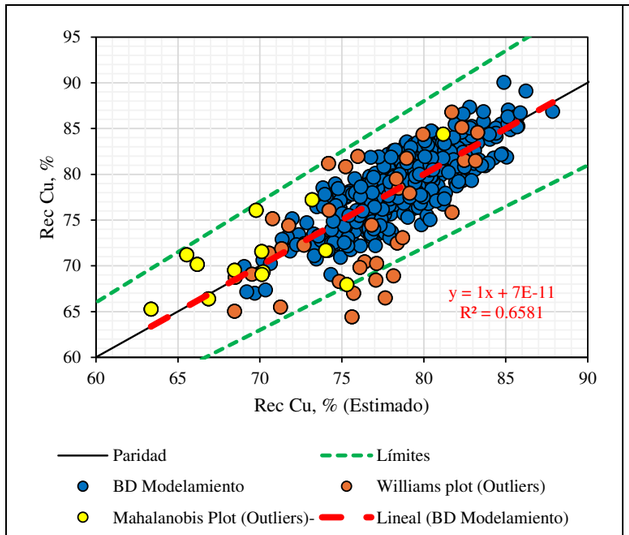
Tabla 27. Recuperación de Cu. Selección del modelo

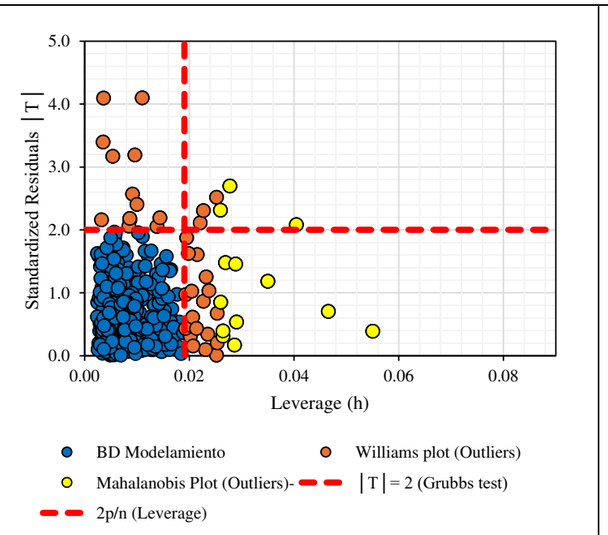
N°	Posibles modelos	r^2	r^2 (ajustado)	AIC	BIC	Validación
1	99.9 – 0.41*Fe – 12.8*Zn/Cu – 0.40*MgO – 1.12*Ratox	0.67	0.67	836	856	-
2	**97.8 – 12.8*Zn/Cu – 0.52*MgO – 1.14*Ratox**	**0.66**	**0.66**	**849**	**865**	**Seleccionado**
3	92.7 – 16.7*Zn + 47.2*Cu/Fe – 0.46*MgO – 1.11*Ratox	0.66	0.66	845	866	-
4	95.5 – 0.45*Fe + 0.39*Cu/Zn – 0.50*MgO – 1.07*Ratox	0.65	0.65	856	876	-
5	99.2 – 20.4*Zn – 0.37*Fe – 0.42*MgO – 1.08*Ratox	0.64	0.64	867	887	-
6	93.4 + 0.37*Cu/Zn – 0.64*MgO – 1.10*Ratox	0.64	0.64	872	888	-
7	91.8 + 59.7*Cu/Fe – 0.69*MgO – 1.14*Ratox	0.63	0.63	880	896	-
8	99.7 – 0.39*Fe – 0.74*MgO – 1.12*Ratox	0.60	0.59	919	935	-
9	97.7 – 0.85*MgO – 1.14*Ratox	0.58	0.58	929	941	-
10	92.9 – 1.36*Ratox	0.43	0.42	1,063	1,071	-
11	88.0 – 1.15*MgO	0.31	0.31	1,141	1,149	-

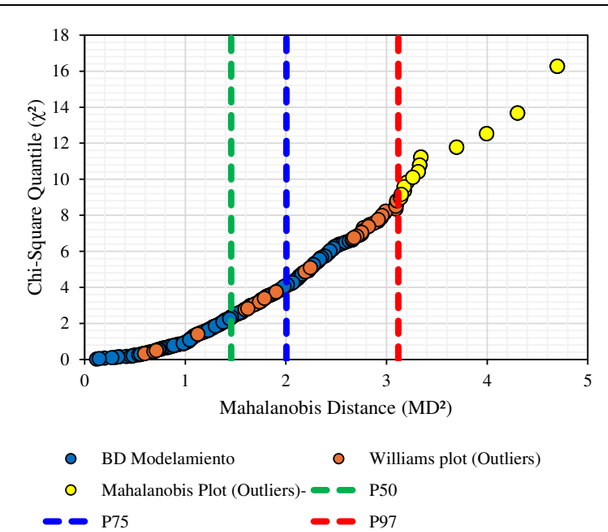
El Modelo 2 fue seleccionado por su ajuste adecuado ($r^2 = 0.66$), y su mayor parsimonia, ya que, aunque el Modelo 1 alcanza un r^2 ligeramente superior (0.67), la mejora es mínima (1%) y no justifica su complejidad adicional. Con un AIC de 849 y BIC de 865, solo 13 y 9 unidades por encima del Modelo 1, estas diferencias se consideran aceptables, logrando un balance entre precisión, simplicidad y fundamentación metalúrgica, lo que indica que es un modelo robusto, cuyas variables Zn/Cu, MgO y Ratox explican de forma coherente el proceso de flotación.

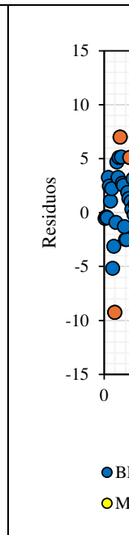
La Figura 31 muestra el desarrollo estadístico del modelo 4.

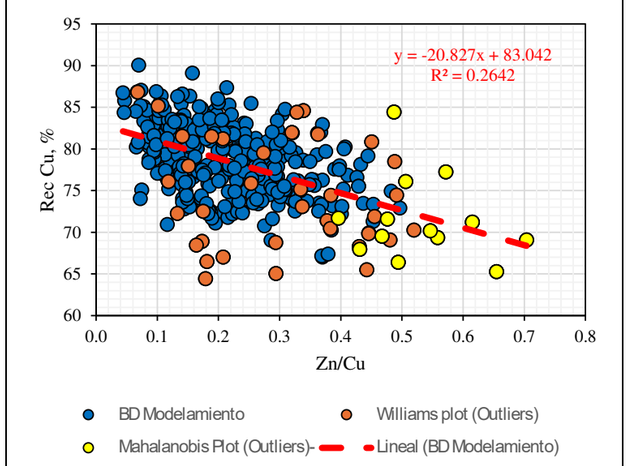
Figura 31. Modelo de recuperación de Cu. Modelo seleccionado (ANOVA & Análisis gráfico).

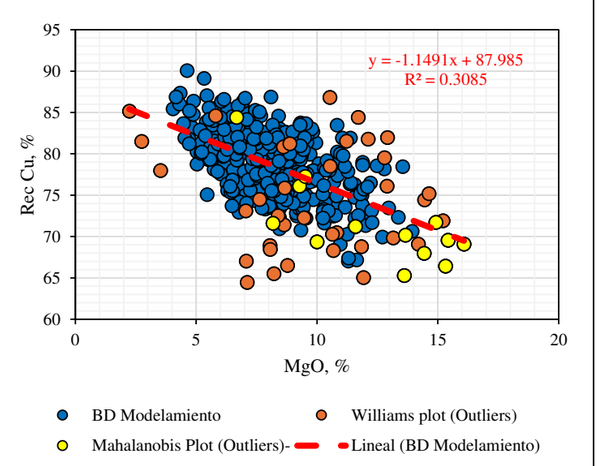


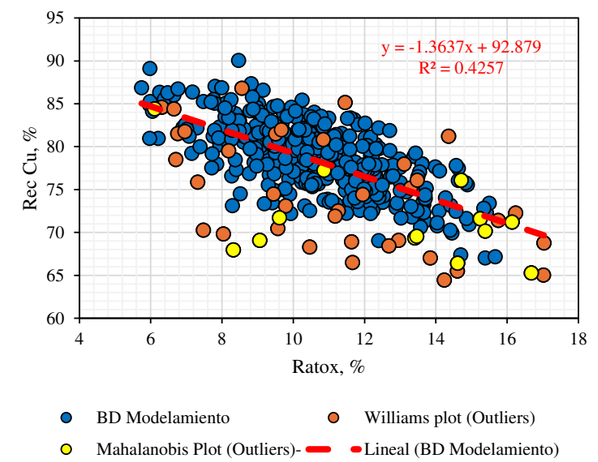


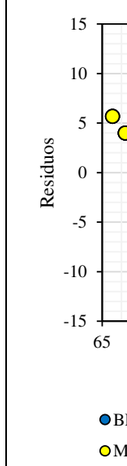










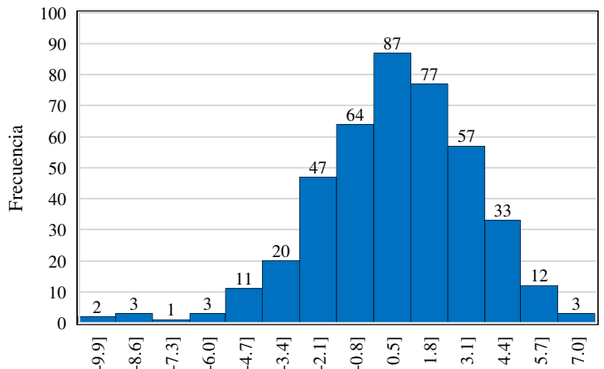


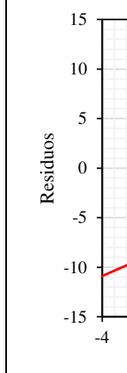
Resumen

Estadísticas de la regresión	
Coeficiente de correlación múltiple	0.81
Coeficiente de determinación R^2	0.66
R^2 ajustado	0.66
Error típico	2.73
Observaciones	420

ANÁLISIS DE VARIANZA

	Grados de libertad	*Suma de cuadrados*	*Promedio de los cuadrados*	*F*	*Valor crítico de F*
Regresión	3.00	5,989	1,996	267	1.49224E-96
Residuos	416	3,111	7.48		
Total	419	9,100			





5.1.4.1.4. Implementación del modelo

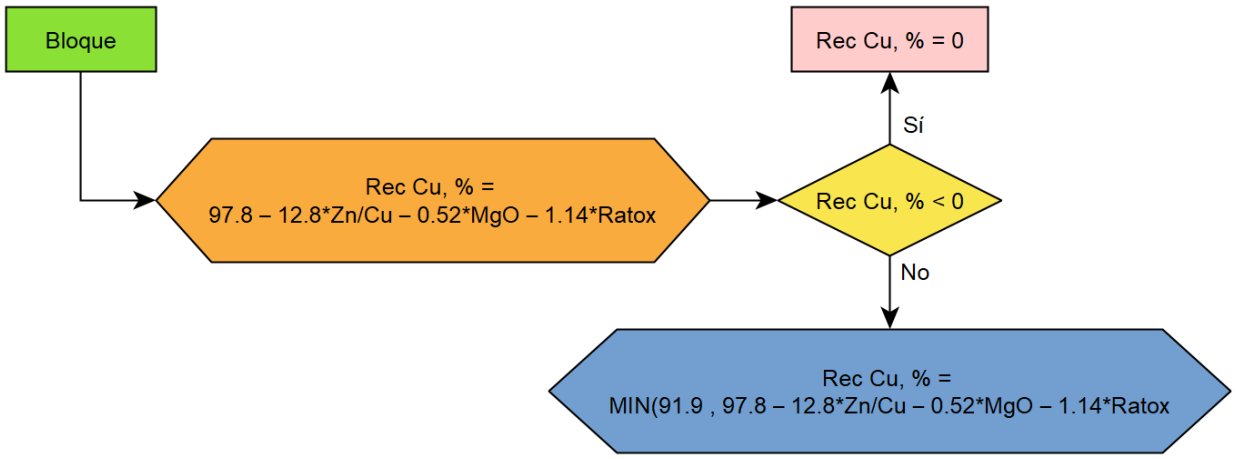
La implementación del modelo requiere el poblamiento de cada bloque utilizando la ecuación de recuperación de Cu. Dado que el modelo generado tiene un rango de aplicación más limitado en comparación con el rango de leyes del yacimiento, se aplicarán los criterios de la Tabla 28 para lograr una mayor coherencia de las estimaciones durante la implementación en el modelo de bloques y en la operación.

Tabla 28. Recuperación de Cu. Criterios de implementación

N°	Criterio condicional (Si:)	Recuperación estimada de Cu	Comentarios
1	Modelo de recuperación de Cu < 0	0	Evitará estimaciones negativas
2	Modelo de recuperación de Cu >= 0	MIN(91.9,Modelo de recuperación de Cu)	Evitará estimaciones fuera de rango histórico de producción. Valor máximo en la base de datos de producción = 91.9

La Figura 32 muestra el algoritmo de implementación en el modelo de bloques.

Figura 32. Modelo de recuperación de Cu. Algoritmo de implementación.

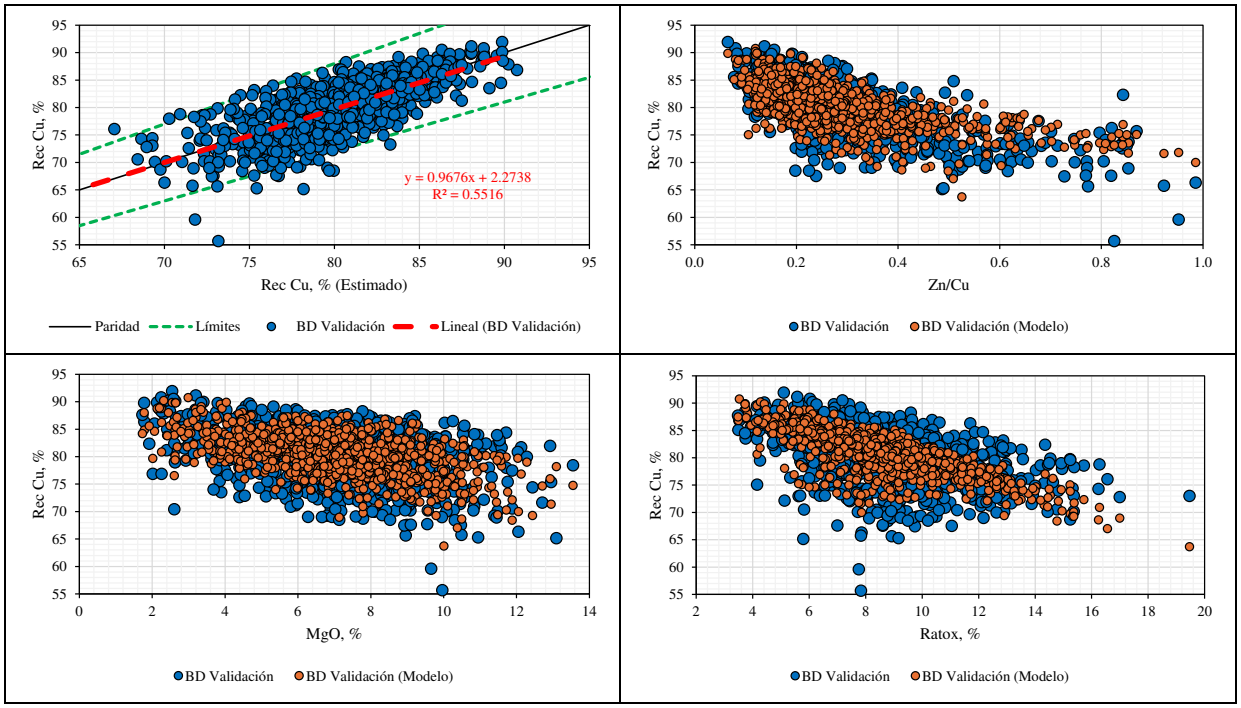


El límite o valor máximo del modelo puede definirse tomando la máxima recuperación de Cu obtenida en producción o, preferiblemente, estimarse a partir de bloques con picos altos según lo estimado mediante la aplicación del modelo sin límite, realizando al menos una prueba de ciclo cerrado para validar la máxima recuperación de Cu alcanzable.

5.1.4.1.5. Validación del modelo

La Figura 33 muestra las recuperaciones diarias de Cu en el concentrado final correspondientes a la data de producción de los años 2022, 2023 y 2024, comparándolos con las estimaciones del modelo propuesto, el mismo que está dentro del comportamiento observado en la operación.

Figura 33. Modelo de recuperación de Cu. Validación del modelo



5.1.4.1.6. Rango de aplicabilidad

El modelo de recuperación de Cu es aplicable según lo indicado en la Tabla 29. Los rangos de aplicabilidad acotados indican la necesidad de desarrollar un proyecto cuyo rango de aplicabilidad sea más amplio, ya que las estimaciones realizadas entre valores fuera del rango indicado tienen una confiabilidad menor.

Tabla 29. Recuperación de Cu. Rango de aplicabilidad

Rango de aplicabilidad	Zn/Cu	Ratox, %	MgO, %
Mínimo	0.044	5.74	2.24
Máximo	0.70	17.0	16.1

5.1.4.2. Modelo de ley de Cu en el concentrado final

El modelo de ley de cobre en el concentrado final se desarrolló considerando variables representativas del proceso de flotación. Los criterios de implementación y el rango de aplicabilidad del modelo se muestran en las siguientes tablas.

5.1.4.2.1. Selección de características principales

Contando con el modelo de recuperación de Cu anterior, la ley de Cu en el concentrado final puede determinarse a través del cálculo metalúrgico de la Ecuación (1):

$$Conc\_Cu,\% = \frac{Cu,\% * Rec\ Cu,\%}{Mass\ pull,\%} \quad \text{.....} \quad \text{Ecuación (1)}$$

Donde:

- Con_Cu, % = Ley de Cu en el concentrado final
- Cu, % = Ley de Cu en la cabeza
- Rec Cu, % = Recuperación de Cu en el concentrado final
- Mass pull, % = Ratio de tonelaje de concentrado final entre tonelaje de alimentación

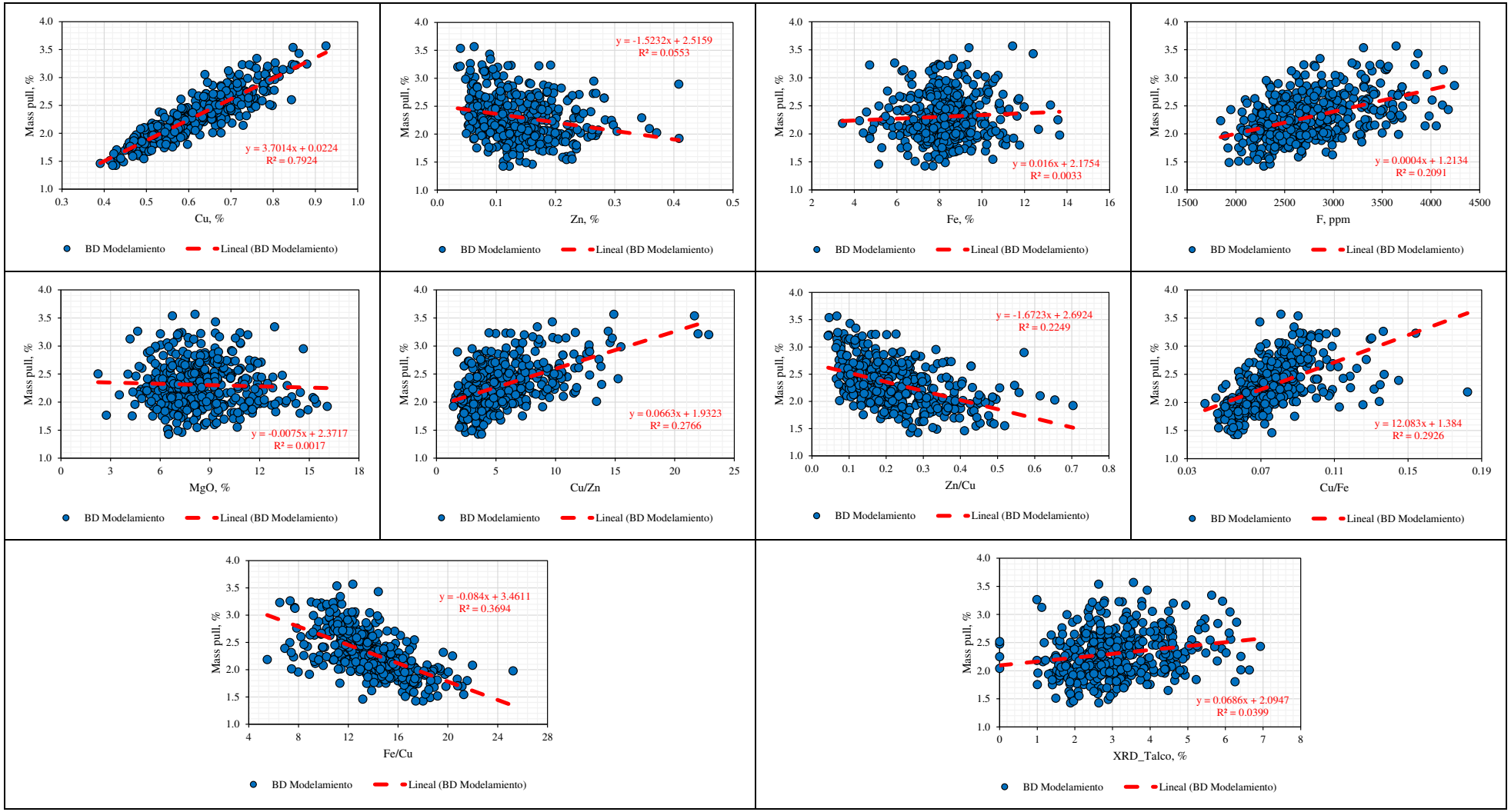
Considerando que la ley de Cu en la alimentación es determinada operacionalmente y la recuperación de Cu será estimada a partir del modelo predictivo, se plantea el desarrollo de un modelo de mass pull, cuyas posibles variables predictoras se detallan en la Tabla 30.

