



Universidad Nacional Mayor de San Marcos

Universidad del Perú. Decana de América

Dirección General de Estudios de Posgrado
Facultad de Ingeniería Geológica, Minera,
Metalúrgica y Geográfica
Unidad de Posgrado

**El método kriging ordinario para la estimación de
recursos minerales del Proyecto Purple Hill, Tacna,
Perú**

TESIS

Para optar el Grado Académico de Magíster en Geología con
mención en Recursos Mineros

AUTOR

Carlos Enrique MALDONADO ESCALANTE

ASESOR

Dr. Jaime César MAYORGA ROJAS

Lima, Perú

2023



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

Maldonado, C. (2023). *El método kriging ordinario para la estimación de recursos minerales del Proyecto Purple Hill, Tacna, Perú*. [Tesis de maestría, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica, Unidad de Posgrado]. Repositorio institucional Cybertesis UNMSM.

Metadatos complementarios

| Datos de autor | |
|----------------------------------|---|
| Nombres y apellidos | Carlos Enrique Maldonado Escalante |
| Tipo de documento de identidad | DNI |
| Número de documento de identidad | 70002528 |
| URL de ORCID | https://orcid.org/0000-0002-4238-8053 |
| Datos de asesor | |
| Nombres y apellidos | Jaime César Mayorga Rojas |
| Tipo de documento de identidad | DNI |
| Número de documento de identidad | 10369482 |
| URL de ORCID | https://orcid.org/0000-0001-8423-3343 |
| Datos del jurado | |
| Presidente del jurado | |
| Nombres y apellidos | Alfonso Alberto Romero Baylón |
| Tipo de documento | DNI |
| Número de documento de identidad | 31625834 |
| Miembro del jurado 1 | |
| Nombres y apellidos | Alejandro Mena Ayala |
| Tipo de documento | DNI |
| Número de documento de identidad | 10451517 |
| Miembro del jurado 2 | |
| Nombres y apellidos | Mariano Pacheco Ortiz |
| Tipo de documento | DNI |
| Número de documento de identidad | 06284228 |
| Datos de investigación | |

| | |
|--|---|
| Línea de investigación | C.0.1.11. Recursos Mineros |
| Grupo de investigación | No aplica. |
| Agencia de financiamiento | Sin financiamiento. |
| Ubicación geográfica de la investigación | País: Perú Departamento: Lima Provincia: Lima Distrito: La Molina Avenida: Los Fresnos 2049 Latitud: -12.0649371 Longitud: -76.561047 |
| Año o rango de años en que se realizó la investigación | 2020-2022 |
| URL de disciplinas OCDE | Ingeniería ambiental y geológica https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#2.07.01 Geología: https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#1.05.06 |



ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

SUSTENTACIÓN PÚBLICA

En la Universidad Nacional Mayor de San Marcos - Lima, a los catorce días del mes de agosto del año dos mil veintitres, siendo las dieciseis horas, se reúnen los suscritos Miembros del Jurado Examinador de Tesis, nombrado mediante Dictamen N° 000457-2023-UPG-VDIP-FIGMMG/UNMSM del 07 de agosto del 2023, con la finalidad de evaluar la sustentación oral de la siguiente tesis:

TÍTULO

«EL MÉTODO KRIGING ORDINARIO PARA LA ESTIMACIÓN DE RECURSOS MINERALES DEL PROYECTO PURPLE HILL, TACNA, PERÚ»

Presentado por el Bach. **CARLOS ENRIQUE MALDONADO ESCALANTE**, para optar el **GRADO ACADÉMICO DE MAGISTER** en **GEOLOGÍA** con mención en **RECURSOS MINEROS**.

El Secretario del Jurado Examinador de la Tesis, analiza el expediente N° UNMSM-20210095616, de fecha 22 de diciembre del 2021, en el marco legal y Estatutario de la Ley Universitaria, acreditando que tiene todos los documentos y que cumplió con las etapas del trámite según el «Reglamento General de Estudios de Posgrado», aprobado con Resolución Rectoral N° 04790-R-18 del 08 de agosto del 2018.

Luego de la Sustentación, se procede con la calificación de la Tesis, de acuerdo al procedimiento respectivo y se registra en el acta correspondiente de conformidad al Art. 100 del precitado Reglamento, correspondiéndole al graduando la siguiente calificación:

----- *Bueno (16)* -----

Habiendo sido aprobada la sustentación de la Tesis, el Presidente recomienda a la Facultad se le otorgue el **GRADO ACADÉMICO DE MAGISTER** en **GEOLOGÍA** con mención en **RECURSOS MINEROS** al Bach. **CARLOS ENRIQUE MALDONADO ESCALANTE**.

Siendo las 17:00 horas, se dio por concluido al acto académico.


DR. ALFONSO ALBERTO ROMERO BAYLÓN
Presidente


DR. ALEJANDRO MENA AYALA
Secretario


MG. MARIANO PACHECO ORTÍZ
Miembro


DR. JAIME CÉSAR MAYORGA ROJAS
Asesor



UNIVERSIDAD NACIONAL MAYOR DE SAN MARCOS
Universidad del Perú. Decana de América
FACULTAD DE INGENIERÍA GEOLÓGICA, MINERA, METALÚRGICA Y GEOGRÁFICA
UNIDAD DE POSGRADO

CERTIFICADO DE SIMILITUD

Yo Dr. Jaime César Mayorga Rojas en mi condición de asesor acreditado con el Número de Dictamen N° 000419-2022-UPG-VDIP-FIGMMG/UNMSM de la tesis, cuyo título es «EL MÉTODO KRIGING ORDINARIO PARA LA ESTIMACIÓN DE RECURSOS MINERALES DEL PROYECTO PURPLE HILL, TACNA, PERÚ» presentado por el Bachiller Carlos Enrique Maldonado Escalante para optar el grado de Magister en Geología con mención en Recursos Mineros, CERTIFICO que se ha cumplido con lo establecido en la Directiva de Originalidad y de Similitud de Trabaos Académicos, de investigación y producción Intelectual. Según la revisión, análisis y evaluación mediante el software de similitud textual, el documento evaluado cuenta con el porcentaje de 18 % de similitud, nivel **PERMITIDO** para continuar con los trámites correspondientes y para su **publicación en el repositorio institucional.**

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



Firmado digitalmente por MAYORGA
ROJAS Jaime César FAU
20148092282 hard
Motivo: Soy el autor del documento
Fecha: 23.09.2023 13:15:38 -05:00

Firma del Asesor:

DNI: 10369482

Nombres y apellidos del asesor:

Jaime César Mayorga Rojas



DEDICATORIA

A todos los que han sido parte de mi formación académica y personal; familia y amigos, quienes siempre han sido mi soporte para salir adelante ante cualquier situación, esto es por y para nosotros.

AGRADECIMIENTO

A la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, docentes y administrativos, en especial al Dr. Jaime Mayorga quien es mi asesor en la presente investigación. A los profesores a lo largo de mi vida por la formación académica y calidad educativa para alcanzar el título de magíster en geología.

ÍNDICE GENERAL

| | |
|--|-----|
| RESUMEN..... | xi |
| ABSTRACT..... | xii |
| 1. INTRODUCCIÓN | 1 |
| 1.1 Situación problemática | 1 |
| 1.2 Formulación del Problema | 2 |
| 1.2.1 Problema General..... | 2 |
| 1.2.2 Problemas específicos | 2 |
| 1.3 Justificación de la investigación..... | 3 |
| 1.4 Objetivos de la investigación | 4 |
| 1.4.1 Objetivo General | 4 |
| 1.4.2 Objetivos Específicos..... | 4 |
| II. MARCO TEÓRICO..... | 4 |
| 2.1 Antecedentes del Problema | 4 |
| 2.1.1 Antecedentes internacionales | 4 |
| 2.1.2 Antecedentes nacionales | 7 |
| 2.2 Bases Teóricas | 9 |
| 2.2.1 Estimación de recursos..... | 9 |
| 2.2.2 Bases de datos geológicas | 12 |
| 2.2.3 Modelamiento geológico..... | 12 |
| 2.2.4 Análisis exploratorio de datos..... | 14 |
| 2.2.5 Gráficos de apoyo | 16 |
| 2.2.6 Dominios de estimación..... | 17 |
| 2.2.7 Variable regionalizada y función aleatoria continua..... | 17 |
| 2.2.8 Variograma..... | 18 |
| 2.2.9 Kriging | 19 |

| | | |
|--------|---|----|
| 2.2.10 | Categorización de recursos | 21 |
| III. | METODOLOGÍA | 23 |
| 3.1 | Hipótesis general | 23 |
| 3.2 | Hipótesis específicas | 23 |
| 3.3 | Identificación de variables..... | 23 |
| 3.4 | Operacionalización de las variables | 24 |
| 3.5 | Matriz de consistencia | 25 |
| 3.6 | Tipo y diseño de investigación | 26 |
| 3.7 | Unidad de análisis | 26 |
| 3.8 | Población de estudio..... | 26 |
| 3.9 | Tamaño de muestra | 27 |
| 3.10 | Selección de muestra | 27 |
| 3.11 | Técnicas de recolección de datos..... | 27 |
| 3.12 | Base de datos | 27 |
| 3.13 | Aseguramiento y control de calidad | 27 |
| 3.13.1 | Blancos..... | 27 |
| 3.13.2 | Estándares | 30 |
| 3.13.3 | Muestras gemelas | 34 |
| 3.14 | Análisis e interpretación de la información | 36 |
| 3.14.1 | Modelo Geológico..... | 36 |
| 3.15 | Análisis exploratorio de datos (EDA) – Assays | 38 |
| 3.15.1 | Histogramas y gráficos de probabilidad acumulada | 40 |
| 3.15.2 | Gráficos Box-plot..... | 43 |
| 3.16 | Análisis exploratorio de datos (EDA) - compósitos | 44 |
| 3.16.1 | Histogramas y gráficos de probabilidad acumulada | 45 |
| 3.16.2 | Gráficos Boxplot | 82 |
| 3.16.3 | Reportes estadísticos | 85 |

| | |
|---|-----|
| IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN | 86 |
| 4.1 Dominios Geoestadísticos | 86 |
| 4.1.1 Cumulative probability plot y Box plot | 86 |
| 4.1.2 Contact plot | 92 |
| 4.2 Variografía y parámetros de interpolación | 98 |
| 4.3 Validación de la interpolación | 99 |
| 4.3.1 Swath Plots | 99 |
| 4.3.2 Curvas tonelaje-ley | 104 |
| 4.4 Clasificación de recursos minerales | 107 |
| V. CONCLUSIONES | 111 |
| VI. RECOMENDACIONES | 112 |
| BIBLIOGRAFÍA | 113 |
| ANEXOS | 115 |