Tabla 30. Mass pull. Selección de características principales

Categoría	Características
Análisis químicos	Cu, %
	Zn, %
	Fe, %
	F, ppm
	MgO, %
Ratios	Cu/Zn
	Zn/Cu
	Cu/Fe
	Fe/Cu
XRD	Talco, %

La Figura 34 muestra los gráficos de dispersión de las características identificadas en la Tabla 30 respecto al mass pull.

Figura 34. Mass pull. Gráficos de dispersión



Los elementos que presentan los mayores coeficientes de determinación con respecto al mass pull son Cu ($r^2 = 0.7924$), Fe/Cu ($r^2 = 0.3694$), Cu/Fe ($r^2 = 0.2926$), Cu/Zn ($r^2 = 0.2766$), Zn/Cu ($r^2 = 0.2249$) y F ($r^2 = 0.2091$). No obstante, únicamente el Cu evidencia una influencia significativa, tanto por su coeficiente de determinación como por la tendencia observada en su gráfico de dispersión. En consecuencia, se selecciona al Cu como único predictor, con el fin de minimizar la colinealidad entre variables y asegurar una representación del fenómeno que sea parsimoniosa y coherente desde el punto de vista metalúrgico.

5.1.4.2.2. Selección de dominios

La tendencia consistente en el gráfico de dispersión de mass pull en función del Cu sugiere que es viable desarrollar un modelo con un enfoque global. Este enfoque es suficiente para capturar las tendencias generales y crear un modelo predictivo robusto, sin la necesidad de segmentar los datos en dominios.

5.1.4.2.3. Selección del modelo

La Tabla 31 muestra los posibles modelos correspondientes al mass pull.

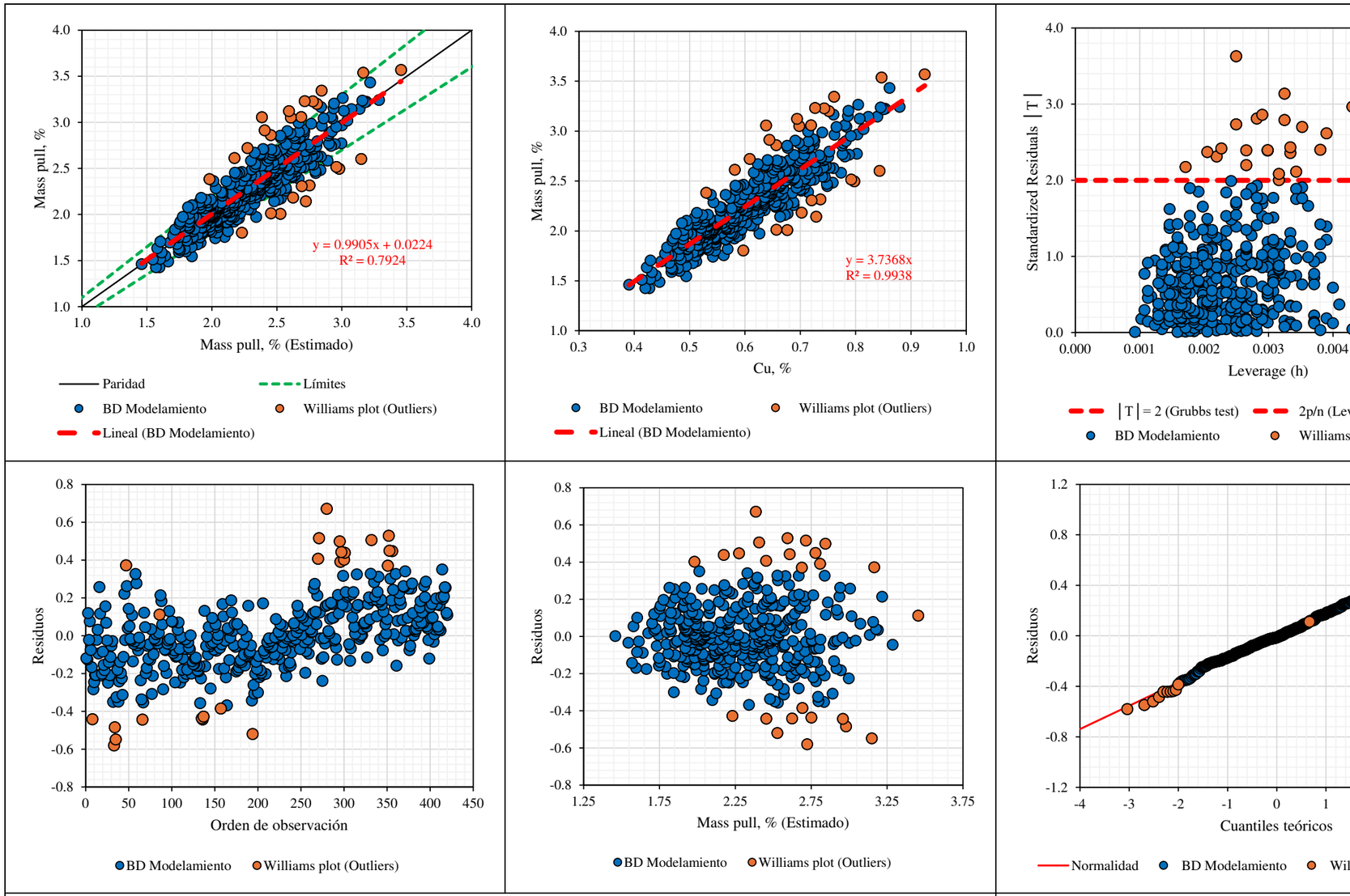
Tabla 31. Mass pull. Selección del modelo

N°	Posibles modelos	r^2	r^2 (ajustado)	Validación
1	**3.74*Cu**	**0.99**	**0.99**	**Seleccionado**
2	0.022 + 3.70*Cu	0.79	0.79	-

El Modelo 1 fue seleccionado debido a su excelente ajuste ($r^2 = 0.99$) y su parsimonia, al requerir únicamente la ley de Cu como variable explicativa. Este modelo reproduce adecuadamente la tendencia del mass pull sin necesidad de incluir un término independiente, lo cual resulta coherente desde el punto de vista metalúrgico, ya que no se esperaría generación de mass pull en ausencia de contenido de Cu. De este modo, el modelo logra un equilibrio entre precisión, simplicidad y fundamentación técnica, lo que respalda su robustez.

La Figura 35 muestra el desarrollo estadístico del modelo 4.

Figura 35. Modelo de mass pull. Modelo seleccionado (ANOVA & Análisis gráfico).



Resumen

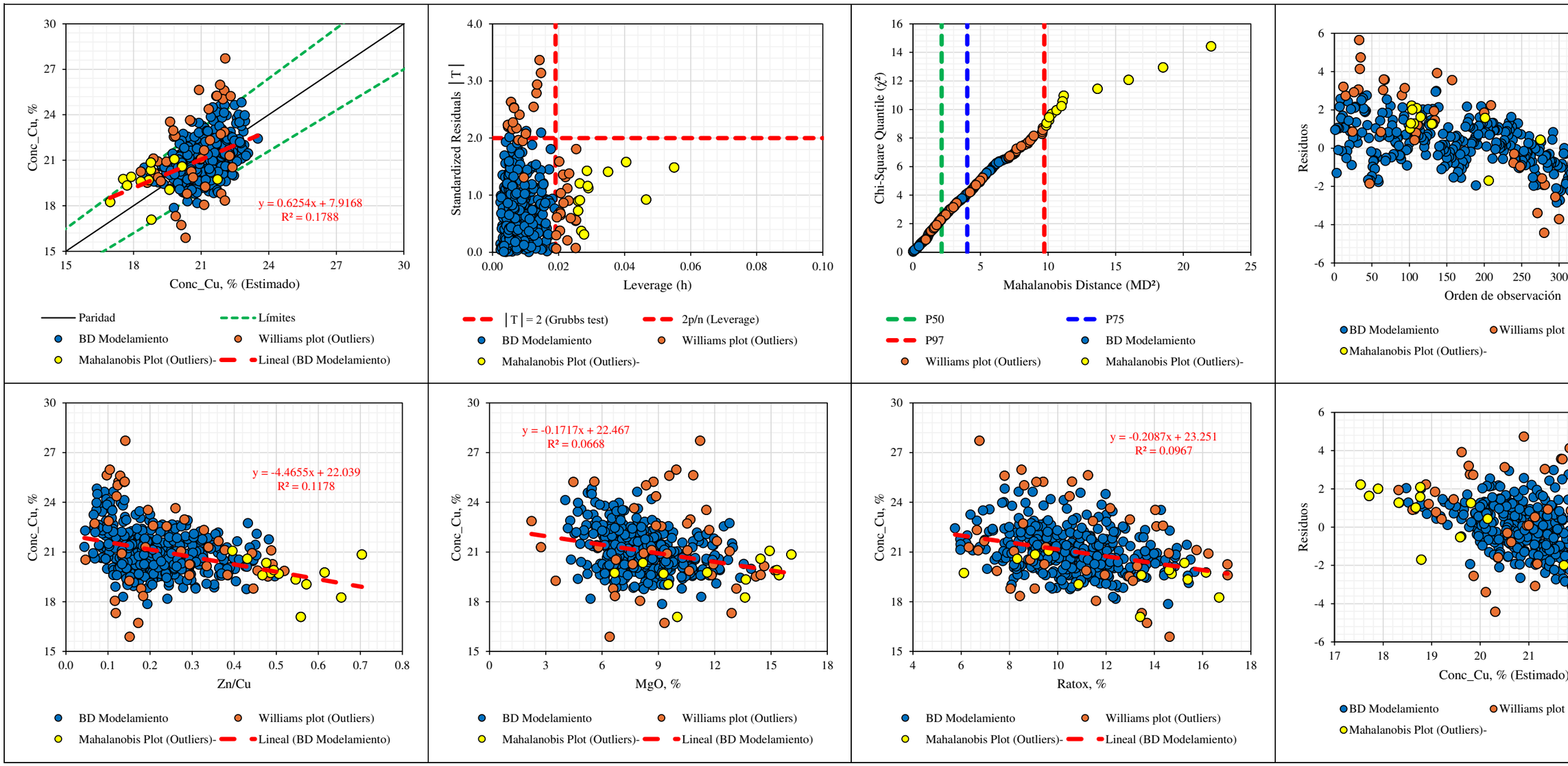
Estadísticas de la regresión	
Coeficiente de correlación múltiple	1.00
Coeficiente de determinación R^2	0.99
R^2 ajustado	0.99
Error típico	0.18
Observaciones	420

ANÁLISIS DE VARIANZA

	Grados de libertad	*Suma de cuadrados*	*Promedio de los cuadrados*	*F*	*Valor crítico de F*
Regresión	1.00	2,292	2,292	67,088	0
Residuos	419	14.3	0.034		

$$Conc\_Cu,\% = \frac{Rec\ Cu,\%\ (Modelo)}{3.74} = \frac{97.8+0.37*\frac{Zn}{Cu}-0.52*MgO,\%-1.14*Ratox,\%}{3.74} \quad \text{.....} \quad \text{Ecua}$$

Figura 36. Modelo de ley de Cu en el concentrado final. Análisis gráfico.



Este modelo para estimar la ley de Cu en el concentrado final representa un avance significativo frente al uso de un valor fijo (como se mostrará más adelante
Ratox, lo que permite obtener una estimación dinámica y contextualizada. Aunque el coeficiente de determinación ($R^2 < 0.18$) sugiere una capacidad explicativ
provenientes de modelos anteriores empleados en el cálculo, como los de recuperación de Cu y mass pull. No obstante, la gráfica de paridad muestra que la may

5.1.4.2.4. Implementación del modelo

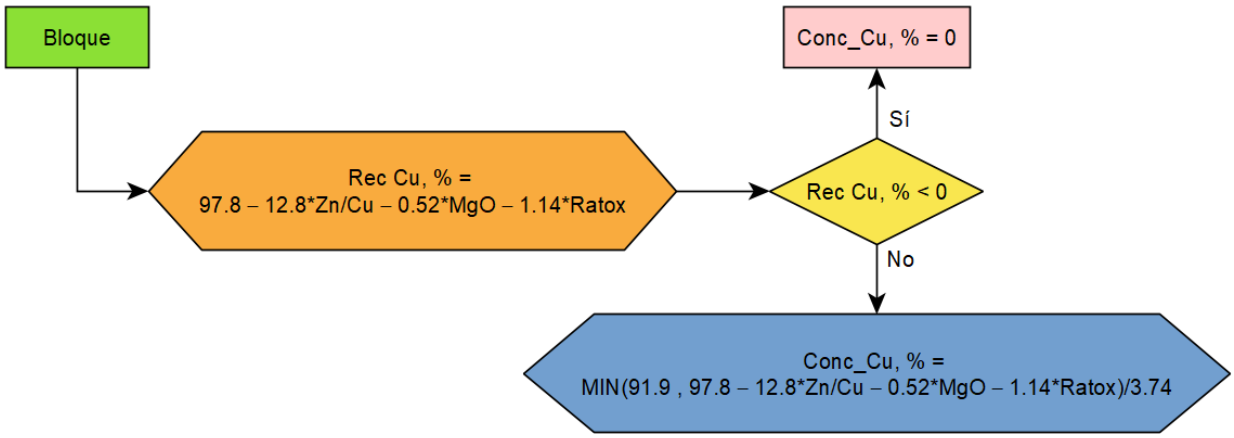
La implementación del modelo requiere el poblamiento de cada bloque utilizando la Ecuación (**2**) que incluye el modelo de recuperación de Cu. Dado que el modelo generado tiene un rango de aplicación más limitado en comparación con el rango de leyes del yacimiento, se aplicarán los criterios de la Tabla 32 para lograr una mayor coherencia de las estimaciones durante la implementación en el modelo de bloques y en la operación.

Tabla 32. Ley de Cu en el concentrado final. Criterios de implementación

N°	Criterio condicional (Si:)	Ley de Cu en concentrado final (Estimado)	Comentarios
1	Modelo de recuperación de Cu < 0	0	Evitará estimaciones negativas
2	Modelo de recuperación de Cu >= 0	MIN(90.05,Modelo de recuperación de Cu)/3.74	Evitará estimaciones fuera de rango histórico de producción. Valor máximo en la base de datos de producción = 91.9

La Figura 37 muestra el algoritmo de implementación en el modelo de bloques.

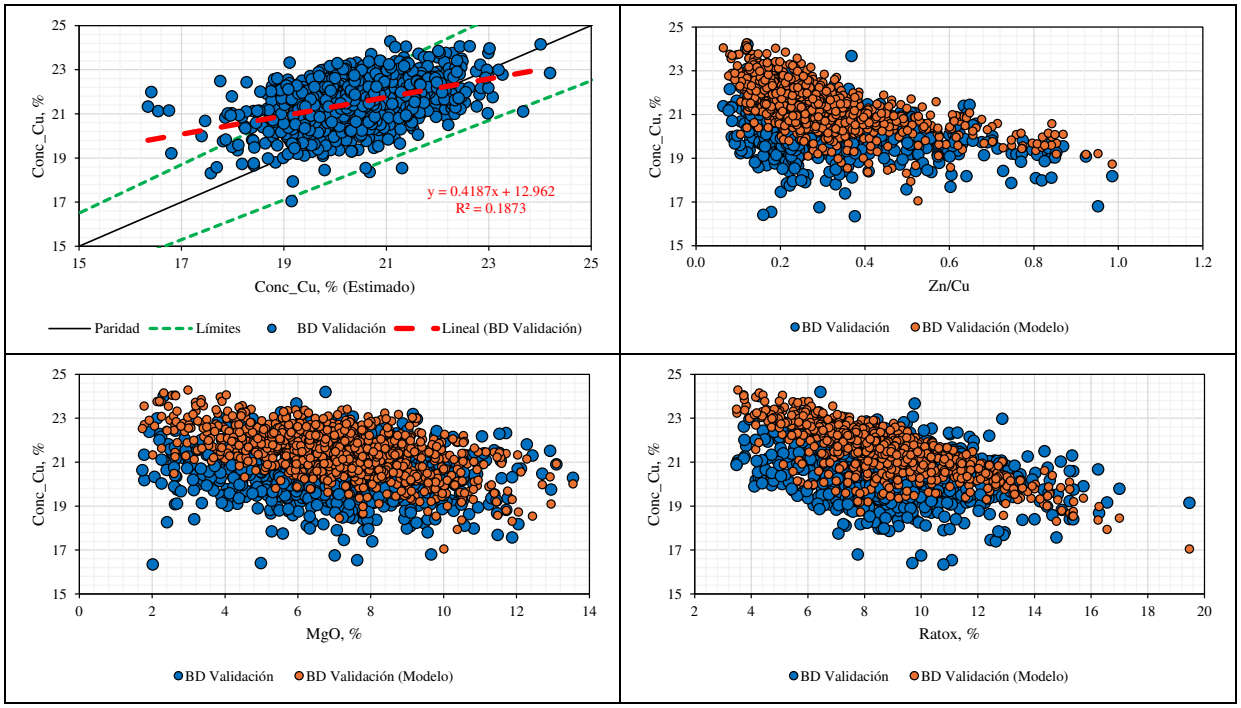
Figura 37. Ley de Cu en el concentrado final. Algoritmo de implementación.



5.1.4.2.5. Validación del modelo

La Figura 38 muestra las leyes de Cu en el concentrado final correspondientes a la data de producción de los años 2022, 2023 y 2024, comparándolos con las estimaciones del modelo propuesto.

Figura 38. Modelo de ley de Cu en el concentrado final. Validación del modelo



Al aplicar el modelo de estimación de la ley de Cu a la base de datos de validación, se observa una tendencia consistente entre los valores estimados y los reales, con la mayoría de los puntos ubicados dentro de un margen del 10%, a pesar de un coeficiente de determinación bajo (r^2 = 0.1873). Las gráficas muestran que el modelo logra capturar adecuadamente las relaciones generales entre Conc_Cu y las variables Zn/Cu, MgO y Ratox, aunque con menor precisión individual. Las diferencias entre los puntos observados y los del modelo sugieren cierto sesgo sistemático, pero su comportamiento sigue siendo coherente y funcional para análisis de tendencia.

5.1.4.2.6. Rango de aplicabilidad

El modelo de ley de Cu en el concentrado final es aplicable según lo indicado en la Tabla 33. Los rangos de aplicabilidad acotados indican la necesidad de desarrollar un proyecto cuyo rango de aplicabilidad sea más amplio, ya que es posible que las estimaciones realizadas entre valores fuera del rango indicado tengan una confiabilidad menor. Además, si bien el modelo presenta

una precisión limitada en términos de ajuste estadístico (r^2 bajo), logra capturar la tendencia general del proceso, lo cual lo hace útil para monitoreo operativo. No obstante, su precisión disminuye notoriamente al extrapolar fuera del rango validado, lo que refuerza la necesidad de ampliación y refinamiento del modelo.

Tabla 33. Ley de Cu en el concentrado final. Rango de aplicabilidad

Rango de aplicabilidad	Zn/Cu	Ratox, %	MgO, %
Mínimo	0.044	5.74	2.24
Máximo	0.70	17.0	16.1

5.1.4.3. Modelo de ley de As en el concentrado final

Para la simulación de la ley de arsénico en el concentrado final se seleccionar variables con significancia estadística y relevancia metalúrgica. Los resultados de la selección del modelo, así como sus criterios de implementación y rango de aplicabilidad se presentan en las tablas y gráficos posteriores.

5.1.4.3.1. Selección de características principales

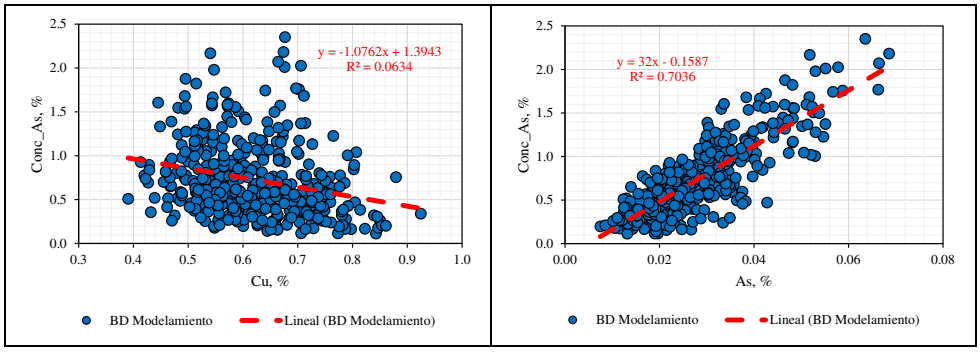
Las posibles características seleccionadas para modelar la ley de As en el concentrado final se presentan en la Tabla 34.

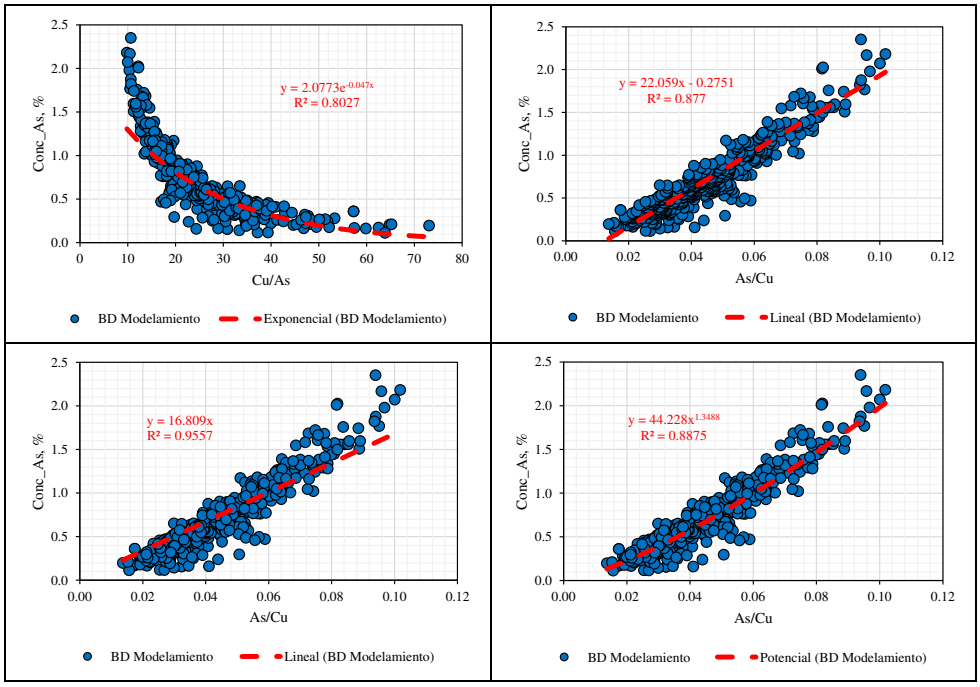
Tabla 34. Ley de As en el concentrado final. Selección de características principales

Categoría	Características
Análisis químicos	Cu, %
	As, %
Ratios	Cu/As
	As/Cu

La Figura 39 muestra los gráficos de dispersión de las características identificadas en la Tabla 34 respecto a la ley de As en el concentrado final.

Figura 39. Ley de As en el concentrado final. Gráficos de dispersión





Los elementos que tienen los mayores coeficientes de determinación son As/Cu ($r^2 = 0.8875$) y Cu/As ($r^2 = 0.8027$) y As ($r^2 = 0.7036$).

Para la generación de modelos, cada una de las tres variables se utilizarán de forma individual como único predictor, con el objetivo de minimizar la colinealidad y asegurar una representación metalúrgicamente coherente y parsimónica.

5.1.4.3.2. Selección de dominios

Las tendencias consistentes en los gráficos de dispersión de la ley de As en el concentrado final en función de las variables seleccionadas de la sección anterior sugieren que es viable desarrollar un modelo con un enfoque global. Este enfoque es suficiente para capturar las tendencias generales y crear un modelo predictivo robusto, sin la necesidad de segmentar los datos en dominios.

5.1.4.3.3. Selección del modelo

La Tabla 35 muestra los posibles modelos correspondientes a la ley de As en el concentrado final.

Tabla 35. Ley de As en el concentrado final. Selección del modelo

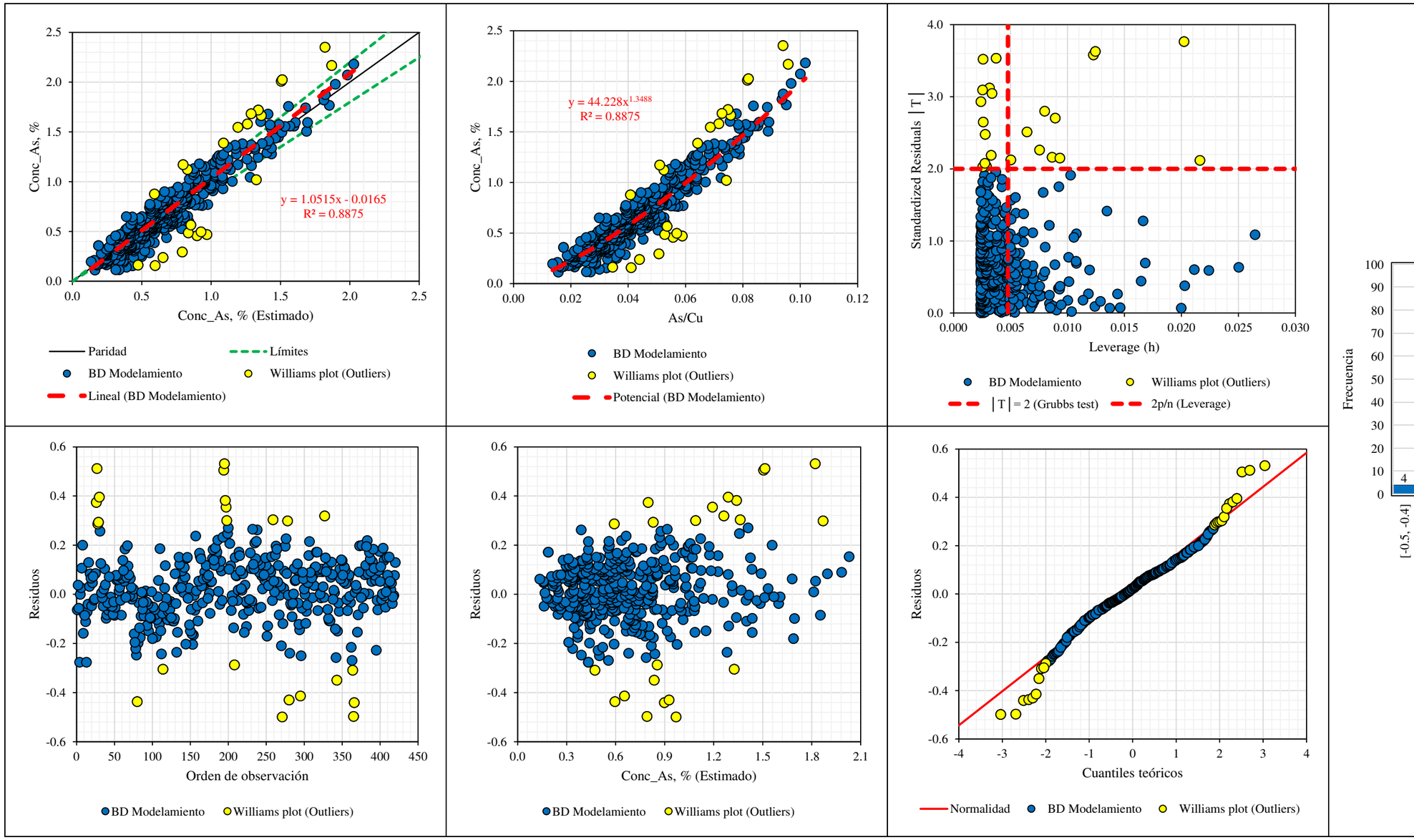
N°	Posibles modelos	r^2	r^2 (ajustado)	Validación
1	16.8*As/Cu	0.96	0.95	-
2	**$44.2*(As/Cu)^{1.3488}$**	**0.89**	**-**	**Seleccionado**
3	-0.28 + 22.1*As/Cu	0.88	0.88	-
4	$2.08*e^{-0.047*(Cu/As)}$	0.80	-	-
5	3.70 – 0.938*ln(Cu/As)	0.78	-	-
6	-0.16 + 32.0*As	0.70	0.70	-

El Modelo 2 fue seleccionado por su ajuste adecuado ($r^2 = 0.89$), parsimonia, y porque su variable As/Cu mediante una relación exponencial explica adecuadamente la ley de As en el concentrado final, logrando un balance entre precisión, simplicidad y fundamentación metalúrgica, lo que indica que es un modelo robusto.

Aunque el modelo 1 presenta un $r^2 = 0.95$, superior al del modelo 2, la gráfica de dispersión muestra que no sigue adecuadamente la tendencia de los puntos con valores altos de As/Cu. Por esta razón, el modelo 2 continúa siendo una mejor opción.

La Figura 40 muestra el desarrollo estadístico del modelo 2.

Figura 40. Ley de As en el concentrado final. Modelo seleccionado (Análisis gráfico).



Aunque el modelo incluye algunos outliers (puntos amarillos) identificados en el Williams Plot, estos siguen la tendencia de As/Cu de la base de datos. Por eli
segmentarlos en un dominio aparte, ya que no afecta significativamente la representatividad del modelo. Además, las gráficas de residuos no muestran tenden
en el Q-Q plot, los residuos no siguen una distribución normal en sus extremos, la cantidad de datos utilizada (420 observaciones) respalda la robustez y consis

5.1.4.3.4. Implementación del modelo

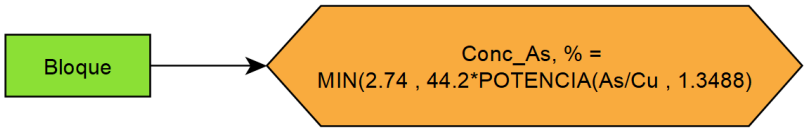
La implementación del modelo requiere el poblamiento de cada bloque utilizando la ecuación de ley de As en el concentrado final. Dado que el modelo generado tiene un rango de aplicación más limitado en comparación con el rango de leyes del yacimiento, se aplicarán los criterios de la Tabla 36 para lograr una mayor coherencia de las estimaciones durante la implementación en el modelo de bloques.

Tabla 36. Ley de As en el concentrado. Criterios de implementación

N°	Criterio condicional (Si:)	Recuperación estimada de Cu	Comentarios
1	Modelo de ley de As en el concentrado final >= 0	MIN(2.74,Modelo de ley de As en el concentrado final)	Evitará estimaciones fuera de rango histórico de producción. Valor máximo en la base de datos de producción = 2.74

La Figura 41 muestra el algoritmo de implementación en el modelo de bloques.

Figura 41. Ley de As en el concentrado final. Algoritmo de implementación.

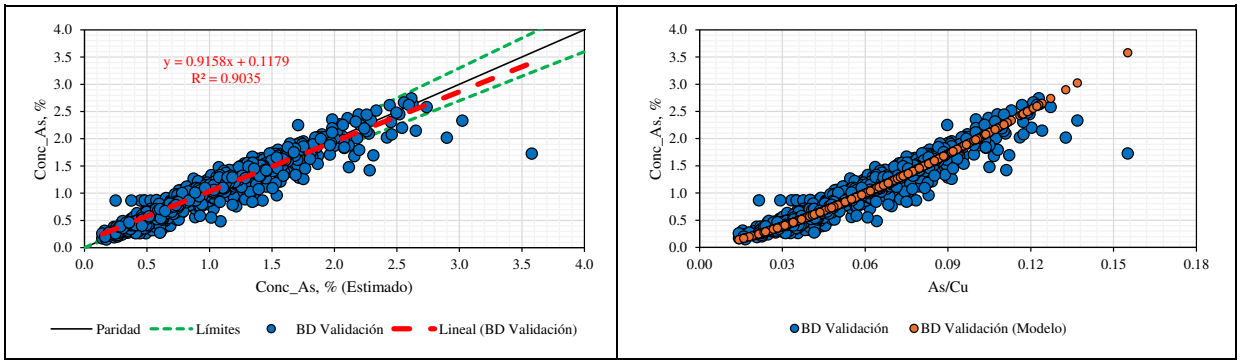


El límite o valor máximo del modelo puede definirse tomando la máxima ley de As en el concentrado final obtenida en producción o, preferiblemente, estimarse a partir de bloques con picos altos según lo estimado mediante la aplicación del modelo sin límite, realizando al menos una prueba de ciclo cerrado para validar la máxima ley de As en el concentrado final alcanzable.

5.1.4.3.5. Validación del modelo

La Figura 42 muestra las leyes de As en el concentrado final correspondientes a la data de producción de los años 2022, 2023 y 2024, comparándolos con las estimaciones del modelo propuesto, el mismo que está dentro del comportamiento observado en la operación.

Figura 42. Ley de As en el concentrado final. Validación del modelo



5.1.4.3.6. Rango de aplicabilidad

El modelo de ley de As en el concentrado final es aplicable según lo indicado en la Tabla 37. Los rangos de aplicabilidad acotados indican la necesidad de desarrollar un proyecto cuyo rango de aplicabilidad sea más amplio, ya que las estimaciones realizadas entre valores fuera del rango indicado tienen una confiabilidad menor.

Tabla 37. Ley de As en el concentrado final. Rango de aplicabilidad

Rango de aplicabilidad	As/Cu
Mínimo	0.014
Máximo	0.10

5.1.4.4. Modelo de ley de Zn en el concentrado final

El modelo de ley de zinc en el concentrado final se desarrolló siguiendo una metodología similar a la aplicada para el arsénico. Los resultados obtenidos se resumen en las posteriores tablas, donde se muestran los parámetros estadísticos y los límites de aplicación del modelo.

5.1.4.4.1. Selección de características principales

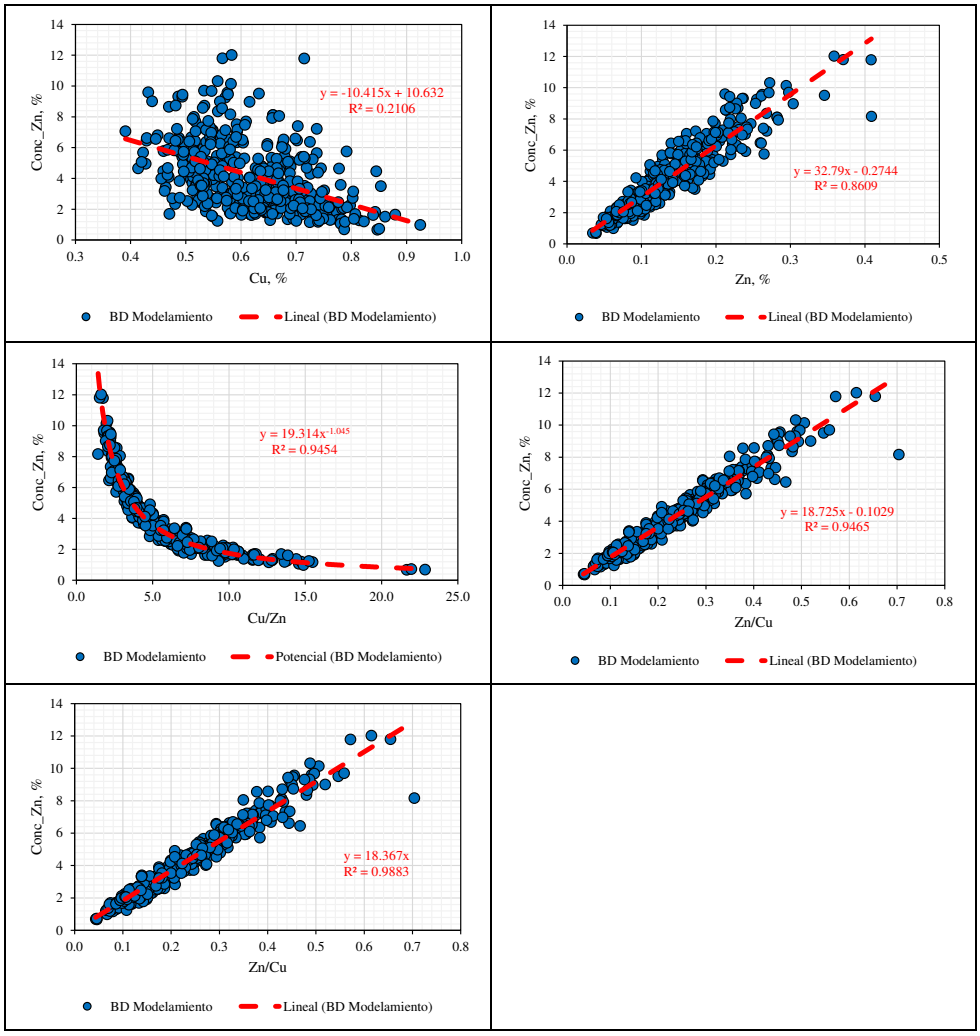
Las posibles características seleccionadas para modelar la ley de Zn en el concentrado final se presentan en la Tabla 38.

Tabla 38. Ley de Zn en el concentrado final. Selección de características principales

Categoría	Características
Análisis químicos	Cu, %
	Zn, %
Ratios	Cu/Zn
	Zn/Cu

La Figura 43 muestra los gráficos de dispersión de los análisis químicos de cabeza respecto a la ley de Zn en el concentrado final.

Figura 43. Ley de Zn en el concentrado final. Gráficos de dispersión



Los elementos que tienen los mayores coeficientes de determinación son Zn/Cu ($r^2 = 0.9883$), Cu/Zn ($r^2 = 0.9454$) y Zn ($r^2 = 0.8609$).

Para la generación de modelos, cada una de las tres variables se utilizarán de forma individual como único predictor, con el objetivo de minimizar la colinealidad y asegurar una representación metalúrgicamente coherente y parsimónica.

5.1.4.4.2. Selección de dominios

Las tendencias consistentes en los gráficos de dispersión de la ley de Zn en el concentrado final en función de las variables seleccionadas de la sección anterior sugieren que es viable desarrollar un modelo con un enfoque global. Este enfoque es suficiente para capturar las tendencias generales y crear un modelo predictivo robusto, sin la necesidad de segmentar los datos en dominios.

5.1.4.4.3. Selección del modelo

La Tabla 39 muestra los posibles modelos correspondientes a la ley de Zn en el concentrado final.