ÍNDICE DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| Figura 1. Conceptos e hipótesis que sustentan el modelo Geoestadístico | 10 |
| Figura 2. Esquema general del proceso de estimación de recursos | 11 |
| Figura 3. Esquema general de modelamiento geológico | 14 |
| Figura 4. Notación gráfica de la regla de 1, 2 y 3 desviaciones estándar | 15 |
| Figura 5. Esquema del gráfico de caja | 16 |
| Figura 6. Partes del variograma | 19 |
| Figura 7. Estimación por kriging | 20 |
| Figura 8. Esquema general de la clasificación de recursos minerales | 22 |
| Figura 9. Ubicación de collares de taladros diamantinos en proyecto “Purple Hill”. | 26 |
| Figura 10. Resultados de muestras de blancos gruesos – Cu. | 28 |
| Figura 11. Resultados de muestras de blancos gruesos – CuSAC | 28 |
| Figura 12. Resultados de muestras de blancos gruesos – CuSCN. | 29 |
| Figura 13. Resultados de muestras de blancos finos - Cu. | 29 |
| Figura 14. Resultados de muestras de blancos finos – CuSAC | 30 |

| | |
|---|----|
| Figura 15. Resultados de muestras de blancos finos – CuSCN | 30 |
| Figura 16. Control de exactitud en estándar OREAS907 para el elemento Cu. | 31 |
| Figura 17. Control de exactitud en estándar GBM398-4 para el elemento Cu..... | 31 |
| Figura 18. Control de exactitud en estándar STD133M1 para el elemento CuSCN.. | 32 |
| Figura 19. Control de exactitud en estándar STD133M2 para el elemento CuSCN.. | 32 |
| Figura 20. Control de exactitud en estándar STD133M3 para el elemento CuSCN.. | 32 |
| Figura 21. Control de exactitud en estándar STD133M1 para el elemento CuSAC.. | 33 |
| Figura 22. Control de exactitud en estándar STD133M2 para el elemento CuSAC.. | 33 |
| Figura 23. Control de exactitud en estándar STD133M3 para el elemento CuSAC.. | 33 |
| Figura 24. Análisis de precisión en muestras gemelas del elemento Cu. | 34 |
| Figura 25. Análisis de precisión en muestras gemelas del CuSAC. | 35 |
| Figura 26. Análisis de precisión en muestras gemelas del CuSCN. | 35 |
| Figura 27. Modelo de bloques con la variable ROCK, correspondiente a la litología. | 37 |
| Figura 28. Taladros diamantinos con la variable Cu(%) en Assays | 39 |
| Figura 29. Histograma de Cu (%) – Assays global..... | 40 |
| Figura 30. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%) – Assays global..... | 41 |
| Figura 31. Histograma de CuSAC (%) – Assays global..... | 41 |
| Figura 32. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC(%) – Assays global | 42 |
| Figura 33. Histograma de CuSCN (%) – Assays global..... | 42 |
| Figura 34. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN(%) – Assays global | 43 |
| Figura 35. Boxplot – Assays global..... | 44 |
| Figura 36 Histograma de Cu (%), Litología Aa, código Rock 1..... | 45 |
| Figura 37. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Aa, código Rock 1..... | 46 |
| Figura 38. Histograma de CuSAC (%), Litología Aa, código Rock 1..... | 46 |
| Figura 39. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Aa, código Rock 1.. | 47 |
| Figura 40. Histograma de CuSCN (%), Litología Aa, código Rock 1..... | 47 |
| Figura 41. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Aa, código Rock 1.. | 48 |
| Figura 42. Histograma de Cu (%), Litología Tr, código Rock 2.. | 48 |
| Figura 43. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Tr, código Rock 2..... | 49 |

| | |
|--|----|
| Figura 44. Histograma de CuSAC (%), Litología Tr, código Rock 2..... | 49 |
| Figura 45. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Tr, código Rock 2. | 50 |
| Figura 46. Histograma de CuSCN (%), Litología Tr, código Rock 2..... | 50 |
| Figura 47. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Tr, código Rock 2. | 51 |
| Figura 48. Histograma de Cu (%), Litología Ta, código Rock 3..... | 51 |
| Figura 49. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Ta, código Rock 3..... | 52 |
| Figura 50. Histograma de CuSAC (%), Litología Ta, código Rock 3..... | 52 |
| Figura 51. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Ta, código Rock 3. | 53 |
| Figura 52. Histograma de CuSCN (%), Litología Ta, código Rock 3..... | 53 |
| Figura 53. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Ta, código Rock 3 | 54 |
| Figura 54. Histograma de Cu (%), Litología Tq, código Rock 4..... | 54 |
| Figura 55. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Tq, código Rock 4..... | 55 |
| Figura 56. Histograma de CuSAC (%), Litología Tq, código Rock 4..... | 55 |
| Figura 57. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Tq, código Rock 4 | 56 |
| Figura 58. Histograma de CuSCN (%), Litología Tq, código Rock 4..... | 56 |
| Figura 59. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Tq, código Rock 4. | 57 |
| Figura 60. Histograma de Cu (%), Litología Td, código Rock 5..... | 57 |
| Figura 61. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Td, código Rock 5..... | 58 |
| Figura 62. Histograma de CuSAC (%), Litología Td, código Rock 5..... | 58 |
| Figura 63. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Td, código Rock 5. | 59 |
| Figura 64. Histograma de CuSAC (%), Litología Td, código Rock 5..... | 59 |
| Figura 65. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Td, código Rock 5 | 60 |
| Figura 66. Histograma de Cu (%), Litología Qq, código Rock 6. | 60 |

| | |
|--|----|
| Figura 67. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Qq, código Rock 6..... | 61 |
| Figura 68. Histograma de Cu (%), Litología Qq, código Rock 6. | 61 |
| Figura 69. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Qq, código Rock 6 | 62 |
| Figura 70. Histograma de CuSCN (%), Litología Qq, código Rock 6. | 62 |
| Figura 71. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Qq, código Rock 6.. | 63 |
| Figura 72. Histograma de probabilidad acumulada de Cu(%), Litología Lp, código Rock 7 | 63 |
| Figura 73. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu(%), Litología Lp, código Rock 7..... | 64 |
| Figura 74. Histograma de CuSAC (%), Litología Lp, código Rock 7..... | 64 |
| Figura 75. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Lp, código Rock 7 | 65 |
| Figura 76. Histograma de CuSCN (%), Litología Lp, código Rock 7 | 65 |
| Figura 77. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Lp, código Rock 7 | 66 |
| Figura 78. Histograma de Cu (%), Litología Da, código Rock 8..... | 66 |
| Figura 79. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Da, código Rock 8..... | 67 |
| Figura 80. Histograma de CuSAC (%), Litología Da, código Rock 8..... | 67 |
| Figura 81. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Da, código Rock 8 | 68 |
| Figura 82. Histograma de CuSCN (%), Litología Da, código Rock 8..... | 68 |
| Figura 83. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Da, código Rock 8 | 69 |
| Figura 84. Histograma de Cu (%), Litología Dp, código Rock 9. | 69 |
| Figura 85. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Dp, código Rock 9..... | 70 |
| Figura 86. Histograma de CuSAC (%), Litología Dp, código Rock 9. | 70 |
| Figura 87. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Dp, código Rock 9 | 71 |
| Figura 88. Histograma de CuSCN (%), Litología Dp, código Rock 9. | 71 |

| | |
|---|----|
| Figura 89. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Dp, código Rock 9.. | 72 |
| Figura 90. Histograma de Cu (%), Litología Di, código Rock 10.. | 72 |
| Figura 91. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Di, código Rock 10.. | 73 |
| Figura 92. Histograma de CuSAC (%), Litología Di, código Rock 10 .. | 73 |
| Figura 93. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Di, código Rock 10 .. | 74 |
| Figura 94. Histograma de CuSCN (%), Litología Di, código Rock 10.. | 74 |
| Figura 95. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Di, código Rock 10 .. | 75 |
| Figura 96. Histograma de Cu (%), Litología Bx, código Rock 13..... | 75 |
| Figura 97. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Bx, código Rock 13..... | 76 |
| Figura 98. Histograma de CuSAC (%), Litología Bx, código Rock 13..... | 76 |
| Figura 99. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Bx, código Rock 13 .. | 77 |
| Figura 100. Histograma de CuSCN (%), Litología Bx, código Rock 13..... | 77 |
| Figura 101. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Bx, código Rock 13 .. | 78 |
| Figura 102. Histograma de Cu (%), Litología Px, código Rock 15 .. | 78 |
| Figura 103. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Px, código Rock 15..... | 79 |
| Figura 104. Histograma de CuSAC (%), Litología Px, código Rock 15 .. | 79 |
| Figura 105. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Px, código Rock 15 .. | 80 |
| Figura 106. Histograma de CuSCN (%), Litología Px, código Rock 15.. | 80 |
| Figura 107. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Px, código Rock 15 .. | 81 |
| Figura 108. Boxplot de Cu(%) por litología en compósitos.. | 82 |
| Figura 109. Boxplot de CuSAC(%) por litología en compósitos.. | 83 |
| Figura 110. Boxplot de CuSCN(%) por litología en compósitos.. | 84 |
| Figura 111. CPP del elemento Cu (%) por tipo de roca..... | 86 |
| Figura 112. Boxplot de compósitos, Cu(%) por roca en zona mineral primaria.. | 87 |

| | |
|---|-----|
| Figura 113. Boxplot de compósitos, Cu(%) por roca en zona mineral Leach capping. | 88 |
| Figura 114. CPP del elemento Cu(%) en la Bx, zona primaria vs leach capping..... | 89 |
| Figura 115. CPP de CuSAC(%) en la Bx, zona primaria vs leach capping..... | 90 |
| Figura 116. CPP de Cu(%) en zona Primaria vs Leach capping..... | 90 |
| Figura 117. CPP de CuSAC (%) en zona Primaria vs Leach capping..... | 91 |
| Figura 118. Tabla de dominios geoestadísticos del proyecto “Purple Hill” | 91 |
| Figura 119. Modelo de bloques con la variable VDOM, correspondiente al dominio geoestadístico | 92 |
| Figura 120. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 1 y Dominio 3..... | 93 |
| Figura 121. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 2 y Dominio 3..... | 93 |
| Figura 122. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 2 y Dominio 7..... | 94 |
| Figura 123. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 3 y Dominio 4..... | 94 |
| Figura 124. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 3 y Dominio 5..... | 95 |
| Figura 125. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 3 y Dominio 6..... | 95 |
| Figura 126. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 3 y Dominio 7..... | 96 |
| Figura 127. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 4 y Dominio 5..... | 96 |
| Figura 128. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 4 y Dominio 6..... | 97 |
| Figura 129. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 5 y Dominio 6..... | 97 |
| Figura 130. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 5 y Dominio 7..... | 98 |
| Figura 131. Swath plot de Cu (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección N-S | 100 |
| Figura 132. Swath plot de Cu (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección E-W | 100 |
| <i>Figura 133.</i> Swath plot de Cu (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección de la cota..... | 101 |
| Figura 134. Swath plot de CuSAC (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección N-S | 101 |
| Figura 135. Swath plot de CuSAC (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección E-W..... | 102 |
| Figura 136. Swath plot de CuSAC (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección de la cota | 102 |
| Figura 137. Swath plot de CuSCN (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección N-S | 103 |

| | |
|---|-----|
| Figura 138. Swath plot de CuSCN (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección E-W | 103 |
| Figura 139. Swath plot de CuSCN (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección de la cota | 104 |
| Figura 140. Curva tonelaje-ley de Cu (%) estimado por kriging vs Cu (%) estimado por nearest neighbor | 105 |
| Figura 141. Curva tonelaje-ley de CuSAC (%) estimado por kriging vs CuSAC (%) estimado por nearest neighbor | 106 |
| Figura 142. Curva tonelaje-ley de CuSCN (%) estimado por kriging vs CuSCN (%) estimado por nearest neighbor.. | 106 |
| Figura 143 . Modelo de bloques con la variable CONF, correspondiente al grado de confiabilidad..... | 108 |
| Figura 144. Características del modelo de bloques..... | 119 |
| Figura 145. Multi-run elaborado con principales pasos de estimación por el método de kriging ordinario..... | 119 |
| Figura 146. Panel principal del proceso de capping para el tratamiento de valores outliers..... | 119 |
| Figura 147. Multi-run de estimación del elemento Cu por el método del kriging ordinario | 120 |
| Figura 148. Configuración de parámetros de búsqueda..... | 120 |
| Figura 149. Variogramas generados por dominios. | 120 |
| Figura 150. Carguío de parámetros de variograma en el proceso de estimación por el método de kriging ordinario..... | 121 |
| Figura 151. Configuración de modelo de variograma esférico..... | 121 |
| Figura 152. Configuración de dominios que serán afectados por la estimación por el método de kriging ordinario..... | 121 |
| Figura 153. Multi-run de estimación de CuSAC por el método del kriging ordinario. | 122 |
| Figura 154. Multi-run de estimación de CuSCN por el método del kriging ordinario. | 122 |
| Figura 155. Configuración para el cálculo de RCB..... | 122 |
| Figura 156. Paneles de cálculo RCB..... | 123 |
| Figura 157. Multi-run para el cálculo de confianza | 123 |

ÍNDICE DE TABLAS

| | |
|---|-----|
| Tabla 1. Codificación por litología | 36 |
| Tabla 2. Codificación por tipo de alteración | 37 |
| Tabla 3. Codificación por tipo de mineral | 38 |
| Tabla 4. Codificación por tipo de mineral | 38 |
| Tabla 5. Elementos para análisis – Assays..... | 39 |
| Tabla 6. Resumen estadístico global Cu(%), CuSAC (%) y CuSCN(%) - Assays.... | 43 |
| Tabla 7. Elementos para análisis – Compósitos..... | 45 |
| Tabla 8. Valores estadísticos de Cu (%), CuSAC (%) y CuSCN (%) por litologías . | 85 |
| Tabla 9. Criterio para clasificación de recursos minerales | 107 |
| Tabla 10. Recursos medidos e indicados del proyecto “Purple Hill” por rangos de cut-off de 0.05% de Cu..... | 109 |
| Tabla 11. Recursos Inferidos y Medidos+Indicados del proyecto “Purple Hill” por rangos de cut-off de 0.05% de Cu..... | 110 |
| Tabla 12. Coordenadas de los DDH empleados para la investigación (pt.1)..... | 117 |
| Tabla 13. Coordenadas de los DDH empleados para la investigación (pt. 2)..... | 118 |

RESUMEN

El MINEM reportó en su Anuario Minero del año 2021 que la producción minera en el Perú representó el 8.5% del Producto Bruto Interno (PBI) y que las exportaciones de minerales reflejaron una participación del 63.9% de las exportaciones totales. En resumen, es importante asegurar la inversión en la industria minera ya que durante todo el ciclo de vida (prospección, exploración, construcción, extracción y comercialización) contribuyendo significativamente con el desarrollo de las regiones a través de la generación de empleo minero, responsabilidad social y desarrollo económico generado por la actividad minera.

En el proyecto en estudio se han perforado 128 taladros diamantinos, con información de litología, alteración, zona mineral, ley de cobre total (Cu), cobre soluble en ácido (CuSAC), y cobre soluble proveniente de la lixiviación con cianuro (CuSCN).

Se construyó la base de datos con toda la información recolectada y posteriormente se llevó a cabo el análisis exploratorio de datos (EDA), con el soporte de gráficos estadísticos para una mejor interpretación. Asimismo, se desarrollaron modelos geológicos (litología, tipo de mineral, alteración) a partir de la información del logueo de los taladros diamantinos.

Con la información ordenada y validada se inicia el proceso de determinación de los dominios geoestadísticos idóneos, considerando gráficos de probabilidad acumulada, box plot, contact plot; con el objetivo de que la estimación nos entregue resultados idóneos. Una vez determinados estos, se realiza la variografía y se determinan los parámetros de estimación mediante kriging ordinario para la generación del modelo de recursos.

A continuación, se realiza una validación del modelo de bloques mediante Swath plots y curvas tonelaje-ley comparando con un modelo interpolado por el método de vecino más cercano. Finalmente se realiza la categorización de los recursos minerales, clasificándolos en medidos, indicados e inferidos.

Palabras Clave: recursos minerales, kriging, estimación, modelo de bloques.

ABSTRACT

The MINEM reported in its Mining Yearbook for the year 2021 that mining production in Peru represented 8.5% of the Gross Domestic Product (GDP) and that mineral exports reflected a participation of 63.9% of total exports. In summary, it is important to ensure investment in the mining industry since throughout the entire life cycle (prospecting, exploration, construction, extraction and commercialization) it contributes significantly to the development of the regions through the generation of mining employment, social responsibility and economic development generated by mining activity.

In the project under study, 128 diamond drills have been drilled, with information on lithology, alteration, mineral zone, total copper grade (Cu), acid soluble copper (CuSAC), and soluble copper from cyanide leaching (CuSCN).

The database was built with all the information collected and later the exploratory data analysis (EDA) was carried out, with the support of statistical graphs for a better interpretation. Likewise, geological models (lithology, type of mineral, alteration) were developed based on the information from the logging of the diamond drills.

With the information ordered and validated, the process of determining the ideal geostatistical domains begins, considering graphs of accumulated probability, box plot, contact plot; with the objective that the estimation gives us suitable results. Once these are determined, the variography is performed and the estimation parameters for the generation of the resource model are determined.

Next, a validation of the block model is carried out using Swath plots and tonnage-grade curves, comparing it with a model interpolated by the nearest neighbor method. Finally, the categorization of mineral resources is carried out, classifying them as measured, indicated and inferred.

Keywords: mineral resources, kriging, estimation, block model.

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Situación problemática

Según la Sociedad Nacional de Minería, Petróleo y Energía (SNMPE); el sector minero es responsable de 10% del PBI, de 60% de las exportaciones, de 16% de la inversión privada y 19% de los tributos pagados por empresas en un primer semestre del 2020. La pandemia del SARS-COV2 ha generado una recesión económica en el Perú, y, cuando sea controlada será fundamental potenciar la exploración de nuevos proyectos mineros.

A pesar de los proyectos mineros en progreso como Quellaveco, Mina Justa, Ampliación Toromocho, los cuales soportan la reactivación económica, hay otra cantidad importante de proyectos prometedores los cuales, a causa de problemas sociales y ambientales con las comunidades cercanas a sus puntos de operación, generan incertidumbre en los mismos.

Sin embargo, son estos proyectos mineros económicos los que apoyarán en la reducción de la desigualdad y pobreza, pues permitirán a los gobiernos regionales obtener mayores ingresos y generar empleos a diferente nivel en la población cercana, y apoyando a las comunidades en su progreso y desarrollo sostenible.

Es por eso que, se genera la necesidad de investigar en zonas brownfield y greenfield en la búsqueda de recursos minerales que posteriormente puedan ser económicamente interesantes y generar este movimiento económico, actualmente tan necesitado en el país.

La estimación de recursos minerales es un paso fundamental en la evaluación económica de un yacimiento, ya sea en su etapa inicial o en fases de ampliación y desarrollo. En diversas ocasiones, se suele usar un método de estimación por kriging global, el cual, no es un mal método, sin embargo, se puede obtener una mayor precisión mediante la determinación de dominios geoestadísticos, que caractericen de una mejor manera el yacimiento.

El proyecto Purple Hill es un target brownfield interesante, ubicado en Tacna, en la cercanía de unidades mineras como Cuajone, Toquepala o Quellaveco. De acuerdo al INGEMMET pertenece al sector de la franja metalogenética XIII (Franja

de pórfidos de Cu-Mo y depósitos polimetálicos relacionados con intrusiones del Paleoceno-Eoceno). Se realizaron 128 perforaciones diamantinas, con un metraje total de 26205.7 metros para obtener información que será modelada y estimada, para caracterizar los recursos disponibles en la zona y determinar si es viable avanzar a una siguiente etapa de ingeniería.

Se han llevado a cabo investigaciones similares en el Perú y el mundo, buscando la mejor estimación de un yacimiento, como es el caso del trabajo de Pizarro, S.; “Modelamiento geoestadístico de leyes de cobre total y soluble” que es una tesis para optar el grado de Magíster en Minería en la Universidad de Chile. De forma similar en Perú se desarrolló la tesis de la Universidad Nacional de Huancavelica para optar el grado académico de maestro en ingeniería geológica, presentada por Cahuana, W., titulada: “Aplicación de la simulación condicional a los dominios de estimación de recursos de la mina Cuajone”, en la cual se emplea el Kriging como método de estimación.

Se busca construir un modelo de bloques de manera precisa con la menor incertidumbre posible mediante el método de kriging ordinario, tomando en cuenta la escasa información con la que se cuenta, clasificándola en dominios geoestadísticos a partir de un análisis de estadística descriptiva para finalmente clasificar los recursos minerales de acuerdo a su grado de confiabilidad.

1.2 Formulación del Problema

1.2.1 Problema General

P.G. ¿De qué manera mediante la aplicación del método kriging ordinario se pueden estimar los recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú?

1.2.2 Problemas específicos

P.E.1. ¿Cómo estimar los recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú, a partir de parámetros geoestadísticos?

P.E.2. ¿Cómo generar un modelo geológico a partir de la interpretación del logueo de testigos del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú?

P.E.3. ¿Cuál sería el tonelaje estimado de recursos presentes en el proyecto Purple Hill de acuerdo a una categorización de recursos a partir de una estimación aplicando el método de kriging ordinario?

1.3 Justificación de la investigación

La ubicación del proyecto Purple Hill es cercana a yacimientos mineros tipo pórfido de cobre como Cuajone, Toquepala y Quellaveco, ubicados en el sur del Perú, perteneciendo a la franja metalogenética XIII de pórfidos de Cu-Mo y depósitos polimetálicos relacionados con intrusiones del Paleoceno-Eoceno (INGEMMET). Debido a su ubicación geográfica y mineralización observada se considera que es parte de la zona periférica de un pórfido cuprífero.

A la fecha, los recursos minerales en el proyecto Purple Hill no han sido estimados por métodos tradicionales como inverso a la distancia, polígonos u otros, es por eso que para la presente investigación se ha empleado la estimación de recursos por el método de kriging ordinario, el cual es el mejor estimador lineal insesgado cuya varianza de estimación tiende a cero, todo esto considerando como fundamento la geoestadística y las variables regionalizadas.

La estimación por método de kriging ordinario del Proyecto Purple Hill, permitirá determinar la cantidad de recursos minerales presentes (para el elemento Cobre y cobre soluble en ácido), categorizarlos y que en una fase posterior servirá para la determinación de la viabilidad del estudio o proyecto.

En esta investigación no se ha realizado la estimación de otros elementos debido a la falta de resultados analíticos, dado que, en casi su totalidad, las muestras fueron analizadas únicamente por cobre y cobre soluble en ácido.

En la presente investigación se estiman los recursos minerales mediante el método de kriging ordinario actualmente muy empleado en el ámbito laboral minero, sin embargo, no cuenta con amplia bibliografía que describa la secuencia de pasos necesarios para realizar la categorización de recursos. Como se verá en la sección antecedentes, hay investigaciones que pueden ser usadas como referencia, sin embargo, no se han encontrado investigaciones con la descripción al detalle como la que se desarrolla en el presente trabajo.

Con la información generada, se podrá determinar la viabilidad y continuar el flujo de inversión en este proyecto, además servirá como modelo del uso del kriging ordinario en la estimación de recursos en otros yacimientos, pudiéndose aplicar la ponderación para una mayor cantidad de elementos inclusive.

1.4 Objetivos de la investigación

1.4.1 Objetivo General

O.G. Estimar los recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú mediante la aplicación del método de kriging ordinario.

1.4.2 Objetivos Específicos

O.E.1. Determinar los parámetros geoestadísticos para iniciar la estimación de los recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú.

O.E.2. Generar un modelo geológico a partir de la interpretación del logeo de testigos del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú.

O.E.3. Determinar el tonelaje estimado de recursos minerales presentes en el proyecto Purple Hill de acuerdo a una categorización de recursos a partir de la estimación realizada por el método kriging ordinario.

II. MARCO TEÓRICO

2.1 Antecedentes del Problema

2.1.1 Antecedentes internacionales

Toda estimación de recursos que se realiza se inicia con un estudio geoestadístico basado en variables regionalizadas. Pizarro, S. (2011) realizó la investigación titulada: “Modelamiento geoestadístico de leyes de cobre total y soluble”, para optar el grado académico de Magíster en Minería en la Universidad de Chile. El objetivo general de su investigación está orientado al diseño de una metodología de modelado conjunto de leyes de Cu total y de Cu soluble y la aplicación del mismo en un verdadero yacimiento tipo pórfido de cobre. Su investigación menciona que una variable regionalizada es un atributo relacionado con una ubicación

geográfica particular, como la litología, alteración, la calidad geomecánica, y en este caso, se considerará los resultados de ensayos químicos. En cuanto al Kriging, lo describe como un método en el que se da la realización de la función para encontrar el valor de la variable a estimar, descrita por la media y el variograma. El kriging consiste en la estimación del valor en un punto o bloque a partir de una combinación lineal ponderada de los obtenidos en ese punto del modelo de bloques o zona de muestreo; la ponderación de los datos se determina empleando el variograma, buscando eliminar el sesgo y minimizar el error de estimación. Pizarro concluye que “para poder lograr una interpretación completa del yacimiento se debe contar con una base que posea todas sus variables en todos sus puntos”. Lo propuesto en su trabajo de investigación tiene éxito en la estimación de esta información, sin necesidad de un muestreo en cada punto del yacimiento.

Domingos, D. et al. (2017) desarrollan la investigación titulada: “In bathymetric surfaces: IDW or Kriging? Publicada en el boletín Bulletin of Geodetic Sciences. En su estudio se verificó que el interpolador de kriging ordinario presentó mejores resultados comparado al interpolador de inverso a la distancia pesado, en un proyecto con una muestra abundante pero relativamente dispersa. Concluyen que, el cálculo del volumen del embalse en estudio fue más preciso cuando se aplicó el kriging ordinario en una grilla con muestras dispersas, en comparación con el inverso a la distancia pesada aplicado en datos abundantes. Una ventaja adicional del uso del kriging ordinario fue la posibilidad de obtener una varianza de estimación. El autor recomienda la aplicación de la Geoestadística en el modelado de superficies batimétricas, ya sea con pocos o muchos datos, y considera usar el método de kriging ordinario para el desarrollo de los siguientes trabajos relacionados a construcción de superficies batimétricas.