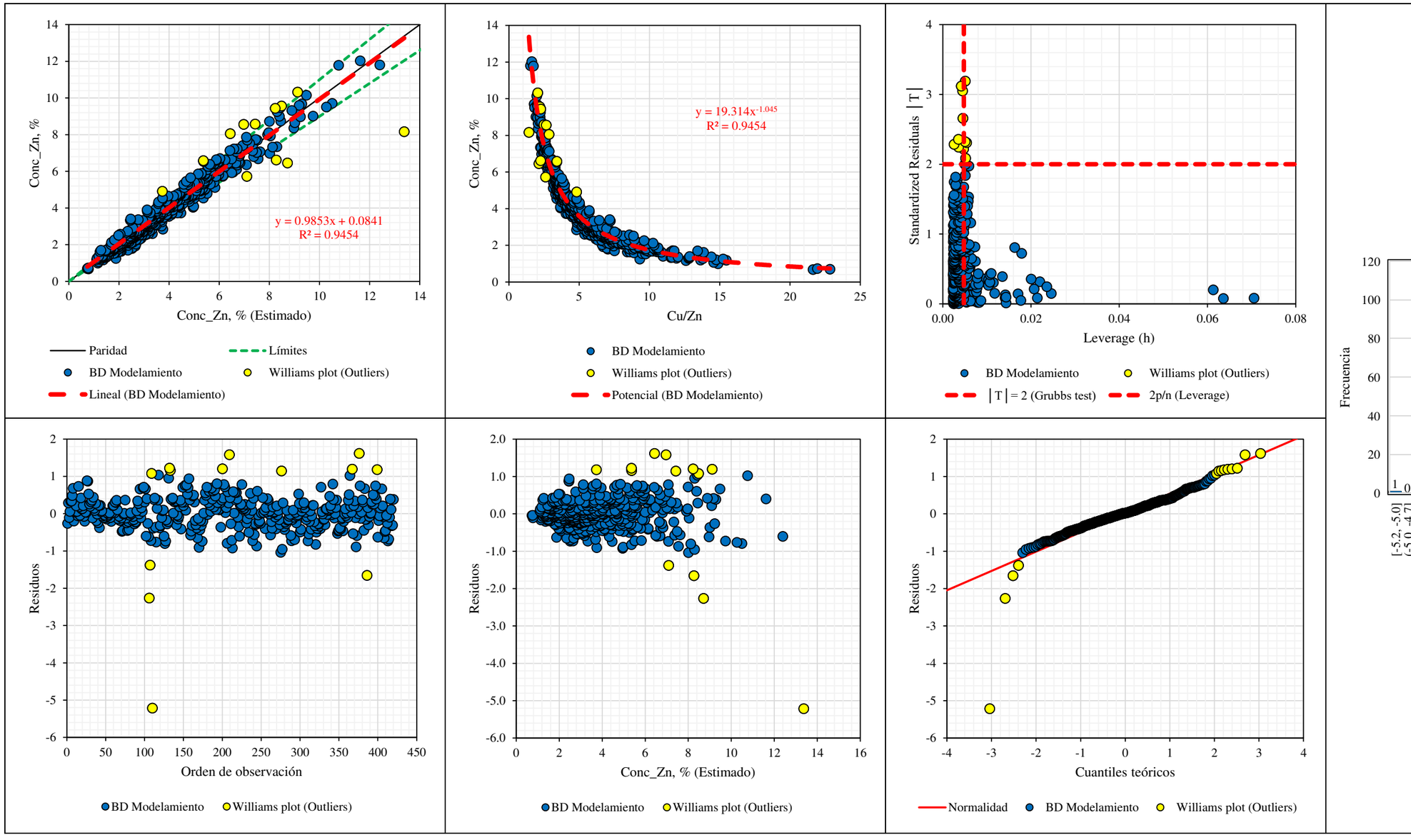
Tabla 39. Ley de Zn en el concentrado final. Selección del modelo

N°	Posibles modelos	r^2	r^2 (ajustado)	Suma de cuadrados	Residuo absoluto promedio (BD Modelamiento)	Validación
1	18.4*Zn/Cu	0.99	0.99	111	0.36	-
2	18.7*Zn/Cu – 0.1029	0.95	0.95	110	0.35	-
3	**$19.3*(Cu/Zn)^{-1.045}$**	**0.95**	**-**	**113**	**0.35**	**Seleccionado**
4	32.8*Zn – 0.2744	0.86	0.86	286	0.62	-

El Modelo 3 fue seleccionado por su ajuste adecuado ($r^2 = 0.95$), parsimonia al evitar términos con mejoras marginales en modelos más complejos, y porque la variable Cu/Zn explica adecuadamente el contenido de Zn en el concentrado final, logrando un balance entre precisión, simplicidad y fundamentación metalúrgica, lo que indica que es un modelo robusto. demás, presenta un residuo absoluto promedio bajo (0.35), valor que respalda la calidad de sus predicciones y se considera un criterio común en la comparación de modelos.

La Figura 44 muestra el desarrollo estadístico del modelo 4.

Figura 44. Ley de Zn en el concentrado final. Modelo seleccionado (Análisis gráfico).



Aunque el modelo incluye algunos outliers (puntos amarillos) identificados en el Williams Plot, estos siguen la tendencia de Cu/Zn de la base de datos. Por eli
segmentarlos en un dominio aparte, ya que no afecta significativamente la representatividad del modelo. Además, las gráficas de residuos no muestran tenden
en el Q-Q plot, los residuos no siguen una distribución normal en sus extremos, la cantidad de datos utilizada (420 observaciones) respalda la robustez y consis

5.1.4.4.4. Implementación del modelo

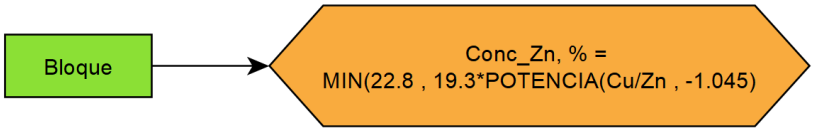
La implementación del modelo requiere el poblamiento de cada bloque utilizando la ecuación de ley de Zn en el concentrado final. Dado que el modelo generado tiene un rango de aplicación más limitado en comparación con el rango de leyes del yacimiento, se aplicarán los criterios de la Tabla 40 para lograr una mayor coherencia de las estimaciones durante la implementación en el modelo de bloques.

Tabla 40. Ley de Zn en el concentrado final. Criterios de implementación

N°	Criterio condicional (Si:)	Recuperación estimada de Cu	Comentarios
1	Modelo de ley de Zn en el concentrado final >= 0	MIN(22.8,Modelo de ley de Zn en el concentrado final)	Evitará estimaciones fuera de rango histórico de producción. Valor máximo en la base de datos de producción = 22.8

La Figura 45 muestra el algoritmo de implementación en el modelo de bloques.

Figura 45. Ley de Zn en el concentrado final. Algoritmo de implementación.

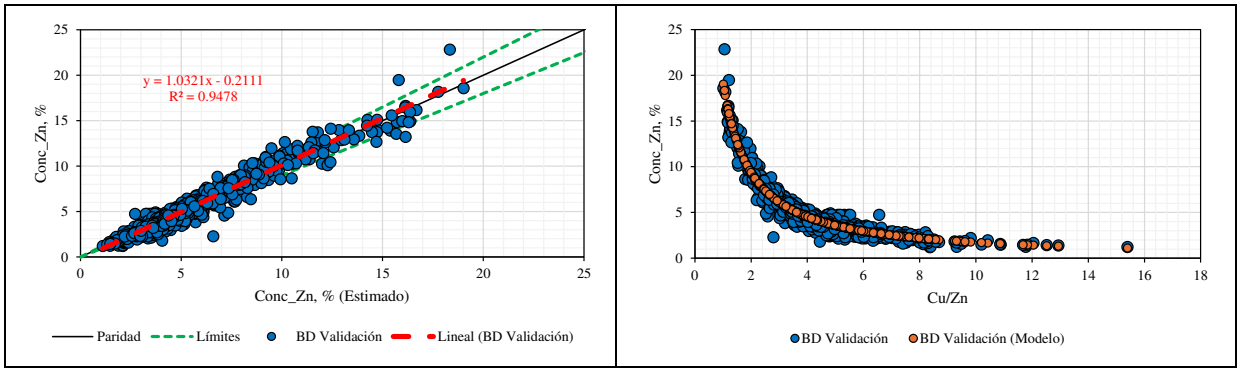


El límite o valor máximo del modelo puede definirse tomando la máxima ley de Zn en el concentrado final obtenida en producción o, preferiblemente, estimarse a partir de bloques con picos altos según lo estimado mediante la aplicación del modelo sin límite, realizando al menos una prueba de ciclo cerrado para validar la máxima ley de Zn en el concentrado final alcanzable.

5.1.4.4.5. Validación del modelo

La Figura 46 muestra las leyes de Zn en el concentrado final correspondientes a la data de producción de los años 2022, 2023 y 2024, comparándolos con las estimaciones del modelo propuesto, el mismo que está dentro del comportamiento observado en la operación.

Figura 46. Ley de Zn en el concentrado final. Validación del modelo



5.1.4.4.6. Rango de aplicabilidad

El modelo de ley de Zn en el concentrado final es aplicable según lo indicado en la Tabla 41. Los rangos de aplicabilidad acotados indican la necesidad de desarrollar un proyecto cuyo rango de aplicabilidad sea más amplio, ya que las estimaciones realizadas entre valores fuera del rango indicado tienen una confiabilidad menor.

Tabla 41. Ley de Zn en el concentrado final. Rango de aplicabilidad

Rango de aplicabilidad	Cu/Zn
Mínimo	1.42
Máximo	22.9

5.1.5. Generación del modelo de bloques geometalúrgico

Los modelos predictivos desarrollados fueron implementados en el modelo de bloques geometalúrgico, permitiendo poblarlo con estimaciones de recuperación y leyes de concentrado.

La Figura 47, Figura 48, Figura 49 y Figura 50 muestran el modelo de bloques geometalúrgico poblado con la recuperación de Cu, ley de Cu, ley de As y ley de Zn en el concentrado final.

Figura 47. Modelo de bloques de geometalúrgico – Poblamiento de la recuperación de Cu

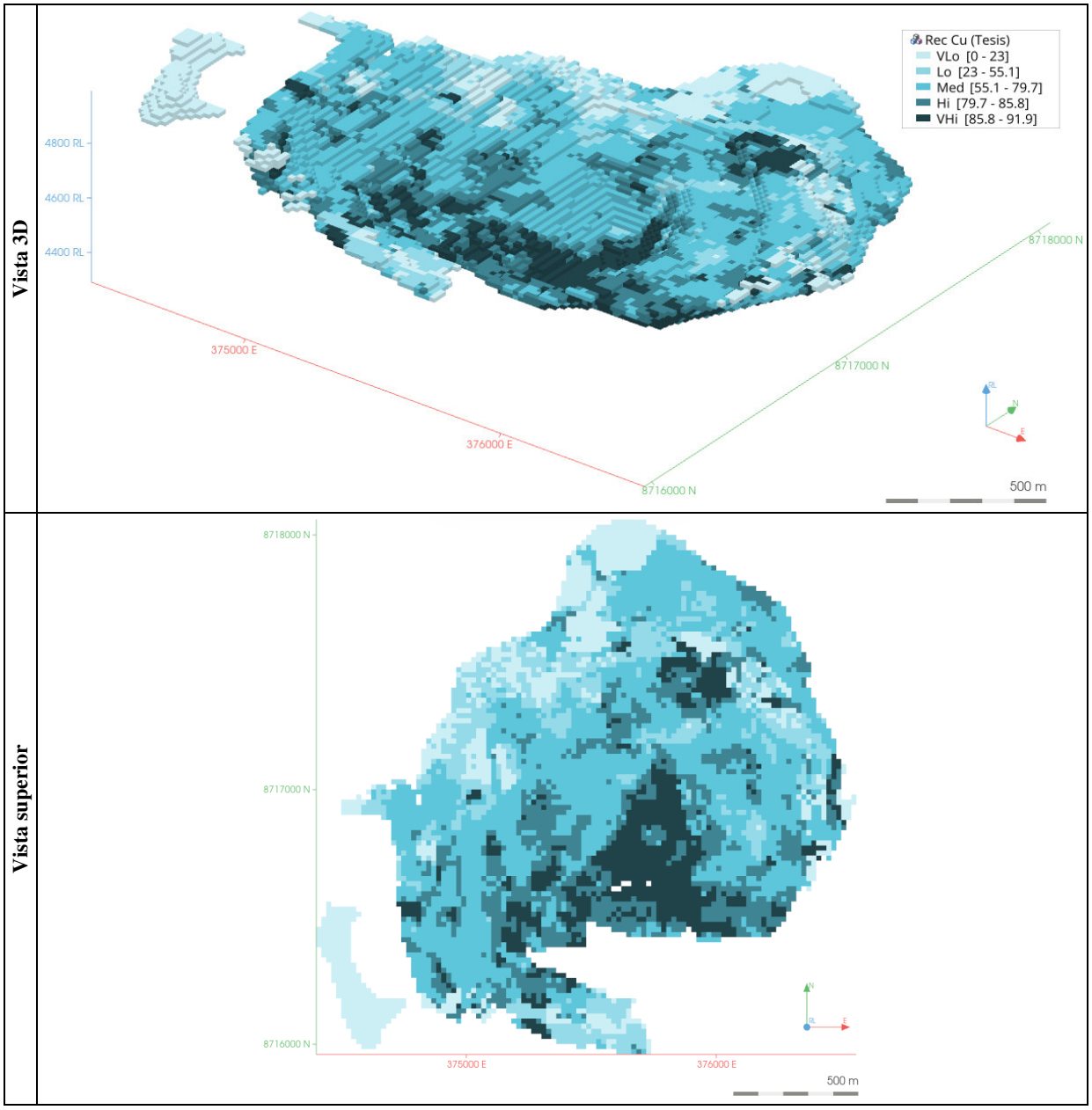


Figura 48. Modelo de bloques de geometalúrgico – Poblamiento de la ley de Cu en el concentrado final

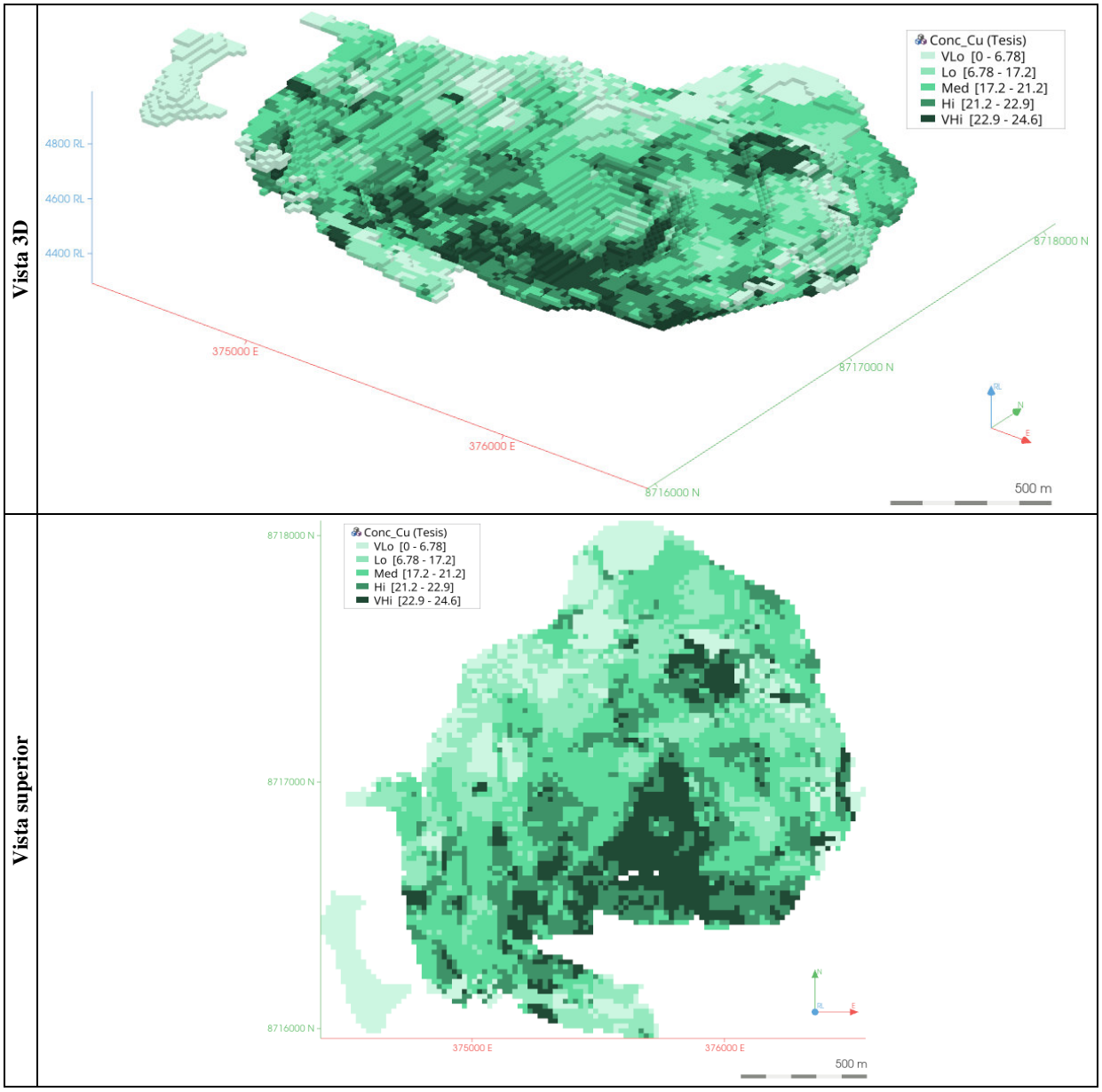


Figura 49. Modelo de bloques de geometalúrgico – Poblamiento de la ley de As en el concentrado final