Elissetche Correa & Emery, X, (2010) En la memoria “Modelamiento de Recursos de un Yacimiento Tipo Exótico (Chile)” para optar el grado académico de Ingeniero Civil de minas en la Universidad de Chile. Indican que las etapas iniciales de proyectos con potencial minero abarcan las campañas de perforación, para la interpretación litológica, definir las zonas minerales y el estudio del comportamiento espacial de leyes que se evaluarán en el yacimiento. En la investigación mencionada se aplica simulaciones geoestadísticas para el cálculo de los recursos minerales de un

depósito mineral perteneciente a Antofagasta Minerals, cuya interpretación determina diez dominios y estimación mediante kriging. Los autores indican que “se empleó un algoritmo de simulación de variables continuas (secuencial gaussiano) para obtener once modelos de bloques para leyes de cobre total y cobre soluble, cada uno asociado con un modelo particular de dominios minerales, realizando la validación comparando las realizaciones con los datos originales, el modelo de kriging y el modelo geológico interpretado para finalmente, la construcción de curvas tonelaje-ley para cuantificar los recursos para distintas leyes de corte”.

Navarro, G. (2020).; realizó su investigación “Comparación entre la aplicación de kriging y cokriging para estimar especies de cobre en un yacimiento tipo pórfido cuprífero” basándose en la información recolectada de los taladros diamantinos de una mina a tajo abierto cuyo principal producto es el cobre y la lixiviación en pilas y ROM como método de extracción metalúrgica. En éste, se establecen cuatro casos de estudio para comparar tres variables del modelo (Cu, CuCN y CuSAC) estimados a partir de dos tipos de metodologías de interpolación y las condiciones que deben cumplir, así como la cuantificación de los recursos minerales que se obtienen a partir de ellas (tonelaje, ley media de los elementos, metal contenido y metal recuperado). La estimación se dio con dos métodos, en el primero se estima mediante el interpolador tradicional de kriging ordinario (OK), y el segundo, que usan un interpolador distinto denominado cokriging con medias relacionadas (CKM). Sin embargo, la investigación sugiere que el cokriging no es el método de estimación ideal para un yacimiento de este tipo, haciendo falta investigaciones en yacimientos de otro tipo. La secuencia de estudio para la interpolación es básica y tradicional en la industria, al igual que la cuantificación de recursos minerales.

Puga, C. (2021) realizó la investigación: “Impacto de errores de muestreo y de modelamiento en la estimación mediante kriging” para optar el grado académico de Magíster en Minería en la Universidad de Chile. El objetivo fue determinar cuál de las etapas de una estimación de recursos clásica es la que origina un mayor error, y por lo tanto, a cuya realización se debe de dedicar mayor detalle. La metodología fue clásica, la con las siguientes fases: Análisis estadístico de la data (EDA), definición de unidades geológicas de estimación (UGE), determinación de las direcciones anisotrópicas mediante un análisis variográfico, estimación mediante kriging,

categorización de los recursos y finalmente el proceso de validación de los modelos estimados. Concluye que, en una estimación mediante kriging y usando una metodología clásica de estimación de recursos, realizar una buena definición de las unidades geológicas de estimación y no usar una modelación por cut-off u otro criterio de ley sino por criterio geológico.

2.1.2 Antecedentes nacionales

Mamani, L. (2020), realiza la investigación “Proceso de estimación de recursos minerales y aplicación de los métodos geoestadísticos aplicado en los cuerpos mineralizados 1, 2 y 5 en la unidad Cerro Lindo” para optar en la Universidad Nacional de San Agustín el grado de Maestro en Ciencias de la Tierra, con mención en Exploración Geológica. Su objetivo fue: “la aplicación de distintos métodos geoestadísticos y estadísticos en el proceso de estimación de recursos minerales que se aplicó en el yacimiento Cerro Lindo, para determinar el comportamiento de la variabilidad de los valores de leyes en cada dominio mineralizado y optimizar los parámetros de estimación”, indicando que, a partir del estudio exploratorio de datos se puede analizar las distribuciones espaciales y de las poblaciones para determinar de manera idónea la separación de los dominios, para cada tipo de mineralización, con este análisis se determinó los principales dominios que acogen las zonas de mineralización en el yacimiento a los que divide en: “dominio SPP, dominio SPB y dominio SSM”. En el presente trabajo, A partir del EDA se distribuyeron también los dominios geoestadísticos para el proyecto “Purple Hill” Indica también que, a mayor soporte, la varianza disminuye, a menor tamaño ocurre lo contrario, con un incremento de la varianza; esto nos indica que se puede perder el detalle de comportamiento geológico en el yacimiento. Esto es la idea fundamental de la teoría del “efecto soporte”.

Vargas, C. (2020) desarrolla el trabajo: “Caracterización y estimación de los recursos no metálicos de la formación Herradura como fuente de la industria cerámica distrito de Asia, provincia de Cañete – región Lima” para optar el grado de Maestro en Ciencias de la Tierra, con mención en Exploración Geológica en la Universidad Nacional de San Agustín. Concluye con una estimación de recursos realizada por el método de secciones paralelas (la más apropiada para la consideración de su autor), la que arroja como resultado 29,097,838 TM de lutitas probables, convirtiéndose en una

reserva considerable para una posible extracción. En el mencionado trabajo se realiza una estimación de un yacimiento no metálico, y se empleó un método de estimación apropiado para este, sin embargo, en la investigación actual, se empleará el método de kriging ordinario, el cual considero el mejor estimador de elementos en un yacimiento metálico.

Cahuana, W. (2019) realizó la tesis “Aplicación de la simulación condicional a los dominios de estimación de recursos de la mina Cuajone”, para optar el grado académico de Magíster en Ingeniería Geológica en la Universidad Nacional de Huancavelica, donde se muestra la variedad y variabilidad de las muestras de cobre que se han obtenido a lo largo del proceso de estudio de la base de datos obtenidas a partir de las campañas de sondajes diamantinos. Con esta información relaciona los dominios a litologías distintas y mayores o menores concentraciones de Cu; basándose en reportes de compósitos, box plot y curvas de probabilidad acumulada. Estos elementos de análisis serán empleados en la presente EDA, que se realizará como parte de la investigación. Concluye que, en cada dominio de recursos se obtiene escenarios cercanos a la ley original, con el respaldo de la distribución de datos con los histogramas de los distintos escenarios, al igual las gráficas de Q-Q Plot y Swath Plot indican una correlación con los datos originales y simulados, de acuerdo al comportamiento de cada dominio considerado. Las gráficas de Curva Tonelaje Ley cuantifican el tonelaje de mineral en base a los cut-off considerados.

Cossio, D. & Rivera, H. (2017) realizaron una caracterización geoquímica del elemento Zinc en mina Toquepala, correlacionando las leyes de los ensayos químicos (variables cuantitativas) con las características geológicas determinadas mediante el logeo de los testigos de perforación como tipo de roca, zona mineral, alteración, presencia de yeso; para así caracterizar los distintos dominios. En su investigación, consideraron los elementos cobre, molibdeno, hierro, arsénico y plomo, para entender de una mejor forma el comportamiento del yacimiento. En su artículo, se realizó una estadística descriptiva a los principales dominios analizados. Concluyen que: “las características estadísticas geoquímicas son diferentes para cada dominio, resultando algunos dominios geológicos más favorables para su envío a la planta, ya que presentan bajos contenidos de Zn-Fe-As-Pb como el dominio geológico Bx-Sil-P-G/A, mientras que, por ejemplo, el dominio geológico Bx-Qs-T-noG/A presenta contenido bastante alto de zinc”.

2.2 Bases Teóricas

2.2.1 *Estimación de recursos*

De acuerdo a Emery (2007) “la estimación o predicción constituye un objetivo importante de la geoestadística, evaluando de la manera más precisa posible, un valor que no ha sido medido, a partir de la información obtenida. Una característica de los métodos geoestadísticos será, no sólo construir estimadores, sino también proporcionar una medida de la precisión de la estimación por medio de herramientas probabilísticas (por ejemplo, varianzas o intervalos de confianza), diferenciando dos tipos de estimaciones: las estimaciones globales y las locales.”

La estimación local busca caracterizar un campo “D” completo por un valor único (por ejemplo, la media de la variable regionalizada estudiada) o por una distribución estadística representada en el histograma. Es poco común que una estimación global sea suficientemente precisa; por lo que es frecuente que se requiera completarla con estimaciones locales. Emery, X. comenta: “en un estudio de contaminación de suelo, no basta con evaluar la concentración promedio en toda la zona de un elemento contaminante, sino que es necesario distinguir los sectores fuertemente contaminados de aquellos que no lo están”, observado en la figura 1.

En cambio, las estimaciones locales se interesan por zonas distintas dentro de la zona de estudio, buscando evaluar el valor en un punto donde no hubo muestreo o el valor promedio de un bloque con un soporte mayor al de toma de datos, en donde se debe considerar la continuidad espacial de la variable regionalizada, las distancias entre el sector a estimar y los puntos con información real, así como la configuración espacial de los mismos sitios con datos puesto que datos agrupados suelen tener valores parecidos, constituyéndose en información redundante.

Emery, X., en 2007 ejemplifica que “la estimación local permite también la cuantificación de la incertidumbre en los valores de la variable regionalizada y la probabilidad de que estos valores superen o queden debajo de ciertos límites. Por ejemplo, el agrónomo está interesado en conocer los sectores de una parcela donde el pH es demasiado bajo, para dar un tratamiento adecuado, como el abono buscando mejorar la fertilidad. En lo que respecta al medio ambiente, se busca cuantificar el riesgo de que la concentración de un elemento nocivo en el suelo supere un valor límite determinado, para poder tomar medidas de remediación”.

En el ámbito minero, el objetivo es determinar si las leyes de mineral son mayores que un cut-off que asegure la rentabilidad de la explotación minera, luego evaluar el tonelaje y cuantificar el metal que se puede extraer por encima de ese cut-off. (Emery, X. 2007)

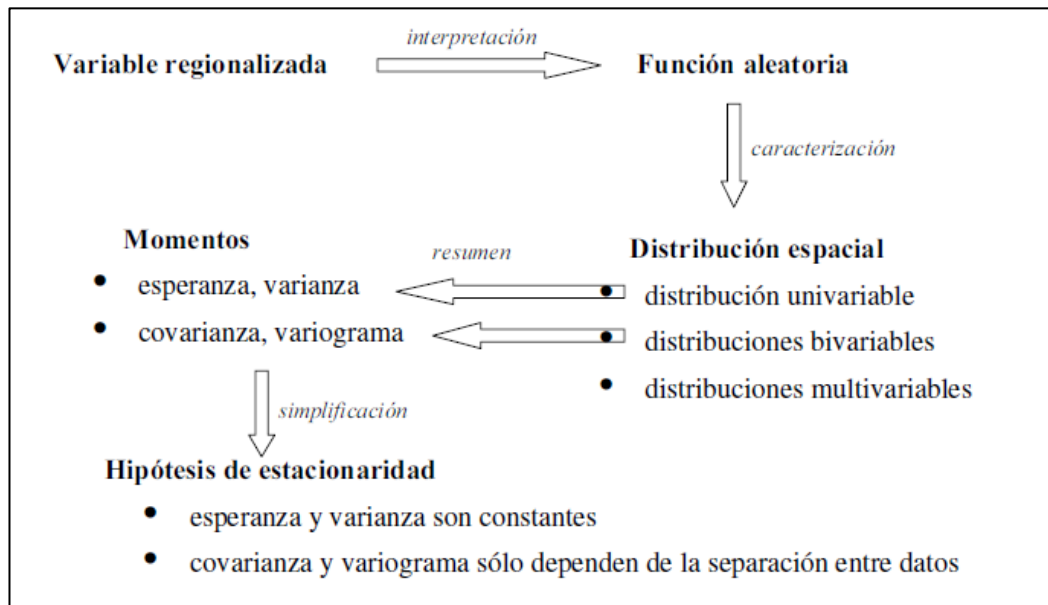


Figura 1. Conceptos e hipótesis que sustentan el modelo Geoestadístico. Fuente. *Apuntes de Geoestadística (Emery, 2007)*

Según Miranda & Jara en 2019, “la estimación de recursos se inicia en las primeras fases de los proyectos de exploración con la determinación de la zona a estudiar en base a la geología regional, proponiéndose una hipótesis geológica sobre la que se diseña la base de datos y las hojas de mapeo. Luego, en función de los descubrimientos en terreno superficial, puede determinarse la posición de las primeras perforaciones de tipo scout. Si se encuentra mineralización, se puede continuar a etapas de generación de blancos, con el objetivo de encontrar intersecciones o continuidad a partir de una campaña de perforación diamantina. Al pasar a etapas de exploración avanzada, se densifican los sondajes y se construye el modelo geológico. Éstos son la base para la definición de las unidades de estimación, que son dominios sobre los que se estimarán los recursos de manera independiente por sus comportamientos heterogéneos. Finalmente se procede con la estimación y creación del modelo de recursos, asignando a los bloques un valor de confiabilidad de los resultados (medidos, indicados e inferidos)”.

A continuación, inician las fases de ingeniería (solo tomando en cuenta donde se realizará la estimación de recursos), buscando que los recursos estén categorizados de acuerdo a su grado de confiabilidad, que dependen de la aversión al riesgo de la empresa (clasificados como recursos medidos o indicados). A estas alturas los modelos solo pueden conciliarse y validarse con información de sondajes de largo plazo. Al arrancar el minado y producción, se puede utilizar la información del modelo de corto plazo (geológica, leyes o recursos a partir de labores subterráneas o blastholes según corresponda). (Miranda & Jara, 2019).

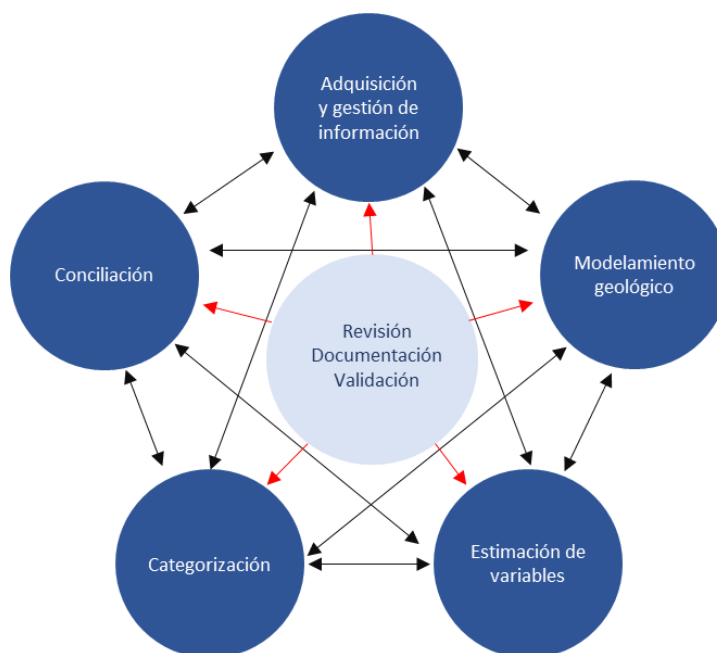


Figura 2. Esquema general del proceso de estimación de recursos. Modificado de Ávila, M. (2019)

Miranda & Jara en 2019 indican que “las etapas estimación de recursos deben seguir ciertos principios de aplicación de los códigos internacionales como el JORC, NI 43-101, CRIRSCO , basándose en la transparencia, que corresponde a la presentación clara, oportuna y exacta de la información; la materialidad, que trata de que toda la información relevante debe estar razonablemente dispuesta y accesible; y la competencia, que establece que el informe público debe basarse en actividades que son de responsabilidad de una persona debidamente calificada y con experiencia en el tipo y estilo de yacimiento que se está informando”.

2.2.2 Bases de datos geológicas

La estimación de recursos busca el desarrollo de modelos predictivos cuantitativos y cualitativos considerando la ubicación de los minerales bajo la superficie, considerando también las variables que influyen en el método de extracción y el posterior tratamiento geo-metalúrgico. Esto incluye la toma de información, su almacenamiento y posibilidad de gestión, la construcción del modelo geológico, la estimación de los valores de elementos (leyes y tonelajes de producto principal, contaminantes, etc.), clasificación de los recursos minerales, y finalmente los procesos de reconciliación como parte de la validación del modelo de bloques. Estas etapas deben considerar actividades de revisión, validación y documentación, buscando la mejora continua y a la trazabilidad, los cuales deben ser almacenados en la base de datos del proyecto, que deberá tener los campos necesarios para cada variable cualitativa y cuantitativa que se pueda considerar, con proyección a cualquier necesidad.

Como indica Ávila, M. (2019): “los aspectos esenciales de una buena base de datos corresponden a su buena estructuración, robusta en cuanto a la información que se puede almacenar, manteniendo la coherencia e integridad de los datos y que tengan un sentido lógico respecto a la variable que están representando. También es imprescindible que existan protocolos para la modificación tanto de los datos como de su diseño mismo, junto con perfiles que sirvan para entregar distintos permisos a diferentes usuarios. Las empresas mineras respetan cada uno de estos aspectos, y que entienden que una base de datos de calidad es fundamental para sustentar el negocio”.

2.2.3 Modelamiento geológico

La evaluación de un depósito mineral suele dividirse en dos etapas; una primera que consiste en la determinación de la morfología de la mineralización y de sus características y una segunda que realiza una evaluación con criterios técnicos y económicos buscando la cuantificación de reservas recuperables y su valor actual y futuro con vistas a estudiar la rentabilidad de su extracción y posterior comercialización. (García, A. 2016)

Para ello el primer paso consiste en la construcción de un modelo geológico a partir de los datos recolectados a partir de afloramientos, calicatas, sondeos, geofísica,

recopilados utilizando diversos métodos de estimación. Este modelo representa el íntegro conocimiento geológico de la zona estudiada sin que sea afectado por fluctuaciones del mercado de materias primas o por el desarrollo de nuevas tecnologías. Durante el desarrollo del modelo, la complejidad del mismo es directamente proporcional a la envergadura y valor del proyecto, finalmente, el modelo debe estar preparado para futuras actualizaciones conforme progresa el proyecto minero.

La importancia de del modelamiento del yacimiento es la obtención de una estimación de los recursos minerales de cada unidad volumétrica del depósito de una matemáticamente en base a la ubicación de las variables regionalizadas, así como la asignación del grado de confiabilidad de la información, a partir de métodos geoestadísticos.

Con el modelo geológico interpretado y elaborado, se transforma en un modelo económico añadiendo distintos factores como la dilución, la recuperación minera, el costo de extracción, costos de tratamiento y recuperación mineralúrgicos, el valor del mineral o el cut-off, todo ello nos permitirá calcular y situar la cantidad de reservas recuperables, el valor de los metales económicos y el coste de extracción de los mismos en el presente o en el futuro.

El modelamiento geológico corresponde al desarrollo de un concepto que explica el comportamiento espacial de las características y atributos del depósito mineral, culminando con su interpretación y representación basado en modelos tridimensionales. La realización de modelamiento inicia con el análisis de la distribución espacial y temporal de las variables geológicas a partir de la base de datos con toda la información obtenida a partir del estudio de campo inicial, como se observa en la Figura 3. (Ávila, M., 2019).

Durante el modelamiento se prioriza la continuidad de aspectos como el tipo de roca, la alteración, tipo de mineralización, las estructuras, valores de elementos, y que, a partir de un sustento geológico, interactúen entre sí explicando la génesis y emplazamiento del yacimiento, para finalmente la determinación de unidades geológicas que serán la base de los dominios de estimación.

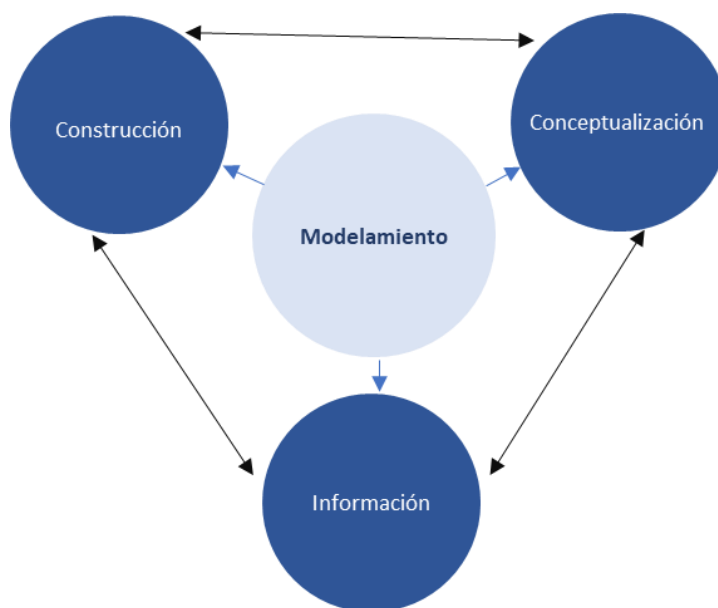


Figura 3. Esquema general de modelamiento geológico. Fuente: Modificado de Ávila, M. (2019)

Miranda & Jara en 2019 mencionan que “la composición química y mineralógica del yacimiento, las condiciones estructurales y por consecuencia, el comportamiento del material frente a los diferentes procesos productivos mediante los que serán tratados son consecuencia de los procesos geológicos que se han dado en la génesis del depósito mineral. Por lo tanto, el modelo geológico es la base para la construcción del modelo de estimación, del geotécnico, del geometalúrgico y del de reservas, siendo el sustento para la toma de decisiones en inversiones del ámbito minero”.

2.2.4 Análisis exploratorio de datos

Emery et al., 2020; lo mencionan como el análisis preparatorio de datos tiene como objetivo proporcionar una comprensión global de los datos disponibles y guiar las elecciones futuras con respecto a su modelamiento. Se considera primero la limpieza de datos, detectar y corregir los errores presentes en la base de datos es un paso esencial, los cuales pueden tener su origen en medición, transcripción, duplicidad, errores de posición, entre otros. Se realiza también un preprocesamiento de datos, iniciando por la regularización del soporte volumétrico de los datos de sondajes, que consiste en crear muestras compositadas de misma longitud a lo largo de los sondajes. Cuanto más largas sean estas muestras compositadas, mejor será la continuidad espacial de sus valores, pero menos numerosas serán estas muestras. Posteriormente, se elige las variables útiles para el estudio puede a veces llevar a cambiar de variables.

Finalmente, el truncamiento de datos, que puede ocurrir cuando la distribución de una variable tiene valores que se consideran extremos. Esta práctica común consiste en rebajar (capping) los valores que exceden un cierto umbral para permitir un cálculo más robusto de las estadísticas experimentales, como la media, la varianza, la covarianza o el variograma. Pero esta operación induce un sesgo en las predicciones, ya que los datos extremos han sido aminorados.

En lo que respecta al tratamiento de los valores extremos (outliers), al poseer una distribución normal, se eliminan los valores por encima de la media más dos veces la desviación estándar. Estadísticamente existe la ley de 68-95-99, también llamada “regla empírica”, es una abreviatura que se utiliza para recordar el porcentaje de valores que se encuentran dentro de un rango alrededor de la media de la fracción normalmente distribuida con anchos de dos, cuatro y seis desviaciones estándar, respectivamente. En concreto (como se observa en la Figura 4), el 68 %, el 95 % y el 99 % de los valores se encuentran dentro de rangos con un ancho de una, dos y tres veces la desviación típica respecto a la media.

En notación matemática, estos datos se pueden representar de la siguiente manera, donde X es el valor observado de una variable aleatoria de distribución normal, μ es la media de la distribución y σ es la desviación estándar.

$$\Pr(\mu - 1\sigma \leq X \leq \mu + 1\sigma) \approx 0.6827$$

$$\Pr(\mu - 2\sigma \leq X \leq \mu + 2\sigma) \approx 0.9545$$

$$\Pr(\mu - 3\sigma \leq X \leq \mu + 3\sigma) \approx 0.9973$$

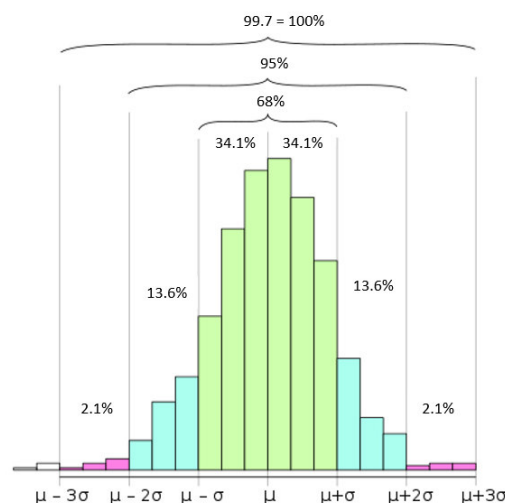


Figura 4. Notación gráfica de la regla de 1, 2 y 3 desviaciones estándar. Fuente: Elaboración propia.