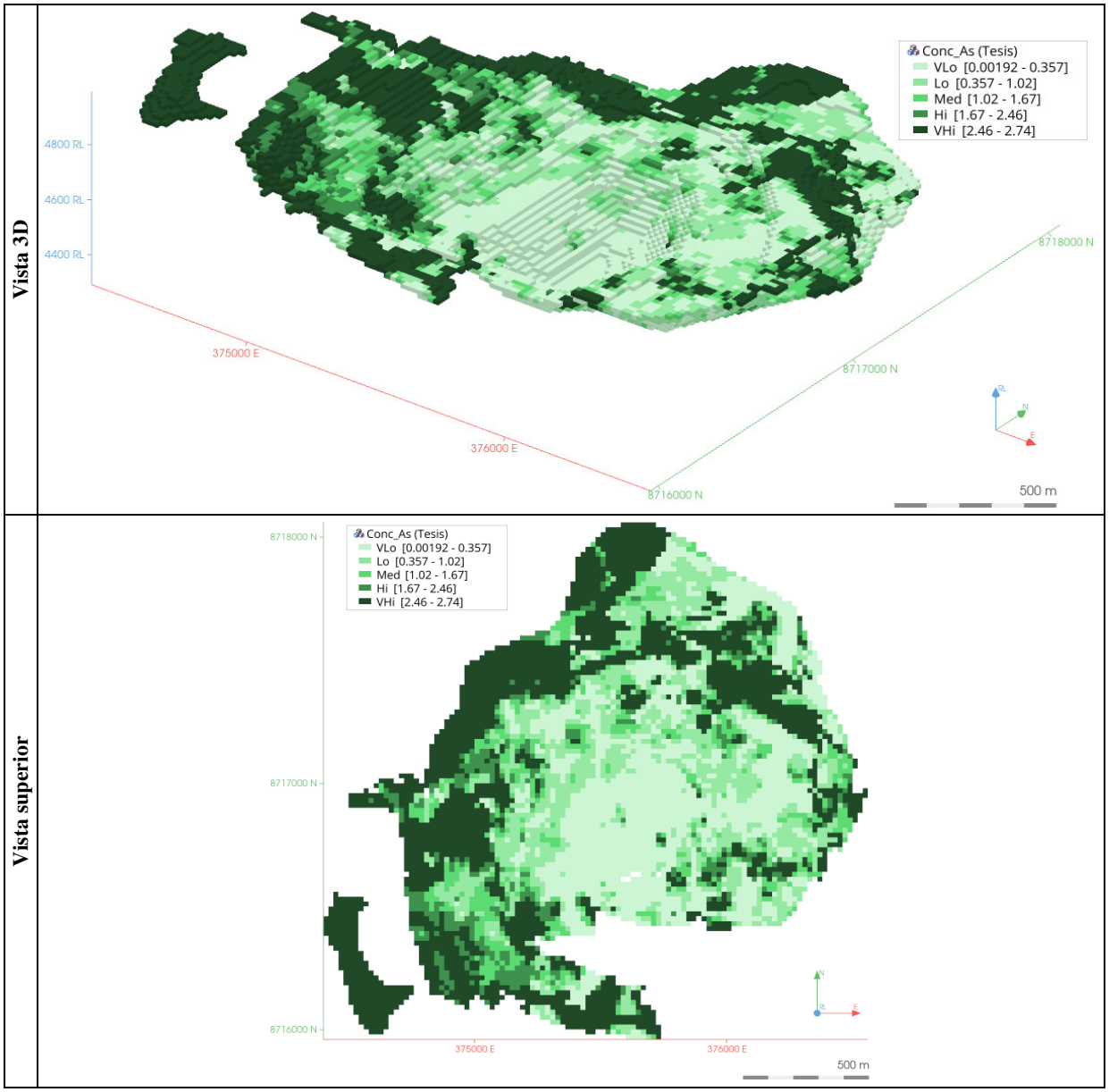
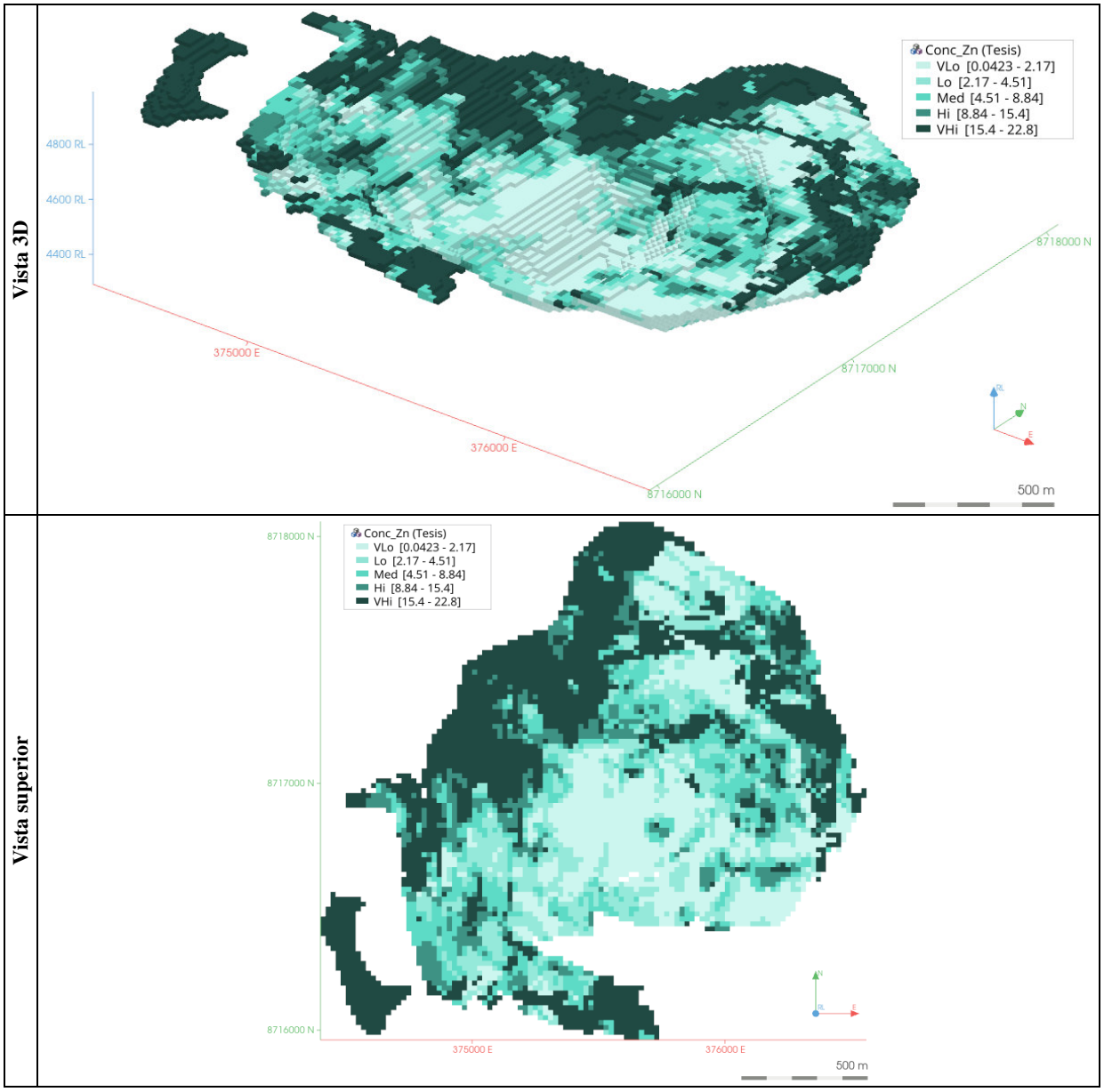


Figura 50. Modelo de bloques de geometalúrgico – Poblamiento de la ley de Zn en el concentrado final



La Tabla 42 presenta las estadísticas de los modelos incorporados en el modelo de bloques geometalúrgico.

Tabla 42. Poblamiento en el modelo de bloques – Estadística

Modelo	Estadísticas	VLo	Lo	Med	Hi	VHi
Recuperación de Cu	Promedio	2.8	41.6	71.4	82.9	88.7
	Mínimo	0	23	55.1	79.7	85.8
	Máximo	22.9	55.1	79.7	85.8	91.9
	Cantidad de bloques	3,067	3,531	15,454	10,897	9,780
	Desviación estándar	6.1	9.5	6.5	1.7	1.9

Modelo	Estadísticas	VLo	Lo	Med	Hi	VHi
Ley de Cu en el concentrado final	Promedio	0.9	13.3	19.6	22.1	23.7
	Mínimo	0	6.8	17.2	21.2	22.9
	Máximo	6.8	17.2	21.2	22.9	24.6
	Cantidad de bloques	3,173	6,009	12,437	11,052	10,058
	Desviación estándar	1.9	3	1.1	0.5	0.5
Ley de As en el concentrado final	Promedio	0.14	0.64	1.32	2.02	2.73
	Mínimo	0	0.36	1.02	1.67	2.46
	Máximo	0.36	1.02	1.67	2.46	2.74
	Cantidad de bloques	16,822	9,989	4,494	3,176	8,248
	Desviación estándar	0.1	0.19	0.19	0.23	0.05
Ley de Zn en el concentrado final	Promedio	1.15	3.22	6.35	11.7	21.4
	Mínimo	0.04	2.17	4.51	8.84	15.4
	Máximo	2.17	4.51	8.83	15.39	22.8
	Cantidad de bloques	11,791	8,966	6,995	4,370	10,607
	Desviación estándar	0.56	0.66	1.23	1.9	2.11

El poblamiento del modelo de bloques geometalúrgico para el plan de minado 2021 - 2025 permitió clasificar y cuantificar el comportamiento del mineral según rangos de recuperación de cobre (Rec Cu) y leyes de Cu, As y Zn en el concentrado final. En términos de recuperación de Cu, el promedio general varió desde 2.8% (VLo) hasta 88.7% (VHi), siendo el número de bloques mayor en el rango medio (15,454 bloques) y con menor desviación estándar en los rangos altos (1.7–1.9). En cuanto a la ley de Cu en el concentrado final, los valores promedios fueron desde 0.9% (VLo) hasta 23.7% (VHi), con un máximo de 24.6%. Para los elementos penalizantes, el As presentó un rango promedio de 0.14% a 2.4%, con 16,822 bloques clasificados en VLo y una desviación estándar entre 0.1–0.3. En el caso del Zn, los valores promedios oscilaron entre 0.56% y 10.65%, con un máximo de 22.8% y desviaciones estándar más altas en VLo (0.56) y Med (1.19).

En este sentido, el modelo de bloques geometalúrgico permitirá optimizar la producción y estrategias metalúrgicas al identificar con mayor precisión zonas con diferentes recuperaciones de cobre y contaminantes como As y Zn. Esto mejorará la planificación, eficiencia operativa y sostenibilidad, al priorizar áreas rentables y diseñar tratamientos específicos para zonas de baja recuperación o alta penalización.

5.1.6. Evaluación de modelos

La evaluación de los modelos se realizó tanto a nivel diario como en el modelo de bloques geometalúrgico. Se emplearon métricas estadísticas como el coeficiente de determinación, errores absolutos y relativos, así como pruebas t para muestras emparejadas, los cuales se resumen en la Tabla 43. Cabe señalar que los indicadores del modelo geometalúrgico son referenciales, ya que este fue implementado en los planes diarios desde el 2023 y ha experimentado cambios en su estructura y aplicación desde entonces.

Asimismo, Los resultados muestran diferencias estadísticamente significativas entre las estimaciones del modelo desarrollado en la presente investigación y las obtenidas mediante los modelos utilizados previamente en la operación.

Tabla 43. Modelos evaluados

Target	Nombre de modelo	Modelo
Recuperación de Cu	Tesis	97.8 – 12.8*Zn/Cu – 0.52*MgO – 1.14*Ratox
	MCP-1	88.8 + 5.76*Cu – 0.34*Ratox – 0.38*MgO – 9.48*Zn – 0.21*Fe – 0.061*Hornfels + 0.072*Skarn Actinolita Tremolita – 0.033*Skarn Serpentina Magnetita
	MCP-2	87.7 – 16.1*Zn – 0.11*Ratox – 0.13*MgO – 0.22*Fe – 0.0096*Skarn Serpentina Magnetita + 0.021*Potásica
	MCP-3	88.1 – 13.0*Zn – 0.18*Ratox – 0.072*MgO – 0.34*Fe + 0.0077*Skarn Serpentina Magnetita + 0.023*Potásica
	Geomet	N.D.*
Ley de Cu en el concentrado final	Tesis	(97.8 – 12.8*Zn/Cu – 0.52*MgO – 1.14*Ratox)/3.74
	MCP	Año 2022: Conc_Cu = 21.7; Año 2023: Conc_Cu = 21.2; Año 2024: Conc_Cu = 20.2
Ley de As en el concentrado final	Tesis	44.2*[(As/Cu)^1.3488]
	MCP	-1.2 – 2.26*Cu + 38.9*As – 0.0056*Cu/As – 45.9*Cu*As + 1.51*[Cu^2] + 0.16*[Conc_Cu (Yearly Budget)] – 0.0035*[Conc_Cu (Yearly Budget)]^2 + 1.34*As*[Conc_Cu (Yearly Budget)]
Ley de Zn en el concentrado final	Tesis	19.3*[(Cu/Zn)^(-1.045)]

Target	Nombre de modelo	Modelo
	MCP	-6.77 – 7.40*Cu + 4.79*[Cu^2] + 43.7*Zn – 31.0*[Zn^2] – 33.5*Cu*Zn + 0.81*[Conc_Cu (Yearly Budget)] – 0.018*[Conc_Cu (Yearly Budget)]^2 + 0.89*Zn*[Conc_Cu (Yearly Budget)]

** N.D.: No disponible (por confidencialidad con MCP)*

5.1.6.1. Evaluación en data de producción

La Tabla 44 presenta la comparación a escala diaria del coeficiente de determinación (r^2), residuo absoluto promedio (Res. Abs.), error promedio (Error), residuo relativo promedio (Res. Rel.) y número de variables correspondientes a los modelos previamente mencionados.

Tabla 44. Comparación diaria de modelos. r^2, Res. Abs., Error, Res. Rel., N° variables

Modelo	Indicadores	Nombre de modelos					
		Tesis	MCP	MCP-1	MCP-2	MCP_3	Geomet
Recuperación de Cu	r^2	0.55	-	0.59	0.50	0.53	0.04
	Res. Abs.	2.59	-	3.20	3.40	3.55	4.63
	Error	3.31	-	4.19	4.45	4.39	5.91
	Res. Rel.	(0.33)	-	(2.20)	(2.18)	(2.15)	1.50
	N° variables	3	-	8	6	6	N.D.*
Ley de Cu en el concentrado final	r^2	0.19	0.12	-	-	-	-
	Res. Abs.	1.25	0.91	-	-	-	-
	Error	6.26	4.57	-	-	-	-
	Res. Rel.	(1.07)	(0.60)	-	-	-	-
	N° variables	3	0	-	-	-	-
Ley de As en el concentrado final	r^2	0.90	0.89	-	-	-	-
	Res. Abs.	0.12	0.14	-	-	-	-
	Error	13.9	20.6	-	-	-	-
	Res. Rel.	0.04	0.04	-	-	-	-
	N° variables	1	8	-	-	-	-
Ley de Zn en el concentrado final	r^2	0.95	0.93	-	-	-	-
	Res. Abs.	0.49	0.69	-	-	-	-
	Error	11.1	15.1	-	-	-	-
	Res. Rel.	(0.04)	(0.06)	-	-	-	-
	N° variables	1	8	-	-	-	-

** N.D.: No disponible (por confidencialidad con MCP)*

La Figura 51, Figura 52, Figura 53 y Figura 54 muestran gráficos de dispersión que comparan la recuperación de Cu, ley de Cu, ley de As y ley de Zn en el
variables predictoras a escala diaria.

Figura 51. Comparación diaria de modelos. Recuperación de Cu

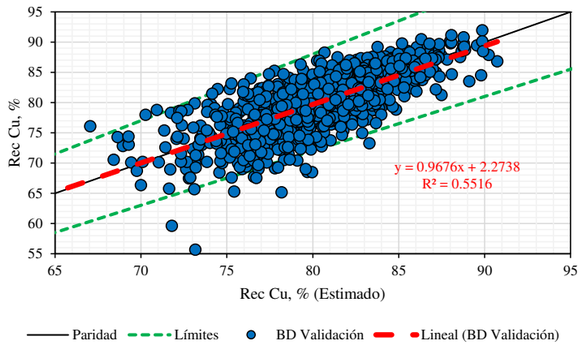
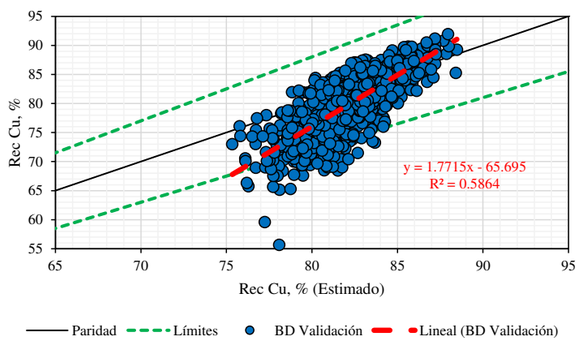
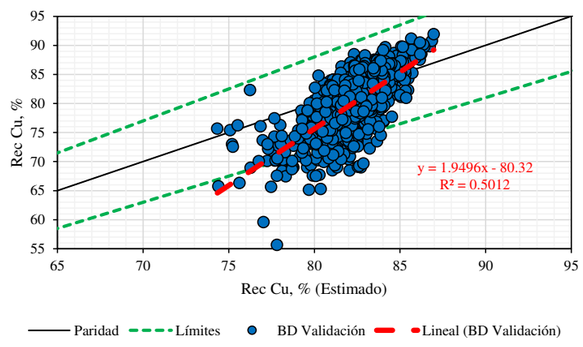
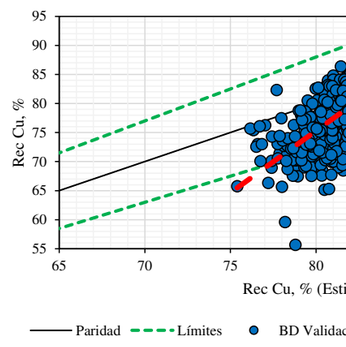
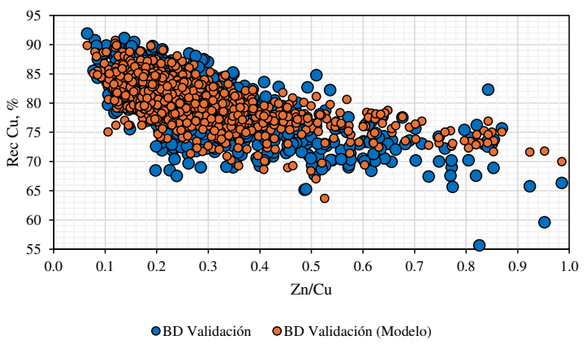
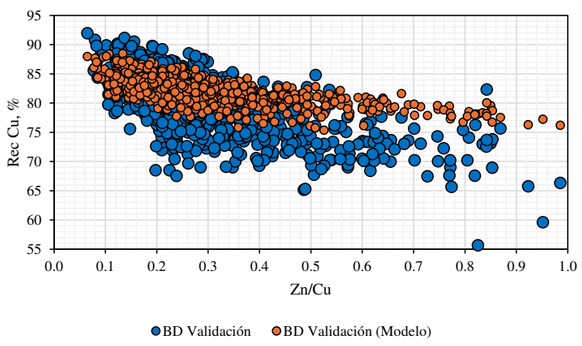
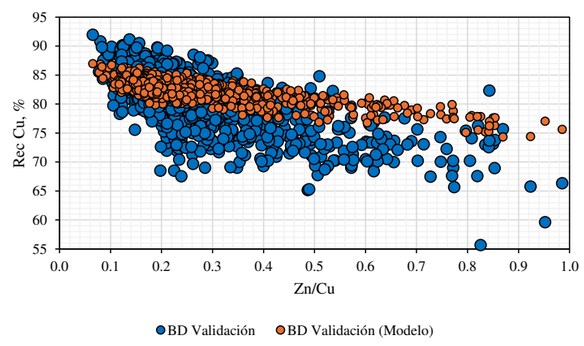
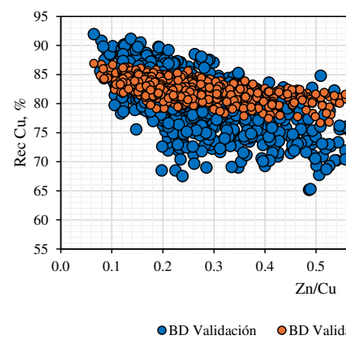
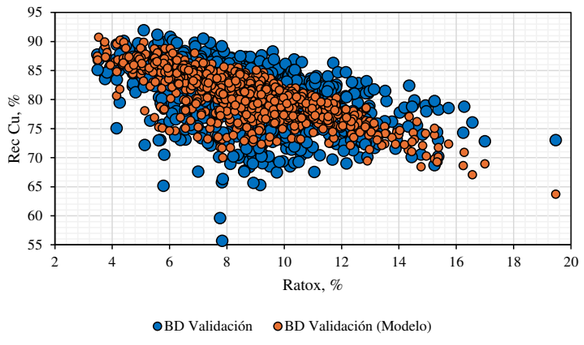
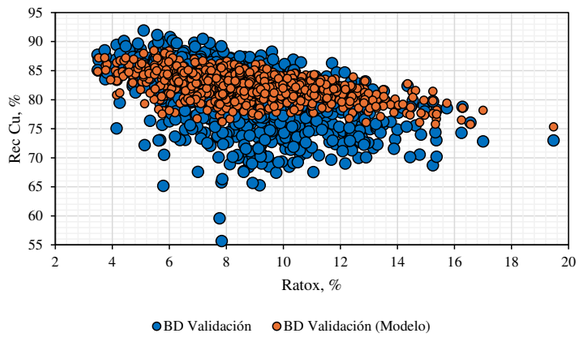
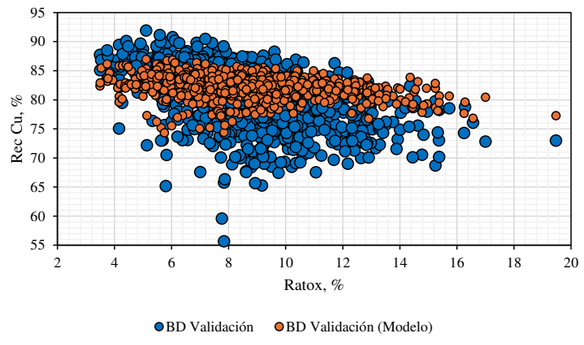
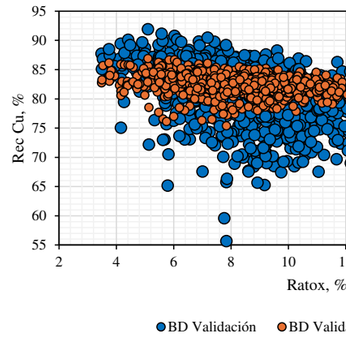
Variables	Modelos			
	Tesis	**MCP-1**	**MCP-2**	**MCP-3**
Paridad (Real vs Estimado)				
Rec Cu vs Zn/Cu				
Rec Cu vs Ratox				