2.2.5 Gráficos de apoyo

Alperin, M. (2013) describe al histograma como un “gráfico que representa la tabla de frecuencias de variables continuas agrupadas en intervalos, en las abscisas se representan los intervalos de clase y en las ordenadas la frecuencia absoluta; graficando en cada intervalo un área con altura igual a la frecuencia de los datos que correspondan, siendo usual que en ordenadas se represente la frecuencia absoluta y no porcentajes o proporciones dado que no permite apreciar el tamaño real de la muestra”.

La dispersión, asimetría, posición, valores outliers, son presentados en los boxplots, los cuales son importantes en una distribución de frecuencias, resaltando su utilidad para comparar múltiples agrupaciones de data. En los boxplots se presenta en las abscisas las categorías y en las ordenadas los valores que asume la variable, construyendo una caja para cada categoría. Generalmente en los box-plot los extremos de la caja son los cuartiles correspondientes al 25% y 75% de los datos y dentro de ella un punto o una línea horizontal que representa la mediana (50% de los datos). Se trazan líneas desde los bordes de la caja hasta los datos más alejados; estos segmentos se conocen como bigotes. En otros diagramas de caja el punto medio es el promedio, los extremos de la caja el promedio más/menos la desviación estándar y los bigotes son los datos anómalos.

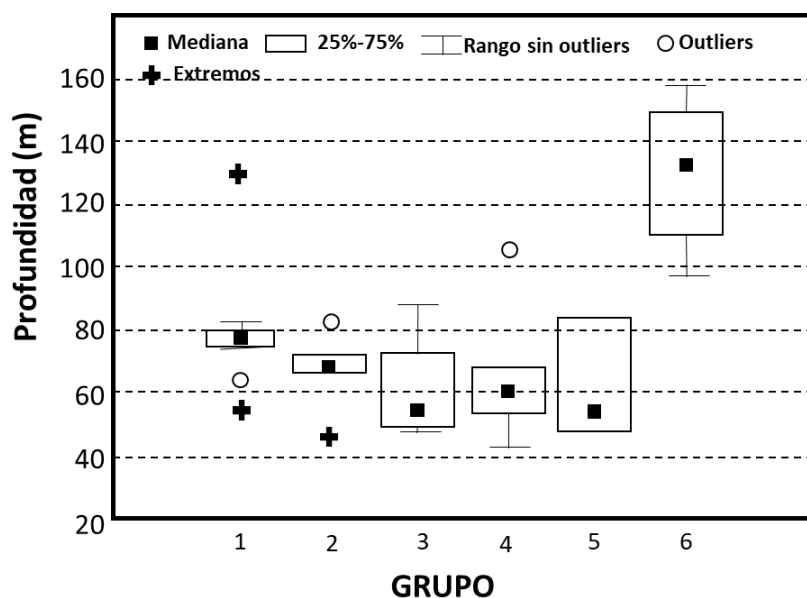


Figura 5. Esquema del gráfico de caja. Fuente: Tomado de Alperin, M. (2013)

Los gráficos de probabilidad acumulada (CPP) exhiben la distribución de frecuencia de una variable dada y demuestran gráficamente cómo la frecuencia cambia

con el aumento de ley, demostrando la relación entre la frecuencia acumulativa (expresada como un porcentaje) y la ley en una escala logarítmica, siendo esenciales para caracterizar distribuciones de ley.

2.2.6 Dominios de estimación

X. Emery y S. Séguret en 2020, sugieren una partición del yacimiento en varios dominios o facies en caso de ser requerida, basada en consideraciones geológicas, estadísticas y espaciales. Consideraciones geológicas en primer lugar, porque es necesario entender el tipo de yacimiento estudiado, conceptualizar su génesis, así como la secuencia de los eventos de mineralización sucesivos. Este conocimiento permite formarse una idea de las características de las principales estructuras o cuerpos geológicos (inclinaciones, dimensiones, edades y relaciones temporales, posible presencia de fallas) y determinar si la información proveniente de los sondajes de exploración es adecuada o no: tipos de perforación, inclinaciones, malla de muestreo, longitud de los testigos, mapeo o levantamiento geológico, tipos de análisis químicos.

También consideran nociones estadísticas y espaciales en segundo lugar, porque cada dominio definido debe exhibir una cierta homogeneidad de las variables cuantitativas de interés. Se pueden probar varias definiciones, basadas en los tipos de rocas, minerales, estructuras y/o alteraciones presentes y validadas por el conocimiento geológico del yacimiento. El análisis de la dependencia de la evolución de la variable con respecto a su distancia desde la frontera que separa dos facies (el efecto de borde) permite decidir si dos dominios en contacto deben estar unidos o permanecer separados. La ausencia de efectos de borde orientará el modelamiento hacia el formalismo de las leyes parciales para la predicción de las variables cuantitativas.

2.2.7 Variable regionalizada y función aleatoria continua

Buscaglione, V. (2016) describe a la variable regionalizada como aquella que representa el valor en el espacio (geográfico o temporal) de un atributo asociado a un fenómeno regionalizado presente en la naturaleza, siendo posible su caracterización por:

- Naturaleza: Continua (leyes de elementos económicos), discreta, categórica (litología).
- Campo o dominio de extensión: Dimensiones espaciales abarcadas por la variable.
- Soporte: Volumen o unidad con la cual es medida la variable, pudiendo ser puntos, bloques.

Resultando en ciertas situaciones complejo determinar completamente y de forma exacta, una variable regionalizada debido a su variabilidad en el espacio.

Emery, X. (2007) explica la noción de función aleatoria indicando que “los modelos geoestadísticos consideran el valor $z(X)$ de la variable regionalizada en un sitio X del campo D como una realización de una variable aleatoria $Z(X)$. Cuando X recorre D , se obtiene un conjunto de variables $Z = \{Z(X), X \in D\}$ que constituye una función aleatoria o campo aleatorio. Entonces, la variable regionalizada $Z = \{Z(X), X \in D\}$ es una realización de la función aleatoria Z , pero uno podría imaginar otras realizaciones que presentan características similares en cuanto a cómo se distribuyen los valores en el espacio. Contrariamente al modelo de la estadística clásica, las variables aleatorias así definidas no son independientes; por el contrario, existen interacciones o correlaciones entre ellas, las cuales reflejan la continuidad espacial de la variable regionalizada”.

2.2.8 Variograma

El variograma es el gráfico de dispersión que modela tanto la continuidad como la disimilitud espacial de una determinada variable. El nombre específico es en realidad función semi-variograma debido a que es la mitad del coeficiente que aparece en la expresión utilizada para definirlo, sin embargo, por temas prácticos el término semi-variograma se simplifica como variograma. Posteriormente, se define el número, dirección y tolerancia espacial y angular de los variogramas direccionales de acuerdo a la cantidad de información y el conocimiento de la geología del proyecto. En el caso de un muestreo irregular es conveniente calcular variogramas cada 30° , los que pueden tener la dirección N, N30°E, N60°E, E, S60°E, S30°E con tolerancia angular de 15° para obtener un panorama general de la continuidad espacial.

Alperin, M. (2013) describe las partes del variograma de la siguiente manera: “si bien el valor del variograma a una distancia de separación cero, (mismo punto), en el variograma experimental suele existir una discontinuidad en el origen que es llamada efecto pepita (nugget effect), que representa la componente no está correlacionado espacialmente de la variabilidad aleatoria, que tiene su origen en errores de laboratorio, errores de muestreo, errores de preparación de la muestra y las fluctuaciones aleatorias en la variable. A medida que aumenta la distancia entre los puntos el valor del correspondiente variograma incrementa, sin embargo, a determinada distancia alcanza una meseta estable conocida como sill. La meseta del variograma representa la variabilidad total, se relaciona con la varianza de los datos y es la parte del modelo que se correlaciona espacialmente, está integrada por una porción correlacionada (C) más una componente aleatoria (CO) que corresponde al efecto pepita”.

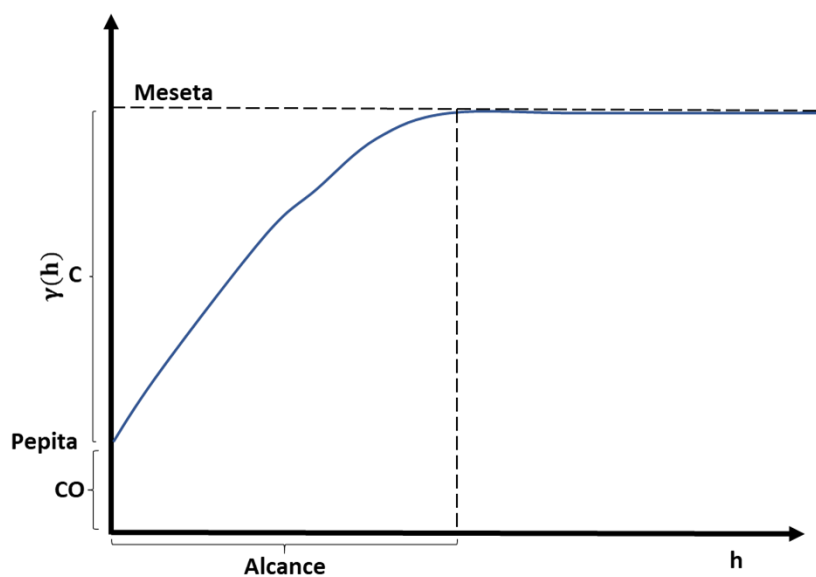


Figura 6. Partes del variograma. Fuente: Tomado de Alperin, M. (2013)

2.2.9 Kriging

En industria minera actual, la estimación de elementos se realiza mediante métodos geoestadísticos como el kriging, los cuales consideran la variable a estimar como la realización de una función aleatoria, descrita por su valor esperado y variograma.

Alperin, M. (2013) define el kriging como “un método de estimación lineal que calcula los valores de las variables minimizando la varianza del error de estimación, además se le puede describir con la sigla BLUE (Best Linear Unbiased Estimator) para numerar sus propiedades. Adicionalmente, el kriging proporciona un error de estimación conocido como varianza de kriging que no son afectados por los valores medidos de las variables sino de su ubicación espacial y de los parámetros del modelado del variograma experimental, es decir que considera la variabilidad espacial de la variable en estudio”.

Mamani, L. (2020), indica que “el kriging consiste en estimar la ley en un punto o bloque a partir de una combinación lineal ponderada de la información de la vecindad de este punto o bloque. Los parámetros de esta vecindad (radio de búsqueda, orientación, cantidad de datos a buscar) toma en cuenta la malla de muestreo y la continuidad espacial de la variable regionalizada, valores determinados durante el estudio EDA y la variografía, cuyo objetivo es lograr el mínimo error de estimación, siendo una combinación lineal ponderada de los datos en la vecindad a la ubicación a estimar” (figura 7). El estimador es una combinación lineal ponderada de los datos, por lo tanto, el problema del kriging se reduce a calcular los valores de los ponderadores que permitan obtener una estimación insesgada, mencionando entre sus propiedades:

- Interpolación exacta: La estimación en un punto con información es igual al valor del dato por lo que la varianza de kriging en este sitio es 0.
- Insesgado: El error de estimación tiene esperanza nula.
- Precisión: El error de estimación tiene una varianza mínima (por construcción).
- Aditividad: La estimación de la ley de un bloque es igual al promedio de las estimaciones de las leyes puntuales de este bloque.