Figura 52. Comparación diaria de modelos. Ley de Cu en el concentrado final

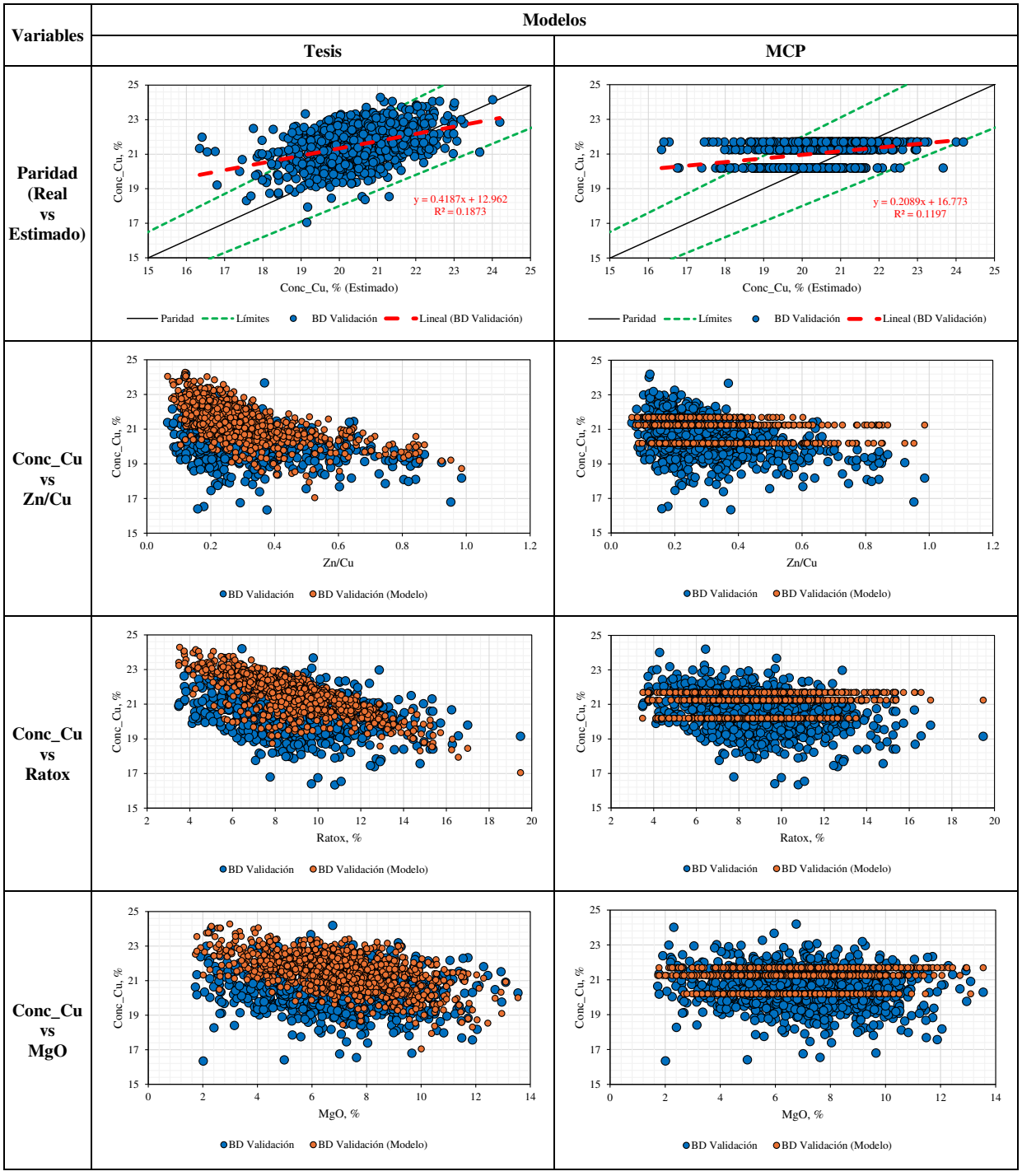


Figura 53. Comparación diaria de modelos. Ley de As en el concentrado final

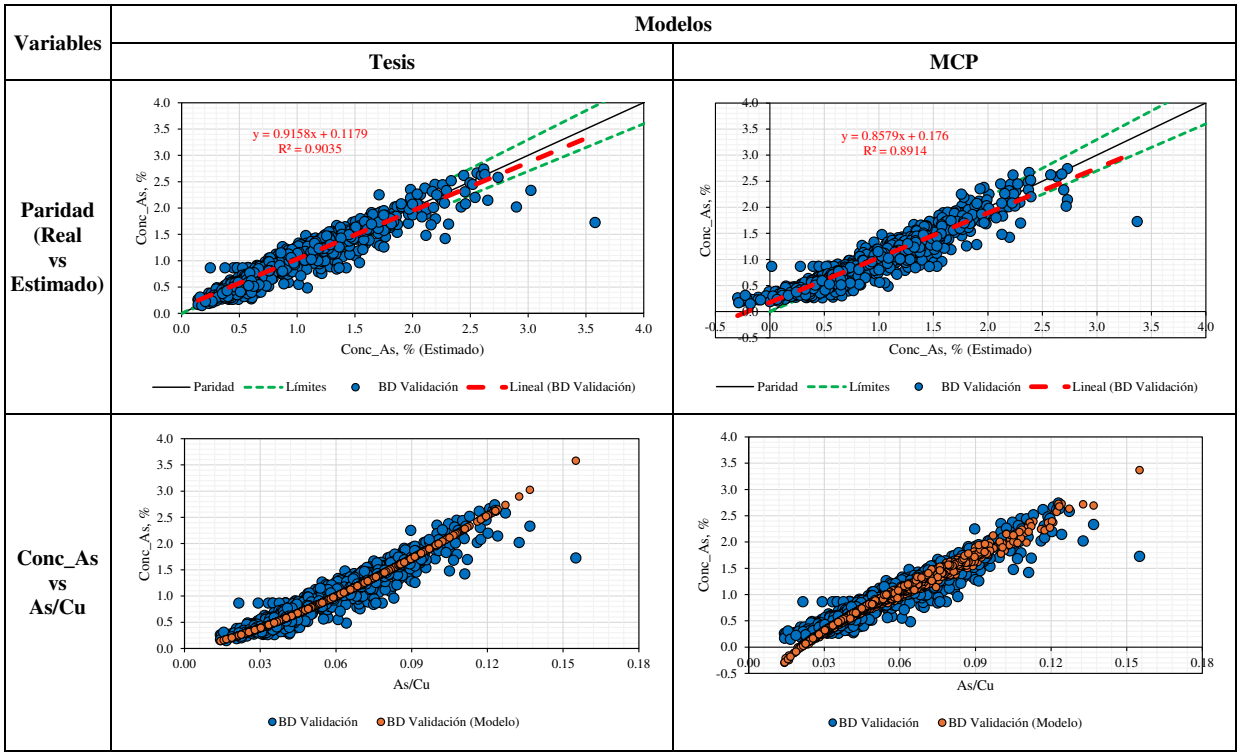
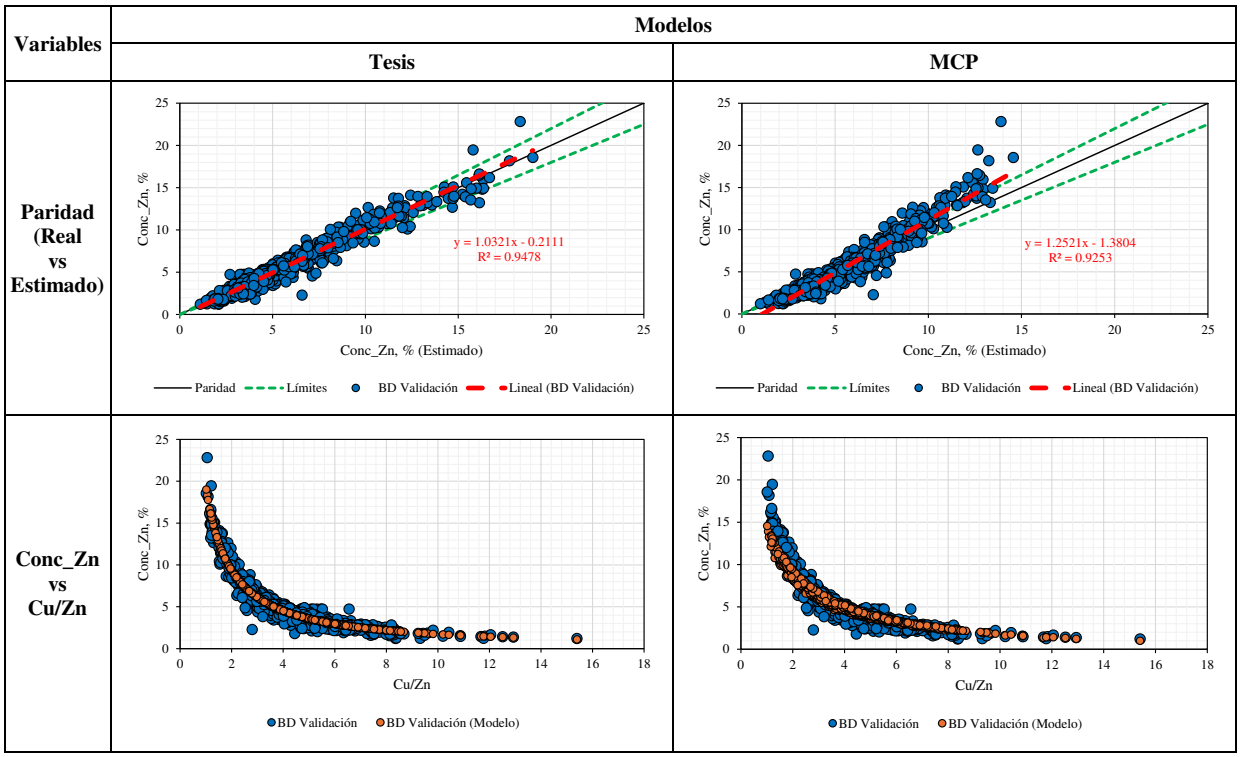


Figura 54. Comparación diaria de modelos. Ley de Zn en el concentrado final



El análisis comparativo de modelos aplicado a la recuperación de Cu y a las leyes de Cu, As y Zn en el concentrado final demuestra que los modelos de la Tesis ofrecen un desempeño superior en todos los casos evaluados. Aunque el modelo MCP-1 presenta un valor r^2 ligeramente mayor para la recuperación de Cu (0.59 vs. 0.55), su pendiente desproporcionada (1.77) indica un ajuste estadísticamente incoherente, mientras que el modelo Tesis, con solo 3 variables, muestra una mejor alineación con la paridad y menor residuo absoluto promedio. Para la ley de Cu en el concentrado final, Tesis (también con 3 variables) supera a MCP, cuyo modelo plano basado en constantes no captura la variabilidad del proceso. En cuanto a la ley de As y Zn, el modelo Tesis, con apenas 1 variable en cada caso, logra los mejores coeficientes de determinación ($r^2 = 0.90$ y $r^2 = 0.95$, respectivamente), junto con residuos menores y un comportamiento gráfico alineado con la realidad. En conjunto, los modelos generados en la presente Tesis, debido a la selección más precisa de variables, demuestran ser más robustos, precisos y coherentes que sus contrapartes, tanto en métricas estadísticas como en la representación visual de los datos.

5.1.6.2. Evaluación en modelo de bloques geometalúrgico

Una vez que los modelos de predicción se integran en el modelo de bloques, se lleva a cabo una comparación estadística de las estimaciones obtenidas en la Ta
en el programa Geometalurgia 2022.

Tabla 45. Evaluación en modelo de bloques geometalúrgico: Plan de minado 2021 – 2025. Estadísticas

Componentes	Cu	As	Zn	Fe	F	Mo	Ratox	MgO	CuAS	CuCN	Talco	Rec Cu					C
												Tesis	MCP-1	MCP-2	MCP-3	Geomet	Tes
Unidad	**%**	**%**	**%**	**%**	**ppm**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**	**%**
Cantidad de filas	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,7
Valores numéricos	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,7
Valores ceros	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2,400	0	0	0	664	2,4
Valores nulos	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Media	0.39	0.018	0.18	7.18	1,524	0.010	12.3	7.62	0.034	0.081	2.24	70.9	80.8	80.9	80.6	73.9	19
Desviación estándar	0.26	0.024	0.28	5.34	763	0.012	16.2	6.37	0.036	0.090	3.21	23.2	6.87	5.42	5.11	18.4	6.2
Percentil 0	0.0010	0.0010	0.0010	0.0050	10.0	0.000851	0.45	0.0080	0.0005	0.000218	0.000071	0	45.4	30.0	38.6	0	0
Percentil 1	0.0010	0.0010	0.0010	0.0050	10.0	0.0010	1.76	0.0080	0.0005	0.0005	0.0005	0	54.8	59.4	62.8	0	0
Percentil 5	0.020	0.0012	0.0066	1.67	479	0.0010	2.70	0.77	0.0025	0.0042	0.0005	0	67.9	69.9	70.1	23.7	0
Percentil 10	0.059	0.0021	0.015	2.44	717	0.0014	3.36	1.06	0.0055	0.011	0.0005	37.6	72.4	74.8	73.0	53.7	10
Percentil 25	0.22	0.0047	0.038	3.48	1,007	0.0032	5.02	1.63	0.014	0.030	0.16	67.6	78.3	79.4	79.0	70.6	18
Percentil 50	0.36	0.012	0.082	5.66	1,397	0.0062	8.11	5.77	0.024	0.051	0.80	79.2	82.5	82.5	82.2	79.6	21
Percentil 75	0.51	0.023	0.17	9.34	1,976	0.012	12.9	13.3	0.041	0.10	3.20	85.3	85.4	84.4	84.0	85.0	22
Percentil 80	0.55	0.027	0.21	10.5	2,131	0.014	14.6	14.6	0.047	0.12	4.01	86.4	86.0	84.8	84.4	86.1	23
Percentil 85	0.61	0.032	0.29	12.0	2,321	0.019	17.0	15.8	0.056	0.14	5.06	87.6	86.5	85.1	84.7	87.3	23
Percentil 90	0.69	0.038	0.46	14.2	2,573	0.028	20.8	17.1	0.073	0.17	6.49	88.9	87.2	85.4	85.1	88.7	23
Percentil 95	0.84	0.052	0.75	18.1	2,950	0.037	31.0	18.6	0.11	0.25	8.77	90.5	88.0	85.7	85.6	90.5	24
Percentil 99	1.26	0.10	1.41	25.2	3,636	0.054	100	21.0	0.18	0.47	14.6	91.9	89.4	86.3	86.2	92.4	24
Percentil 100	3.19	0.77	3.13	44.0	5,271	0.19	100	26.6	0.44	1.10	33.5	91.9	100	86.9	87.0	95.5	24

La Tabla 46 presenta una comparación bloque a bloque de las estimaciones utilizando una prueba t en pares de datos.

Tabla 46. Evaluación en modelo de bloques geometalúrgico: Plan de minado 2021 – 2025. Paired t-tests

	Prueba t para medias de dos muestras emparejadas									
Estadísticos	Rec Cu								Conc_Cu	
	Tesis	**MCP-1**	**Tesis**	**MCP-2**	**Tesis**	**MCP-3**	**Tesis**	**Geomet**	**Tesis**	**MCP**
Media	70.9	80.8	70.9	80.9	70.9	80.6	70.9	73.9	19.0	21.0
Varianza	540	47.3	540	29.4	540	26.2	540	338	38.6	0.32
Observaciones	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729	42,729
Coeficiente de correlación de Pearson	0.80		0.53		0.62		0.80		0.057	
Diferencia hipotética de las medias	0		0		0		0		0	
Grados de libertad	42,728		42,728		42,728		42,728		42,728	
Estadístico t	-112		-99.1		-97.7		-44.1		-67.7	
P(T<=t) una cola	0		0		0		0		0	

5.1.7. Riesgos asociados al desarrollo de los modelos de predicción

Finalmente, se identificaron y clasificaron los riesgos asociados al desarrollo e implementación de los modelos de predicción, considerando su probabilidad e i
análisis de riesgos, mientras que las Tablas 48 y 49 detallan los riesgos identificados y las acciones mitigadoras propuestas. Estos resultados permiten reconocer
de los modelos y constituyen un insumo relevante para su aplicación y mejora continua.

La Tabla 47 muestra la clasificación de riesgos, categorizados según su probabilidad (desde muy baja hasta muy alta) y su impacto en el proceso (desde insigni

Tabla 47. Tabla de referencia para análisis de riesgos

Probabilidad vs Impacto	Insignificante	Poco Significante	Significante	
Muy probable	Alto	Alto	Muy Alto	
Probable	Mediano	Mediano	Alto	
Podría suceder	Bajo	Mediano	Alto	
Poco probable	Bajo	Bajo	Mediano	
Muy poco probable	Bajo	Bajo	Bajo	

En la Tabla 48 se presentan los riesgos identificados respecto al desarrollo de los modelos de predicción.

Tabla 48. Riesgos asociados al desarrollo de los modelos de predicción

Probabilidad vs Impacto	Insignificante	Poco Significante	Significante	
Muy probable	-	Las estimaciones del modelo podrían ser imprecisas si no se establecen dominios en base a porcentajes de alteración, generando sesgos sistemáticos en los resultados.	Existe un sesgo operativo en la data utilizada, incluso tras su filtrado, ya que proviene directamente de la producción. No incluir los ratios y sus inversos en el desarrollo de los modelos de predicción puede llevar a omitir relaciones clave entre variables, lo que limita la capacidad predictiva y la representatividad del modelo. La implementación del modelo de producción en el modelo de bloques debe manejarse con precaución para evitar que el modelo genere valores negativos o mayores al 100%, lo cual provocaría inconsistencias serias en las estimaciones. Es fundamental establecer límites técnicos adecuados para evitar este tipo de errores.	Los datos ingres por g La obtención de empr Si los modelos alejarse conside
Probable	-	-	El stockpile puede distorsionar las estimaciones diarias de producción si no se modela adecuadamente su efecto en el balance de mineral. La data filtrada puede no representar adecuadamente el proceso real, lo que introduciría sesgos importantes en el modelo.	El modelo pued rango para el cu Si se utilizan m

El detalle del análisis de riesgos se presenta en la Tabla 49.

Tabla 49. Análisis y gestión de riesgos

N°	Descripción de riesgo	Impacto en el desarrollo de modelos predictivos	Categor
1	Las estimaciones del modelo podrían ser imprecisas si no se establecen dominios en base a porcentajes de alteración, generando sesgos sistemáticos en los resultados.	Diseño de procesos poco representativos del comportamiento real del mineral.	Muy probable, impacto
2	Existe un sesgo operativo en la data utilizada, incluso tras su filtrado, ya que proviene directamente de la producción.	Modelos entrenados con datos no representativos del proceso.	Muy probable, impac
3	No incluir los ratios y sus inversos en el desarrollo de los modelos de predicción puede llevar a omitir relaciones clave entre variables, lo que limita la capacidad predictiva y la representatividad del modelo.	Omisión de relaciones clave entre variables limita el diseño eficiente del proceso.	Muy probable, impac
4	La implementación del modelo de producción en el modelo de bloques debe manejarse con precaución para evitar que el modelo genere valores negativos o mayores al 100%, lo cual provocaría inconsistencias serias en las estimaciones. Es fundamental establecer límites técnicos adecuados para evitar este tipo de errores.	Sobreestimación o subestimación de producción. Inconsistencias críticas en los balances de masa.	Muy probable, impac
5	Los datos ingresados en los modelos pueden diferir significativamente de lo reportado por geología y planta, generando incoherencias en los resultados.	Resultados de los modelos poco confiables, contradicciones con reportes oficiales.	Muy probable, impacto
6	Si los modelos empíricos no se actualizan con frecuencia, las estimaciones podrían alejarse considerablemente de la realidad, provocando pérdidas financieras relevantes.	Desviaciones en la calidad y volumen de producto esperado.	Muy probable, impacto
7	La obtención de datos adecuados puede ser complicada si no se tiene acceso interno a la empresa minera, lo cual limita el desarrollo de modelos.	Limitaciones en el desarrollo de modelos confiables.	Muy probable, impacto
8	El modelo puede fallar si se encuentra con mineral que presenta parámetros fuera del rango para el cual fue diseñado, debido a un rango de aplicación demasiado limitado.	Resultados no confiables y mala toma de decisiones.	Probable, impacto mu
9	Si se utilizan modelos poco confiables para estimar reservas, el valor real de la mina podría ser muy inferior al proyectado, lo que causaría pérdidas significativas para los inversionistas.	Valor real de la mina muy inferior al proyectado.	Probable, impacto mu
10	El stockpile puede distorsionar las estimaciones diarias de producción si no se modela adecuadamente su efecto en el balance de mineral.	Error en el diseño de balance metalúrgico.	Probable, impacto
11	La data filtrada puede no representar adecuadamente el proceso real, lo que introduciría sesgos importantes en el modelo.	Introducción de sesgos en el modelo.	Probable, impacto
12	Comparar modelos utilizando un único indicador estadístico puede llevar a decisiones erróneas debido a una visión incompleta de su desempeño.	Visión incompleta del desempeño del modelo.	Probable, impacto
13	El uso de variables sin significancia estadística o sin valor metalúrgico puede desviar la atención del equipo técnico, ocasionando pérdida de tiempo en análisis de variables irrelevantes	Pérdida de tiempo y posible sobreajuste.	Podría suceder, impacto

5.2.Discusión

- **Respecto al objetivo general**, los resultados obtenidos en la etapa de consolidación y validación de datos evidencian que la integración de información proveniente de geología, planeamiento de mina y metalurgia constituye un requisito indispensable para el desarrollo de modelos predictivos confiables. La generación de bases de datos diferenciadas para modelamiento y validación permitió reducir sesgos operativos y mejorar la trazabilidad de la información, aspecto señalado como crítico en estudios geometalúrgicos previos.