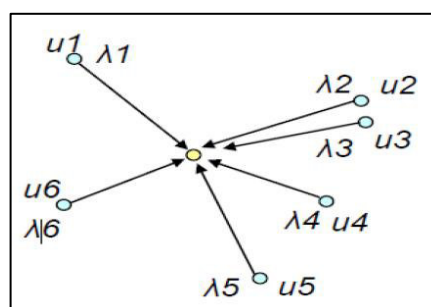


Figura 7. Estimación por kriging. Fuente. Tomado de Mamani, L. (2022)

En la cual,

- \mathbf{u} representa la ubicación espacial
- $Z^*(\mathbf{u})$, es el valor estimado en esa ubicación
- Las variables $Z(\mathbf{u}_i)$, $i = 1 \dots n$ corresponden a las leyes de las muestras en la vecindad de \mathbf{u} .
- λ_i , son los pesos atribuidos a cada muestra

Mamani, L. (2020), describe el kriging ordinario como “el tipo de kriging en el cual tenemos media desconocida. El considerar el valor de la media como desconocido permite generalizar el estimador a situaciones donde esta media no es constante en el espacio: la media puede variar entre sectores, siempre que sea aproximadamente constante en cada vecindad de kriging. Se conoce además el variograma el cual puede o no tener meseta, obteniendo la fórmula del kriging ordinario”.

$$Z^*(u_0) = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} \cdot Z(u_{\alpha})$$

2.2.10 Categorización de recursos

Ávila, M. (2019), indica que “la clasificación o categorización de recursos busca entregar una medida del nivel de confianza que se tiene de la exactitud y precisión de las leyes y tonelajes estimados de uno o más elementos de interés del yacimiento como se observa en la Figura 8. Esta certeza puede basarse en la cantidad de datos, calidad de la información (QA/QC de registro físico, muestreo, análisis químico, mapeos, sondajes, etc.), aspectos geológicos (génesis del yacimiento, continuidad de mineralización, forma de construcción del modelo, etc.), y de la estimación de variables de interés (continuidad espacial de leyes y dominios de estimación), ya que son las principales fuentes de error e incertidumbre. Los criterios y umbrales que definen cada categorización dependen del dueño del negocio y del juicio experto del estimador siendo decisiones subjetivas”.

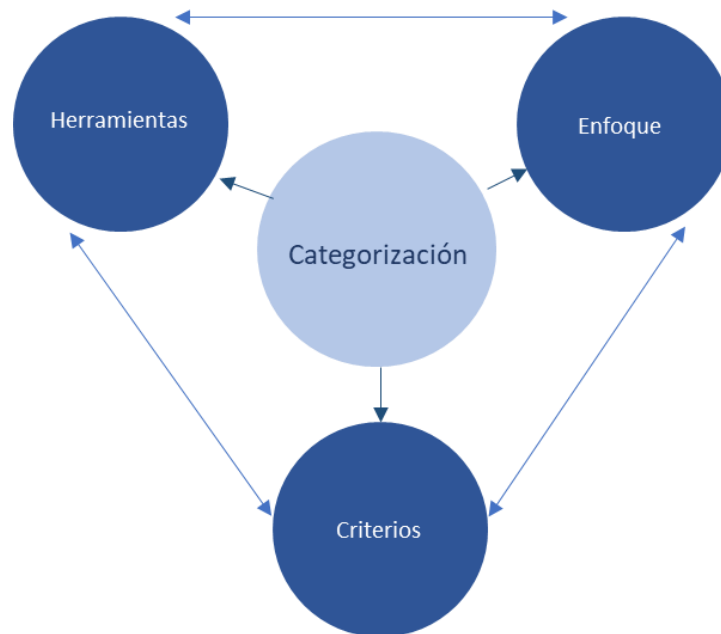


Figura 8. Esquema general de la clasificación de recursos minerales. Fuente. Modificado de Ávila, M. (2019)

Mamani, L. (2020), clasifica los recursos en 3 tipos de acuerdo al nivel de certeza, medidos, indicados e inferidos, definidos por el código de estándares de reporte para informar sobre recursos minerales:

- “Un Recurso mineral inferido es parte de un depósito para el cual las estimaciones de tonelaje y contenido de metal son las menos seguras. Esto ha sido extrapolado y asumido con base en la evidencia geológica, pero no se ha verificado la continuidad geológica y/o el contenido de metal. Se basa en información reunida por medio de técnicas apropiadas de afloramientos, zanjas, taladros de perforación que pueden ser limitados o de incierta calidad y confiabilidad”.
- “Un Recurso mineral indicado es aquella porción de un depósito mineral para el cual se puede estimar el tonelaje, densidad del mineral, la forma, las propiedades físicas y el contenido metálico con un grado razonable de confianza. Se basa en información reunida por medio de técnicas apropiadas de lugares tales como afloramientos y taladros de perforación. Los lugares de muestreo y estudio se encuentran muy distanciados el uno del otro o distanciados de manera apropiado como para confirmar la continuidad

geológica y/o del contenido metálico, pero se encuentran lo suficientemente próximos el uno del otro como para asumir dicha continuidad”.

- “Un Recurso mineral medido es aquella parte de un yacimiento mineral para la cual se puede estimar el tonelaje, el peso específico del mineral, la forma, las características físicas, y el contenido metálico con un alto nivel de confianza. Se basa en una información detallada y confiable de la exploración, del muestreo y evidencias reunidas por medio de técnicas apropiadas en lugares tales como afloramientos, pozos y taladros de perforación. Los lugares de muestreo y estudio se encuentran lo suficientemente próximos el uno del otro como, para confirmar una continuidad geológica y/o del contenido metálico”.

III. METODOLOGÍA

3.1 Hipótesis general

H.G. Mediante el método kriging ordinario se pueden estimar los recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú.

3.2 Hipótesis específicas

H.E.1. Con la determinación de los parámetros geoestadísticos se puede iniciar la estimación de los recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú.

H.E.2. Es posible generar un modelo geológico a partir de la interpretación de logueo de testigos del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú.

H.E.3. El tonelaje de recursos minerales presentes en el proyecto Purple se puede determinar de acuerdo a una categorización de recursos a partir de la estimación con la aplicación del método de kriging ordinario.

3.3 Identificación de variables

- Variable Independiente: Método de kriging ordinario.
- Variable Dependiente: Estimación de recursos minerales

3.4 Operacionalización de las variables

| VARIABLE | DEFINICIÓN CONCEPTUAL | DEFINICIÓN OPERACIONAL | DIMENSIONES | INDICADORES | UNIDADES DE MEDICIÓN |
|--|---|---|------------------------------------|--|--------------------------|
| Variable Dependiente: Recursos minerales | “Es determinar la cantidad de recursos de mineral (concentración u ocurrencia de mineral en forma y cantidad en que haya probabilidades de una eventual extracción económica)”. Fuente: Buendía, C. (2020) | Se estiman los recursos minerales del proyecto "Purple Hill" y se categorizan los mismos de acuerdo al nivel de confiabilidad. | Recurso medido | Tonelaje y ley de Cu (%) en recursos medidos | %Cu / TM |
| | | | Recurso indicado | Tonelaje y ley de Cu (%) en recursos indicado | %Cu / TM |
| | | | Recurso inferido | Tonelaje y ley de Cu (%) en recursos inferidos | %Cu / TM |
| Variable Independiente: Método de kriging ordinario | “El kriging es el mejor estimador lineal insesgado, considerando la distancia al sitio a estimar, la redundancia entre los datos debido a agrupamientos y la continuidad espacial de la variable regionalizada (variograma)”. Fuente: Emery, X. (2013) | Se generaliza el estimador a una media de la función aleatoria no constante en el espacio, la cual puede variar de una región a otra, se determinan los parámetros geoestadísticos. | Parámetros estadísticos | Media, mediana, desviación estándar | - |
| | | | Probabilidad de presencia de leyes | Cantidad de datos en un rango de leyes - CPP | %Cu en rango determinado |
| | | | Variografía | Efecto pepita, umbral y alcance | Varianza, sill |

3.5 Matriz de consistencia

| PROBLEMA GENERAL | OBJETIVO GENERAL | HIPOTESIS GENERAL | VARIABLES | DIMENSIONES | INDICADORES |
|--|---|--|--|------------------------------------|--|
| ¿De qué manera mediante el método kriging ordinario se pueden estimar los recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú? | Estimar los recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú mediante la aplicación del método de kriging ordinario. | Mediante el método kriging ordinario se pueden estimar los recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú | Variable Dependiente: Recursos minerales | Recurso medido | Tonelaje y ley de Cu (%) en recursos medidos |
| PROBLEMAS ESPECÍFICOS | OBJETIVOS ESPECÍFICOS | HIPÓTESIS ESPECÍFICAS | | Recurso indicado | Tonelaje y ley de Cu (%) en recursos indicado |
| ¿Cómo estimar los recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú a partir de parámetros geoestadísticos? | Determinar los parámetros geoestadísticos para iniciar la estimación de los recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú. | Con la determinación de los parámetros geoestadísticos se puede iniciar la estimación de los recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú. | | Recurso inferido | Tonelaje y ley de Cu (%) en recursos inferidos |
| ¿Cómo generar un modelo geológico a partir de la interpretación del logueo de testigos del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú? | Generar un modelo geológico a partir de la interpretación del logueo de testigos del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú. | Es posible generar un modelo geológico a partir de la interpretación de logueo de testigos del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú. | Variable Independiente: Método de kriging ordinario | Parámetros estadísticos | Media, mediana, desviación estándar |
| ¿Cuál sería el tonelaje estimado de recursos presentes en el proyecto Purple Hill de acuerdo a una categorización de recursos a partir de una estimación aplicando el método de kriging ordinario? | Determinar el tonelaje estimado de recursos minerales presentes en el proyecto Purple Hill de acuerdo a una categorización de recursos a partir de la estimación realizada por el método kriging ordinario. | El tonelaje de recursos minerales presentes en el proyecto Purple se puede determinar de acuerdo a una categorización de recursos a partir de la estimación con la aplicación del método de kriging ordinario. | | Probabilidad de presencia de leyes | Cantidad de datos en un rango de leyes - CPP |
| | | | | Variografía | Efecto pepita, umbral y alcance |

3.6 Tipo y diseño de investigación

La presente investigación es experimental donde se manipularon las variables independientes a fin de observar su efecto en la variable dependiente.

3.7 Unidad de análisis

La investigación tiene como unidad de análisis muestras de roca de sondaje diamantino (y su respectiva interpretación geológica) obtenidas del proyecto “Purple Hill”, ensayos químicos, y control de calidad.

3.8 Población de estudio.

En la investigación se perforaron 128 taladros diamantinos, sumando un metraje total de 26205.7 m.

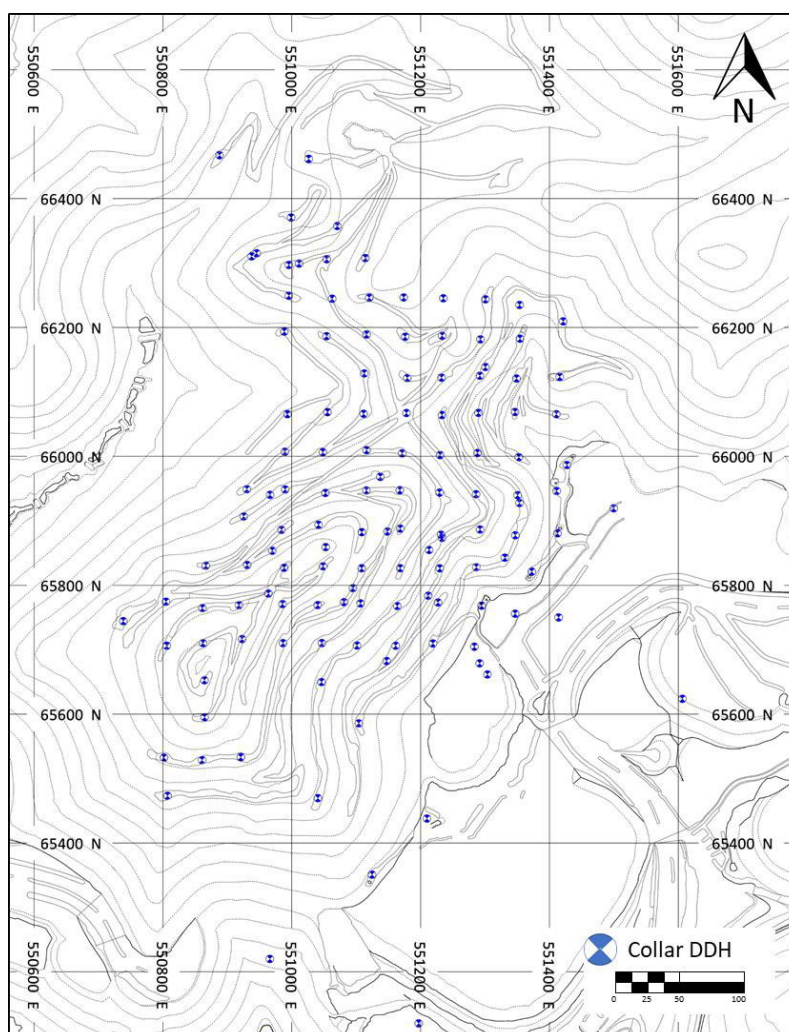


Figura 9. Ubicación de collares de taladros diamantinos en proyecto “Purple Hill”.