  Estos hallazgos son coherentes con lo reportado por Vílchez (2022) y Johnston y Canchaya (2016), quienes indican que la confiabilidad de los modelos geometalúrgicos depende directamente de la calidad, consistencia y representatividad de los datos integrados. Asimismo, los resultados coinciden con antecedentes nacionales que destacan que el uso exclusivo de datos operativos sin criterios de filtrado puede introducir errores sistemáticos en las estimaciones metalúrgicas.

- **Respecto al objetivo específico 1**, adicionalmente al punto anterior que referencia las bases de datos de producción (modelamiento y validación), el análisis de parámetros geológicos permitió identificar una marcada variabilidad litológica y de alteración en el yacimiento Toromocho, la cual se refleja directamente en la distribución de los elementos de interés. La matriz litología – alteración y la distribución de elementos por tipo de alteración confirman que la geología ejerce un control significativo sobre el comportamiento metalúrgico del mineral.

  Estos resultados concuerdan con estudios internacionales que resaltan la importancia de la caracterización geológica como base del enfoque geometalúrgico, donde la definición de dominios geológicos y metalúrgicos mejora la capacidad predictiva de los modelos. En particular, los hallazgos son consistentes con lo señalado por Napier – Munn (2014), quien indica que la variabilidad mineralógica y de alteración es una de las principales fuentes de incertidumbre en la predicción de recuperaciones y leyes. Así mismo, la revisión de las pruebas metalúrgicas evidenció que la mineralogía de alimento a planta y del concentrado final influye de manera directa en la recuperación de cobre y en las leyes de los elementos penalizantes. Los resultados obtenidos a partir del programa de Geometalurgia 2022 confirman la relación entre asociaciones minerales específicas y el desempeño del proceso de flotación.

Estos resultados se alinean con antecedentes que señalan que la incorporación de información mineralógica mejora sustancialmente la comprensión del comportamiento metalúrgico, permitiendo explicar variaciones que no pueden ser justificadas únicamente por variables operativas. De esta manera, los hallazgos refuerzan lo expuesto por Velásquez (2022), quien destaca la necesidad de considerar elementos penalizantes como el arsénico y el zinc en la evaluación integral del valor del concentrado.

- **Respecto a los objetivos específicos 2, 3, 4 y 5**, los modelos desarrollados para la recuperación de Cu y para las leyes de Cu, As y Zn en el concentrado final demostraron que la incorporación de variables geológicas, mineralógicas y ratios derivados mejora la capacidad explicativa y predictiva de los modelos. La significancia estadística obtenida y los rangos de aplicabilidad definidos evidencian que los modelos son coherentes con el comportamiento real del proceso.

  Al comparar los resultados con modelos empíricos tradicionales utilizados en la operación, se observa que el enfoque geometalúrgico permite capturar relaciones más complejas entre las variables, aunque también revela diferencias significativas en las estimaciones. Estos resultados coinciden con antecedentes internacionales que señalan que los modelos puramente empíricos suelen sobreestimar recuperaciones o subestimar elementos penalizantes cuando no se incorpora información geológica y mineralógica.

  De igual manera, la implementación de los modelos predictivos en el modelo de bloques geometalúrgico permitió evaluar su aplicabilidad a escala de planeamiento minero. Los resultados muestran que el poblamiento del modelo de bloques con variables metalúrgicas genera una herramienta más robusta para la planificación y evaluación de escenarios productivos.

  Este hallazgo es consistente con antecedentes que destacan que la integración de modelos geometalúrgicos en el modelo de bloques reduce la incertidumbre en la estimación de reservas y en la proyección de producción. Asimismo, se confirma la necesidad de establecer límites técnicos para evitar valores no realistas, tal como lo señalan estudios previos en operaciones de gran escala.

  La evaluación estadística de los modelos evidencia diferencias significativas entre las estimaciones obtenidas mediante el modelo desarrollado en la presente investigación y aquellas generadas por los modelos utilizados previamente en la operación. Las

pruebas t para muestras emparejadas confirman que dichas diferencias no se deben al azar, lo que respalda la hipótesis de que el enfoque geometalúrgico proporciona estimaciones más representativas del proceso.

Estos resultados concuerdan con antecedentes que señalan que la evaluación de modelos debe realizarse utilizando múltiples métricas estadísticas y validaciones independientes. En este sentido, la investigación refuerza la necesidad de abandonar evaluaciones basadas en un único indicador, tal como advierten diversos autores en la literatura especializada.

En síntesis, la discusión de los resultados demuestra que el enfoque geometalúrgico aplicado en la presente investigación es consistente con los antecedentes revisados y aporta evidencia empírica que respalda su utilidad para la estimación de recuperaciones y leyes de concentrado, así como para la mejora de la toma de decisiones en la operación minera.

CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1. Conclusiones

- Con respecto al **objetivo general,** los resultados obtenidos en la presente investigación demuestran que la aplicación de un enfoque geometalúrgico, sustentado en el análisis estadístico multivariable e integrado a información geológica, metalúrgica y de producción, permite desarrollar modelos predictivos más confiables para la estimación de la recuperación de cobre y de las leyes de cobre, arsénico y zinc en el concentrado final de la Unidad Minera Toromocho. En comparación con los modelos utilizados previamente, los modelos desarrollados en la presente tesis muestran una mejora significativa en la capacidad predictiva, reduciendo los errores de estimación y aportando una base técnica más robusta para la planificación minera, el control metalúrgico y la gestión de riesgos asociados a la variabilidad del yacimiento.
- Con respecto al **objetivo específico 1**, los resultados evidencian que la consolidación y validación de la información constituye una etapa crítica para el desarrollo de modelos predictivos confiables. La integración del modelo de bloques geológico, el plan de minado 2021–2025, las bases de datos de perforaciones, producción histórica y resultados del programa de Geometalurgia 2022 permitió construir una base de datos técnicamente consistente y estadísticamente representativa del comportamiento del yacimiento y del proceso metalúrgico. Asimismo, el proceso de depuración, filtrado y validación de datos permitió reducir la influencia de valores atípicos, inconsistencias operativas y estados transitorios del proceso, fortaleciendo la calidad de la información utilizada para el modelamiento. En consecuencia, se concluye que la correcta identificación y estructuración de los datos relevantes es un factor determinante para mejorar la confiabilidad de los modelos predictivos con enfoque geometalúrgico.

  Se utilizaron y/o generaron las siguientes 7 bases de datos para el desarrollo del estudio:

  - Plan de minado 2021 – 2025
  - Base de datos de perforaciones
  - Base de datos de producción para modelamiento
  - Base de datos de producción para validación
  - Base de datos de producción para validación del modelo geometalúrgico

- Base de datos mineralógica del alimento a planta concentradora
- Base de datos mineralógica del concentrado final

Los criterios y/o filtros aplicados para las bases de modelamiento y validación se resumen en la Tabla 50:

Tabla 50. Criterios para generación de base de datos de producción para modelamiento y validación de modelos

Base de datos – Modelamiento				Base de datos – Validación			Base de datos – Validación Geomet		
Período utilizado	**Período excluido**	**Criterios / Filtros**	**Cantidad de filas**	**Período utilizado**	**Criterios / Filtros**	**Cantidad de filas**	**Período utilizado**	**Criterios / Filtros**	**Cantidad de filas**
01-Ene-2020 / 25-Feb-2022	10-Dic-2021 / 31-Dic-2021	SAG Feed, t/h >= 5500	420	01-Ene-2022 / 31-Dic-2024	SAG Feed, t/h >= 0	1040	01-Ene-2022 / 31-Dic-2024	SAG Feed, t/h >= 0	669
		Rec Cu, % > 1			-			Rec Cu, % (Geomet) > 0	
		Cu, % > 0			Cu, % > 0			Cu, % > 0	
		As, % > 0			As, % > 0			As, % > 0	
		Zn, % > 0			Zn, % > 0			Zn, % > 0	
		Mo, % > 0			Mo, % > 0			Mo, % > 0	
		MgO, % > 0			MgO, % > 0			MgO, % > 0	
		Ratox, % > 0			Ratox, % > 0			Ratox, % > 0	

- Con respecto al **objetivo específico 2**, el modelo predictivo desarrollado para la estimación de la recuperación de cobre evidenció que la recuperación metalúrgica está fuertemente influenciada por un conjunto de variables geológicas, mineralógicas y operativas, cuya interacción se explica de manera más adecuada mediante un enfoque multivariable. Los resultados estadísticos obtenidos, tales como el coeficiente de determinación (r^2), el análisis ANOVA y la validación sobre datos de producción, demuestran que el modelo propuesto presenta un ajuste significativamente superior a los modelos empíricos previamente utilizados en la operación. Asimismo, la incorporación de ratios y variables geometalúrgicas permitió capturar de mejor manera la variabilidad del mineral procesado, reduciendo los errores de estimación (hasta 1.14% en promedio respecto al modelo anterior dentro del período de validación) y mejorando la capacidad del modelo para representar el comportamiento real del proceso de flotación en base a 3 parámetros críticos (Zn/Cu, MgO, Ratox). En este sentido, se concluye que el modelo desarrollado constituye una herramienta técnica válida y operativamente aplicable para la estimación de la recuperación de cobre en la UM Toromocho.
- Con respecto al **objetivo específico 3**, los resultados demuestran que la ley de cobre del concentrado final se estima con mayor precisión al integrar variables vinculadas al mass pull, la recuperación, la mineralogía del alimento y las condiciones operativas. El modelo explica de manera consistente la variabilidad observada, con indicadores

estadísticos adecuados y coherencia con los principios metalúrgicos de la flotación. La validación con datos independientes confirmó su capacidad predictiva dentro del rango operativo evaluado. Aunque el error aumentó en 1,69 % respecto al modelo previo, su estructura simple facilita la comprensión y el uso operativo, permitiendo el seguimiento del proceso y el análisis de tendencias. En ausencia de una predicción dinámica previa para esta variable, el modelo representa un avance relevante para la proyección de la calidad del concentrado y el apoyo a decisiones comerciales y operativas, al incorporar parámetros críticos medibles (Zn/Cu, MgO y Ratox) que reflejan el comportamiento real del proceso.

- Con respecto al **objetivo específico 4**, El desarrollo del modelo predictivo para la ley de arsénico permitió identificar las variables geológicas y mineralógicas que controlan su comportamiento como elemento penalizable en el concentrado final, siendo el As/Cu el parámetro crítico que concentra dichos efectos. Los resultados evidencian que la presencia de determinadas alteraciones, asociaciones mineralógicas y condiciones operativas influyen de manera significativa en la concentración de arsénico en el concentrado. El modelo desarrollado mostró una capacidad adecuada para reproducir las tendencias observadas en la producción real, reduciendo el error en un 6.7% en promedio respecto al modelo anterior dentro del período de validación asociado a la estimación de arsénico en el concentrado final. En consecuencia, se concluye que la aplicación del enfoque geometalúrgico facilita la anticipación de escenarios de riesgo asociados a penalidades por arsénico, aportando información valiosa para la gestión del proceso y la planificación minera.
- Con respecto al **objetivo específico 5,** Los resultados obtenidos indican que la ley de zinc en el concentrado final presenta una relación directa con la mineralogía del yacimiento y con las condiciones de operación del circuito de flotación. El modelo predictivo desarrollado logró capturar de manera consistente dicha relación con el parámetro crítico Cu/Zn, mostrando un desempeño estadístico satisfactorio (reduciendo el error en un 4% en promedio respecto al modelo anterior dentro del período de validación) y un comportamiento coherente con la respuesta metalúrgica observada en planta. La validación del modelo permitió confirmar su utilidad como herramienta de apoyo para la evaluación de la calidad del concentrado y la gestión de potenciales penalidades comerciales asociadas al zinc. En este sentido, se concluye que el modelo desarrollado contribuye a mejorar la predictibilidad del proceso y a fortalecer la toma de decisiones en el control metalúrgico de la operación.

- Los modelos desarrollados en la Tesis presentan las siguientes características a partir de la base de datos utilizada para su modelamiento: El modelo de recuperación de Cu basado en Zn/Cu, MgO y Ratox, alcanzó un $r^2 = 0.66$; la ley de Cu en concentrado final se derivó del modelo de recuperación con menor ajuste ($r^2 = 0.18$), pero buen comportamiento visual; la ley de As en concentrado final basado en As/Cu, y la ley de Zn en concentrado final basado en Cu/Zn mostraron alto ajuste ($r^2 = 0.89$ y 0.95, respectivamente), con formas exponenciales y desempeño robusto. Del mismo modo se deja constancia de que todos los modelos se deben aplicar en sus formas simples en los planes de producción (ver Tabla 51), pero al implementarlos en el modelo de bloques se debe utilizar límites para evitar inconsistencias en las estimaciones (ver Tabla 52).

Tabla 51. Modelos para implementación en planes de producción

Target	Abreviación	Modelo
Recuperación de Cu	Rec Cu	97.8 – 12.8*Zn/Cu – 0.52*MgO – 1.14*Ratox
Ley de Cu en el concentrado final	Conc_Cu	(97.8 – 12.8*Zn/Cu – 0.52*MgO – 1.14*Ratox)/3.74
Ley de As en el concentrado final	Conc_As	44.2*[(As/Cu)^1.3488]
Ley de Zn en el concentrado final	Conc_Zn	19.3*[(Cu/Zn)^(-1.045)]

Tabla 52. Modelos para implementación en modelo de bloques

Target	Abreviación	Modelo
Recuperación de Cu	Rec Cu	SI(97.8 – 12.8*Zn/Cu – 0.52*MgO – 1.14*Ratox<0,0,MIN(91.9, 97.8 – 12.8*Zn/Cu – 0.52*MgO – 1.14*Ratox))
Ley de Cu en el concentrado final	Conc_Cu	SI(97.8 – 12.8*Zn/Cu – 0.52*MgO – 1.14*Ratox<0,0,MIN(91.9, 97.8 – 12.8*Zn/Cu – 0.52*MgO – 1.14*Ratox))/3.74
Ley de As en el concentrado final	Conc_As	MIN(2.74,44.2*((As/Cu)^1.3488))
Ley de Zn en el concentrado final	Conc_Zn	MIN(22.8,19.3*((Cu/Zn)^(-1.045)))

- La significancia estadística obtenida y la definición de rangos de aplicabilidad confirman que los modelos presentan mayor coherencia técnica y mejor capacidad predictiva que los modelos empíricos utilizados previamente en la operación. Por otro lado, los modelos Tesis (Rec Cu, Conc_Cu, Conc_As, Conc_Zn) se integraron al modelo de bloques del plan 2021–2025, usando algoritmos con límites basados en datos reales. Esto permitió estimaciones metalúrgicas realistas y espacialmente coherentes, lo cual mejora la planificación minera respecto a enfoques tradicionales basados solo en leyes de cabeza.
- Por otro lado, la compleja geología de Toromocho influye directamente en la mineralización y la respuesta metalúrgica, lo que hace entendible inicialmente la inclusión de alteraciones como variables predictoras en los modelos MCP, ya que estas alteraciones concentran elementos críticos como Cu, Zn, Fe, As, MgO y Ratox. Sin

embargo, los modelos Tesis no incorporaron las alteraciones debido a su bajo coeficiente de determinación respecto a las variables a predecir. A futuro, podrían evaluarse como parte de dominios geometalúrgicos, aunque no necesariamente como variables predictoras dentro de las ecuaciones.

- Los modelos Tesis fueron seleccionados para todas las variables a predecir por ofrecer mejor equilibrio entre simplicidad, robustez y representatividad del comportamiento metalúrgico. Para Rec_Cu, evita el sobreajuste observado en MCP; en Conc_Cu, capta la variabilidad del proceso que los modelos MCP no reflejan. Además, para Conc_As y Conc_Zn, logra ajustes superiores, r^2 de 0.90 y 0.95, respectivamente (ver Tabla 53).

Tabla 53. Comparación diaria de modelos. r^2, Res. Abs., Error, Res. Rel., N° variables

Modelo	Indicadores	Nombre de modelos					
		Tesis	**MCP**	**MCP-1**	**MCP-2**	**MCP_3**	**Geomet**
Recuperación de Cu	r^2	0.55	-	0.59	0.50	0.53	0.04
	Res. Abs.	2.59	-	3.20	3.40	3.35	4.63
	Error	3.31	-	4.19	4.45	4.39	5.91
	Res. Rel.	(0.33)	-	(2.20)	(2.18)	(2.15)	1.50
	N° variables	3	-	8	6	6	N.D.*
Ley de Cu en el concentrado final	r^2	0.19	0.12	-	-	-	-
	Res. Abs.	1.25	0.91	-	-	-	-
	Error	6.26	4.57	-	-	-	-
	Res. Rel.	(1.07)	(0.60)	-	-	-	-
	N° variables	3	0	-	-	-	-
Ley de As en el concentrado final	r^2	0.90	0.89	-	-	-	-
	Res. Abs.	0.12	0.14	-	-	-	-
	Error	13.9	20.6	-	-	-	-
	Res. Rel.	0.04	0.04	-	-	-	-
	N° variables	1	8	-	-	-	-
Ley de Zn en el concentrado final	r^2	0.95	0.93	-	-	-	-
	Res. Abs.	0.49	0.69	-	-	-	-
	Error	11.1	15.1	-	-	-	-
	Res. Rel.	(0.04)	(0.06)	-	-	-	-
	N° variables	1	8	-	-	-	-

** N.D.: No disponible (por confidencialidad con MCP)*

- Se pueden utilizar los modelos Tesis para una valorización minera confiable, dado que tienen mayor fundamento estadístico-metalúrgico que los MCP, y a que la prueba t aplicada a las estimaciones entre los modelos Tesis y MCP en el modelo de bloques (plan 2021–2025) confirmó diferencias estadísticamente significativas entre dichas estimaciones.
- Asimismo, concluimos que la identificación y gestión de riesgos asociados al desarrollo e implementación de modelos predictivos es fundamental para asegurar su

aplicabilidad y sostenibilidad en el tiempo. Factores como la calidad de la data, el rango de aplicabilidad de los modelos y la necesidad de actualización periódica deben ser gestionados de manera sistemática, consolidando la gestión de riesgos como un componente esencial del enfoque geometalúrgico.

6.2. Recomendaciones

- Respecto a la gestión y calidad de la información, se recomienda establecer un procedimiento estandarizado para la recopilación, validación y actualización periódica de la información geológica, metalúrgica y de producción, que asegure la consistencia y trazabilidad de los datos utilizados en futuros modelos predictivos. Asimismo, se sugiere fortalecer los protocolos de control de calidad de datos (QA/QC), especialmente en lo referente a información mineralógica y metalúrgica, debido a su impacto directo en la confiabilidad del enfoque geometalurgico.
- Respecto a la caracterización geológica y mineralógica, se recomienda profundizar la caracterización geológica y mineralógica del yacimiento Toromocho mediante la ampliación de campañas de muestreo y análisis mineralógicos automatizados, con el fin de mejorar la definición de dominios geometalúrgicos. Esta información permitiría refinar los modelos predictivos y reducir la incertidumbre asociada a la variabilidad del mineral.
- Respecto a las pruebas metalúrgicas, se recomienda continuar y ampliar los programas de pruebas metalúrgicas geometalúrgicas, incorporando ensayos representativos de los distintos dominios definidos en el yacimiento. La integración sistemática de resultados de laboratorio con datos operativos permitirá mejorar la calibración de los modelos y su aplicabilidad a escenarios reales de operación.
- Respecto al desarrollo y actualización de modelos predictivos, se recomienda que los modelos predictivos desarrollados en la presente investigación sean actualizados periódicamente, incorporando nueva información operativa, geológica y mineralógica. Asimismo, se sugiere evaluar el uso de técnicas avanzadas de modelamiento, como métodos de aprendizaje automático, de manera complementaria al enfoque estadístico tradicional, con el fin de mejorar la capacidad predictiva de los modelos.
- Respecto al uso del modelo de bloques geometalúrgico, recomienda integrar de manera formal el modelo de bloques geometalúrgico en los procesos de planeamiento

de mina y evaluación económica, de modo que las decisiones estratégicas consideren no solo variables geológicas, sino también metalúrgicas. Esto permitirá una mejor estimación del valor del mineral y una planificación más eficiente de la producción.

- Respecto a la evaluación y validación de modelos, se recomienda mantener un proceso continuo de evaluación y validación de los modelos predictivos mediante indicadores estadísticos y comparaciones con resultados reales de planta. La validación cruzada y el uso de bases de datos independientes contribuirán a asegurar la confiabilidad de las estimaciones en el tiempo.
- Respecto a la gestión de riesgos, se recomienda implementar un sistema de gestión de riesgos asociado al desarrollo y uso de modelos predictivos geometalúrgicos, que contemple la identificación, evaluación y mitigación de riesgos relacionados con la calidad de la data, el rango de aplicabilidad de los modelos y los cambios en las condiciones operativas. Esta gestión permitirá asegurar el uso sostenible y confiable de los modelos en la operación.
- Respecto a futuras investigaciones, se recomienda que futuras investigaciones amplíen el alcance del enfoque geometalúrgico incorporando otros elementos penalizantes y variables de desempeño metalúrgico, así como la aplicación del modelo a otros yacimientos con características geológicas similares. Ello permitirá validar la replicabilidad del enfoque y fortalecer su aporte científico y aplicado.

CAPÍTULO VII: REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Almirón Alegre, C. A. (2016). *Estudio preliminar para la ampliación de producción de 8500 a 10500 TMS Día Planta Concentradora Paragsha - Unidad Económica Cerro de Pasco*. [Tesis de Grado]. Universidad Nacional San Agustín.

Amankwaa-Kyeremeh, B., McCamley, C., Zanin, M., Greet, C., Ehrig, K., & Asamoah, R. K. (2024). *Prediction and optimisation of copper recovery in the rougher flotation circuit.* *Minerals, 14*(36). https://doi.org/10.3390/min14010036

Avner, S. H. (1988). *Introducción a la metalurgia física*. [2ª Ed.]. [Traductor: José Luis Estrada Haen]. McGraw-Hill.

Bravo Gálvez, A. C. (2003). *Manual de molienda y clasificación de minerales*. Empresa Minera Yauliyacu S.A – EMYSA.

Estudios Mineros del Perú S.A.C. (s.f.). *Manual de minería*. En: Página Institucional del Instituto Superior Tecnológico Público "Oyón". https://www.iestpoyon.edu.pe/web/documentos/Manual_de_Mineria.pdf

Canchaya Moya, S. (2014). El modelo geometalúrgico stricto sensu. *Boletín de la Sociedad Geológica del Perú*; 109(1), 159-161. https://app.ingemmet.gob.pe/biblioteca/pdf/CPG17-029.pdf

Compan, G.; Pizzarro, E. y Videla, A. (2015). Geometallurgical model of a copper sulphide mine for long-term planning [Modelo geometalúrgico de una mina de sulfuro de cobre para la planificación a largo plazo]. *The Journal of The Southern African Institute of Mining and Metallurgy*; 115(6), 549-556. https://www.scielo.org.za/pdf/jsaimm/v115n6/15.pdf

Donoso Droguett, G. A. (2020). *Modelamiento geometalúrgico de recuperación de cobre incorporando datos espectrales*. [Tesis de Maestría, Universidad de Chile]. http://repositorio.udec.cl/handle/11594/2661

Empírica Consultores (2020, febrero 19). Ópico 1.c Poblamiento del modelo de bloques. En: *Empírica Consultores*. https://empiricaconsultores.cl/topico-2-3-proceso-de-poblamiento-del-modelo-de-bloques/

Harbort, G.: Manfrino, A.; Wright, J. (2011). Development of the Zafranal Geometallurgical Model [Desarrollo del Modelo Geometalúrgico Zafranal]. En: *Primera Conferencia Internacional de Geometalurgia AUSIMM, en Brisbane, Australia*. https://www.ausimm.com/publications/conference-proceedings/first-ausimm-international- geometallurgy-conference-geomet-2011/development-of-the-zafranal-geometallurgical- model/

Hernández Fernández, R.; Fernández Collado, C. y Baptista Lucio, P. (2016). *Metodología de la Investigación*. [6ta ed.). Mc Graw Hill Interamericana.

Jefferson, M., Johnston, A., Matias, C., & Davila, N. (2020). *A Roadmap to Geometallurgical Modeling at The Cerro Lindo VMS Deposit*. 1–11.

Johnston, A. y Canchaya, S. (2016). Geometalurgia en el contexto peruano. En: *Jueves Minero*, Instituto de Ingenieros de Minas del Perú – IIMP; realizado en Lima, el 15 de setiembre. https://iimp.org.pe/pptjm/jm15092016-Geometalurgia-en-el-Contexto-Peruano.pdf

Jorge Meza, G. E. y Núñez Mucha, B. E. (2018). *Estudio geometalúrgico para optimizar el circuito de flotación separación plomo-cobre en la planta concentradora U.M. Cerro Lindo*. [Tesis de Grado, Universidad Nacional del Centro del Perú]. https://repositorio.upn.edu.pe/bitstream/handle/11537/25450/Jorge%20Meza%20-%20Nu%C3%B1ez%20Mucha.pdf

Leal Valenzuela, A. A. (2019). *Estudio de las variables críticas de operación divisiones: Refinería, Etileno y Coker ENAP Refinerías Bio Bio*. [Tesis de Grado, Universidad de Chile]. https://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/103441/leal_a.pdf?sequence=3&isAllowed=y

Lishchuk, V., & Pettersson, M. (2021). *The mechanisms of decision-making when applying*

geometallurgical approach to the mining industry. 71–80. https://doi.org/10.1007/s13563-020-00220-9

Michaux, S., & O'Connor, L. (2020). *How to Set Up and Develop a Geometallurgical Program.* Geological Survey of Finland.

Michaux, S., & Connor, L. (2020). *How to Set Up and Develop a Geometallurgical Program*. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.16170.24005

Ministerio de Energía y Minas del Perú. (2003). *Guía de Orientación del Uso Eficiente de la Energía y de Diagnóstico Energético: MINERÍA METÁLICA*. Dirección General de Eficiencia Energética – MINEM.

Ministerio de Minas y Energía de Colombia. (2003). *Glosario técnico minero*. https://www.anm.gov.co/sites/default/files/DocumentosAnm/glosariominero.pdf

Montes López, H. O. (2015). *Modelación geometalúrgica del proceso de flotación basado en mineralogía y ensayos metalúrgicos*. [Tesis de Maestría, Universidad de Chile]. https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/135130

Ortiz, J. M.; Avalos, S.; Riquelme, A. I.; Leuangthong, O.; Madani, N. y Frenzel, M. (2023). Uncertainty and Value: Optimising Geometallurgical Performance Along the Mining Value Chain [Incertidumbre y Valor: Optimización geometalúrgica del desempeño de la Cadena de valor de la minería]. *Elements*; 19(12), 377–383. https://www.elementsmagazine.org/wp-content/uploads/archivearticles/e19_6/6-Ortiz.pdf

Paredes Roldán, J. (2001). Planificación y control de la producción. *Repositorio del Instituto de Investigaciones de la Universidad de Cuenca – IDIUC*. http://bibliotecavirtual.clacso.org.ar/Ecuador/diuc-ucuenca/20121115114754/teoria.pdf

Portal Minero S.A. (Ed.). (2006). *Manual general de minería y metalurgia*. Portal Minero Ediciones.

Procesamiento de Minerales (2012, julio). Plantas concentradoras. En: *Procesamiento de Minerales*. https://procesaminerales.blogspot.com/2012/06/plantas-concentradoras.html

Ramos Sánchez, J. D., Recines Trinidad, F., Alcala Cabello, E., & Muñasqui Crisóstomo, K. (2023). Modelamiento de alteraciones en 3D del yacimiento Toromocho usando ensambles mineralógicos a partir de información semicuantitativa XRD de blast holes y diamond drill holes [Ponencia presentada en el XXI Congreso Peruano de Geología]. Minera Chinalco Perú.

Redacción PROACTIVO (2018, junio 6). La geometalurgia y sus beneficios para la minería. En: *Noticias PROACTIVO*. https://proactivo.com.pe/la-geometalurgia-y-sus-beneficios-para-la-mineria/

Riquelme Gutiérrez, C. O. y Torre Quispe, S. S. (2022). *Evaluación de los colectores A-3418 y Z-6 para recuperar el cobre de los minerales mixtos de la Planta de Beneficios Jesús S.A.C- Nazca*. [Tesis de Grado]. Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco.

Rodríguez Rodríguez, M. A. (2017). *Modelo geometalúrgico de recuperación de cobre por dominios geológicos en Compañía Minera Doña Inés de Collahuasi*. [Tesis de Grado, Universidad de Concepción]. http://repositorio.udec.cl/handle/11594/2661

Sarudiansky, R. y Nielson, H. (Edit.). (2017, noviembre 10). Minería en la república argentina. En: *Novedades 91LE*. Publicación de la Asociación Argentina para el Progreso de las Ciencias - AAPC. https://91le.com.ar/mineria-en-la-republica-argentina-aapc-asociacion-argentina-para-el-progreso-de-las-ciencias/

Schulz Eglín, B. (Ed.). (2003). *Introducción a la metalurgia*. Departamento de Ingeniería Metalúrgica de la Universidad de Santiago de Chile. https://metalurgia.usach.cl/documentos

Secretaria de Medio Ambiente y Recursos Naturales de México. (2017). *Guía para la Elaboración de la Cédula de Operación Anual: Industria Metalúrgica*. SEMARNAT. https://apps1.semarnat.gob.mx:8443/retc/guias/g_metlgc.pdf

Torres Bardales, C. (2018). *Orientaciones Básicas de Metodología de la Investigación Científica.* [8va ed.]. Libros y Publicaciones.

Valenta, M. y Mulcahy, B. (2016). Development of a geometallurgical model for a copper concentrator [Desarrollo de un modelo geometalúrgico para una concentradora de cobre]. *The Journal of The Southern African Institute of Mining and Metallurgy*; 116(6), 539-545. https://www.scielo.org.za/pdf/jsaimm/v116n6/10.pdf

Velásquez Flores, M. (2022). *Cuantificación elemental en concentrados de cobre por espectroscopia de plasma inducida por láser (LIBS) y métodos multivariados*. [Tesis de Doctorado, Universidad de Concepción]. http://repositorio.udec.cl/handle/11594/9855

Vílchez, L. (2022, octubre 26). La geometalurgia y cómo está transformando la minería. En: *Noticias SGS para América del Sur*. https://www.sgs.com/es-pe/noticias/2022/10/geometalurgia-y-transformacion-de-la-mineria

Voskobóinikov, V. G.; Kudrin, V. A. y Yákushev, A. M. (1982). *Metalurgia general*. [Traductor: A. I. Samojválov]. Editorial MIR.

Wright, C.; Fennel, M.; Chávez, X.; Salazar, P. y Bixley, M. (2014). Modelamiento geometalúrgico en el proyecto La Granja. *Boletín de la Sociedad Geológica del Perú*; 109(1), 170-173. https://app.ingemmet.gob.pe/biblioteca/pdf/BSGP-109-170.pdf

CAPÍTULO VIII: ANEXOS

Anexo 1. Matriz de Consistencia.

Tabla 54. Matriz de consistencia.

Problemas	Objetivos	Hipótesis	Variables	Dimensiones	Indicadores	Escala	Metodología
Problema General	**Objetivo General**	**Hipótesis General**	**Variable Independiente:** Modelos predictivos con enfoque geometalúrgico.	Modelo para estimar la recuperación de Cu	• r2 • Res. Abs. • Error • Res. Rel. • N° variables	Cuantitativa.	**Tipo:** Mixta. **Diseño:** Pre-Experimental. **Alcance:** Explicativo. **Población:** Información diaria de producción desde 2014 hasta diciembre 2024. **Muestra:** No probabilística, 1827 días de producción de los años 2020 al 2024. **Técnicas:** - Análisis documental. - Análisis de contenido. **Instrumentos:** - Ficha para el análisis de documentos. - Ficha de análisis de contenido.
¿De qué manera pueden desarrollarse modelos predictivos con enfoque geometalúrgico, basados en información geológica, metalúrgica y de producción, que permitan estimar con mayor confiabilidad la recuperación de cobre y las leyes de cobre, arsénico y zinc presentes en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho?	Generar Modelos Predictivos con enfoque geometalúrgico que permitan estimar la recuperación de cobre y las leyes de cobre, arsénico y zinc presentes en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho, integrando información geológica, metalúrgica y de producción.	La aplicación de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico permite mejorar la estimación de la recuperación de cobre y de las leyes de cobre, arsénico y zinc presentes en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho, a partir de la integración de información geológica, metalúrgica y de producción.		Modelo para estimar la ley de Cu en el concentrado de cobre final	• r^2 • Res. Abs. • Error • Res. Rel. • N° variables	Cuantitativa.	
Problema 1 (Específico)	**Objetivo 1 (Específico)**	**Hipótesis 1 (Específico)**		Modelo para estimar la ley de As en el concentrado de cobre final	• r2 • Res. Abs. • Error • Res. Rel. • N° variables	Cuantitativa. .	
¿Cuáles son los conjuntos de datos geológicos, metalúrgicos y de producción que resultan relevantes y técnicamente consistentes para la generación de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico aplicables a la Unidad Minera Toromocho?	Identificar y consolidar los datos geológicos, metalúrgicos y de producción relevantes para el desarrollo de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico en la Unidad Minera Toromocho.	La identificación y consolidación de los datos geológicos, metalúrgicos y de producción relevantes son importantes para el desarrollo de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico en la Unidad Minera Toromocho.					
Problema 2 (Específico)	**Objetivo 2 (Específico)**	**Hipótesis 2 (Específico)**		Modelo para estimar la ley de Zn en el concentrado de cobre final	• r2 • Res. Abs. • Error • Res. Rel. • N° variables	Cuantitativa.	
¿Cómo debe estructurarse un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico que permita estimar la recuperación de cobre, considerando la variabilidad geológica y metalúrgica del yacimiento Toromocho?	Desarrollar un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico para la estimación de la recuperación de cobre, considerando la variabilidad geológica y metalúrgica del yacimiento.	El desarrollo de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico permite estimar de manera confiable la recuperación de cobre en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho.					

Problemas	Objetivos	Hipótesis	Variables	Dimensiones	Indicadores	Escala	Metodología
Problema 3 (Específico)	**Objetivo 3 (Específico)**	**Hipótesis 3 (Específico)**					
¿Cómo debe estructurarse un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico que permite estimar la ley de cobre en el concentrado final, considerando la variabilidad geológica, mineralógica y operativas disponibles?	Desarrollar un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico para la estimación de la ley de cobre en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho, teniendo en cuenta la variabilidad geológica, mineralógica y operativa disponible.	El desarrollo de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico permite estimar de manera confiable la ley de cobre en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho.		Parámetros críticos para la estimación de recuperación de Cu	• Zn/Cu • MgO • Ratox	Cuantitativa.	
Problema 4 (Específico)	**Objetivo 4 (Específico)**	**Hipótesis 4 (Específico)**					
¿Cómo debe estructurarse un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico que permita estimar la ley de arsénico en el concentrado final, considerando su comportamiento como elemento penalizable teniendo en cuenta la variabilidad geológica, mineralógica y operativa disponible?	Desarrollar un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico para la estimación de ley de arsénico en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho, teniendo en cuenta la variabilidad geológica, mineralógica y operativa disponible.	El desarrollo de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico permite estimar de manera confiable la ley de arsénico en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho.	**Variable Dependiente:** Estimación de Cobre, Arsénico y Zinc presentes en el concentrado de cobre final obtenido	Parámetro crítico para la estimación de la ley de Cu en el concentrado de cobre final	• Zn/Cu • MgO • Ratox	Cuantitativa.	
Problema 5 (Específico)	**Objetivo 5 (Específico)**	**Hipótesis 5 (Específico)**		Parámetro crítico para estimar la ley de As en el concentrado de cobre final	• As/Cu	Cuantitativa.	
¿Cómo debe estructurarse un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico que permita estima la ley de zinc en el concentrado final, considerando su influencia en la calidad del concentrado de cobre teniendo en cuenta la variabilidad geológica, mineralógica y operativa disponible?	Desarrollar un modelo predictivo con enfoque geometalúrgico para la estimación de la ley de zinc en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho, teniendo en cuenta la variabilidad geológica, mineralógica y operativa disponible.	El desarrollo de modelos predictivos con enfoque geometalúrgico permite estimar de manera confiable la ley de zinc en el concentrado final obtenido en la Unidad Minera Toromocho.		Parámetro crítico para la estimación de la ley de Zn en el concentrado de cobre final	• Cu/Zn	Cuantitativa.	

Anexo 2. Instrumentos para la Recolección de la Información.

Anexo 2.1. Guía para el análisis documentario

El análisis documentario se realizará en términos de distinguir entre las características del mineral de alimentación o mineral de cabeza, y, el comportamiento metalúrgico de dicho mineral luego de ser procesado.

I. Objetivo.

Registrar datos relevantes, periodo Enero 2020 – Diciembre 2024, referidos a los elementos valorizables en la Planta Concentradora de MCP de la UM Toromocho.

II. Indicaciones.

- Agenciarse de los reportes de producción diaria de la Planta Concentradora de la UM Toromocho de MCP.
- Agrupar los datos según corresponda a datos de entrada a Planta Concentradora, características del mineral de alimentación; o a datos de salida, comportamiento metalúrgico del mineral procesado.
- Completar el modelo de ficha, para cada año del periodo de evaluación de los datos.
- Llenar las fichas con los datos solicitados.

III. Ítems a ser cotejados.

1. Características del mineral de alimentación:
    - Ley de Elementos en el mineral de cabeza.
    - Porcentajes de Especies mineralógicas en el mineral de cabeza.
    - Porcentajes Alteraciones en el alimento en el mineral de cabeza.
2. Comportamiento metalúrgico del mineral procesado:
    - Recuperación de Cu.
    - Ley de Cu en el concentrado de cobre final.
    - Ley de As en el concentrado de cobre final.
    - Ley de Zn en el concentrado de cobre final.

IV. Modelo de ficha de análisis documentario.

Tabla 55. Modelo de ficha de análisis de documentario.

Datos Relevantes de los Elementos Valorizables en la Planta Concentradora (Año …)																			
Mes	Día	Características del Mineral de Alimentación, %														Comportamiento Metalúrgico del Mineral Procesado, %			
		Elementos					Especies mineralógicas					Alteraciones							
		Cu	As	Zn	…	MgO	Cpy	Py	Sph	….	AsPy	Int	Phy	Hor	Serp	Act	Recuperación de Cu	Ley de Cu	Ley de As	Ley Zn
Enero	01																			
	02																			
	03																			
	…																			
	31																			
Febrero	01																			
	02																			
	03																			
	…																			
	28																			
Marzo	01																			
	02																			
	03																			
	…																			
	31																			
…	01																			
	02																			
	03																			
	…																			
	30																			
Noviembre	01																			
	02																			
	03																			
	…																			
	30																			
Diciembre	01																			
	02																			
	03																			
	…																			
	31																			

Anexo 2.2. Guía de análisis de contenido

I. Generalidades

El análisis de contenido se realizará en términos de recoger información relacionada con el proceso seguido en el diseño con enfoque geometalúrgico. Para tal efecto, del manual de implementación de modelos se extraerá la parte sustancial, teniendo en cuenta la información solicitada como pertinente en la ficha para el análisis de contenido.

II. Modelo de ficha de análisis de contenido

Tabla 56. Modelo de ficha de análisis de contenido.

Diseño con Enfoque Geometalúrgico		
Etapas	**Fundamentación Teórica**	**Aplicación Practica en la Investigación**
Consolidación y validación de datos		
Análisis de parámetros geológicos		
Revisión de estudios metalúrgicos		
Modelamiento con enfoque geometalúrgico		
Generación de modelo de bloques geometalúrgico		
Evaluación de modelos		
Riesgos asociados al desarrollo de los modelos de predicción		