Fuente: Elaboración propia.

3.9 Tamaño de muestra

El tamaño de la muestra es el mismo que la población de estudio; 128 taladros diamantinos, sumando un metraje total de 26205.7 m. Las muestras corresponden a resultados de actividades de sondajes diamantinos. La base de datos actual contiene características geológicas y geoquímicas.

3.10 Selección de muestra

En la presente investigación no aplica la selección de muestra dado que toda la información tomada se usa en el proyecto de tesis.

3.11 Técnicas de recolección de datos

La técnica de recolección fue por el método de la observación, a partir del logueo de los 128 taladros diamantinos en cuanto a sus variables geológicas como litología, alteración, zona mineral y presencia de yeso. En cuanto a los ensayos químicos se ha empleado el método de absorción atómica para cobre total y cobre secuencial.

3.12 Base de datos

La base de datos incluye la información de campo, tanto geológica como analítica empleada en el proyecto de investigación, mediante un sistema manejador de base de datos que permite almacenar ordenadamente la información, validarla numéricamente y evitar la manipulación de los datos registrados.

3.13 Aseguramiento y control de calidad

El objetivo principal del desarrollo de un aseguramiento y control de calidad es asegurar la integridad y veracidad de la información, una vez se tenga un control de la data, esta podrá ser utilizada en el proceso de estimación de recursos, reservas, etc.

3.13.1 Blancos

Un blanco proporciona una medida de la contaminación, el intercambio en la toma de muestras y la limpieza del procedimiento de preparación de la muestra. El material blanco debe ser de un tamaño similar al fragmento de las muestras que

regularmente se envían al laboratorio, para asegurar que sea empleado y repetir el mismo proceso de preparación. En la presente investigación se usarán blancos gruesos y finos, los blancos gruesos evaluarán la posible contaminación cruzada producida durante la fase de preparación. Por lo tanto, un blanco grueso debe poseer un grado de dureza suficiente para incorporar durante su preparación cualquier material contaminante de muestras anteriores que permanezcan en el equipo de preparación. Los blancos finos evaluarán la contaminación cruzada producida durante el ensayo.

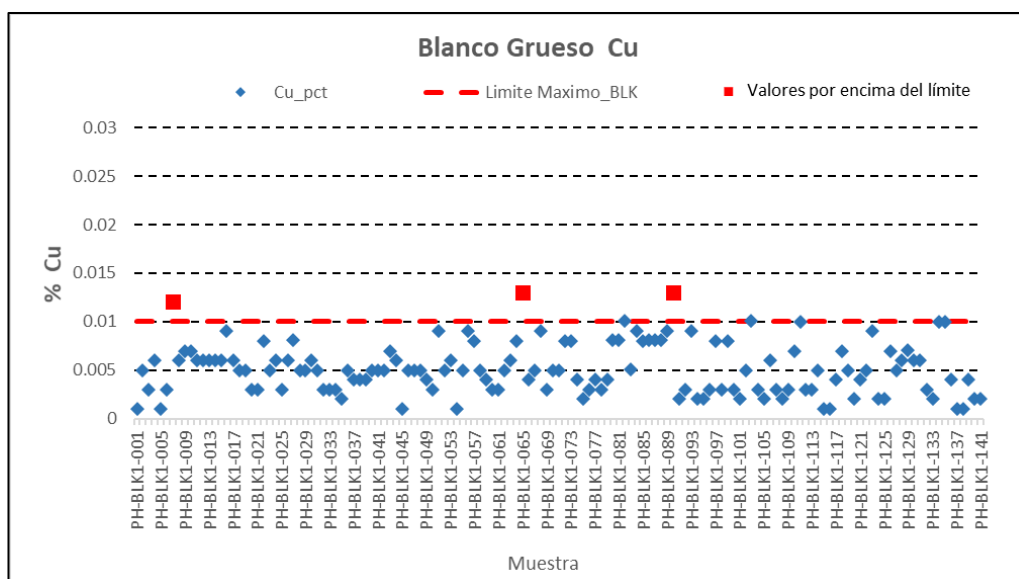


Figura 10. Resultados de muestras de blancos gruesos – Cu. Fuente: Elaboración propia.

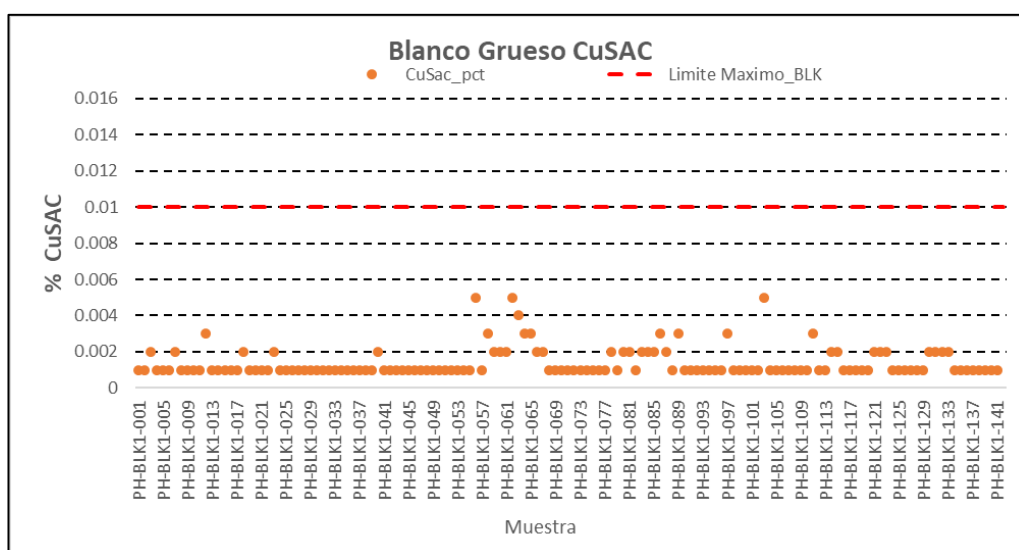


Figura 11. Resultados de muestras de blancos gruesos – CuSAC. Fuente: Elaboración propia.

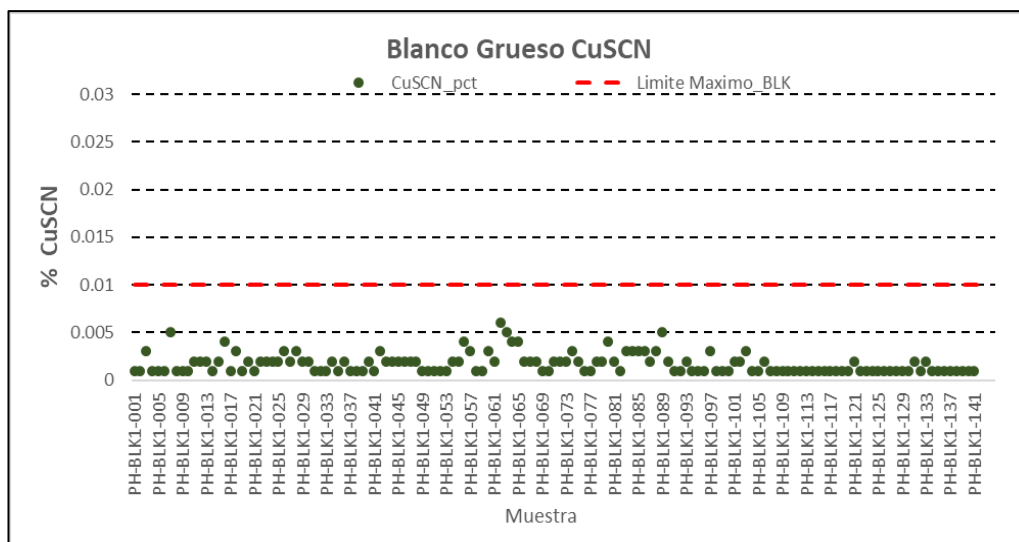


Figura 12. Resultados de muestras de blancos gruesos – CuSCN. Fuente: Elaboración propia.

En los blancos gruesos analizados, para el elemento cobre se encontraron 3 muestras con resultados por encima del límite superior, sin embargo, éstas son puntuales y no guardan un patrón que se puede relacionar con contaminación. En cuanto al CuSAC y el CuSCN, no se observan muestras por encima del límite de aceptación.

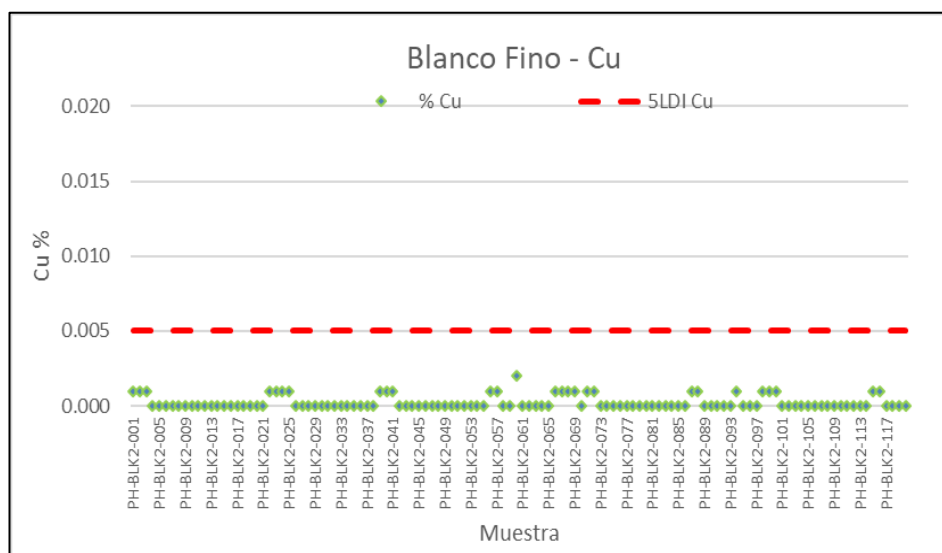


Figura 13. Resultados de muestras de blancos finos - Cu. Fuente: Elaboración propia.

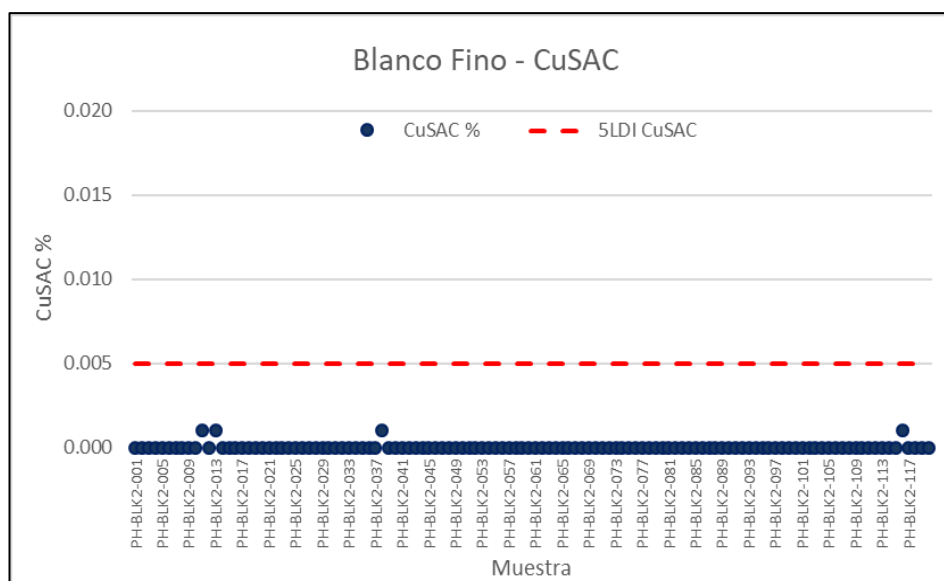


Figura 14. Resultados de muestras de blancos finos – CuSAC. Fuente: Elaboración propia.

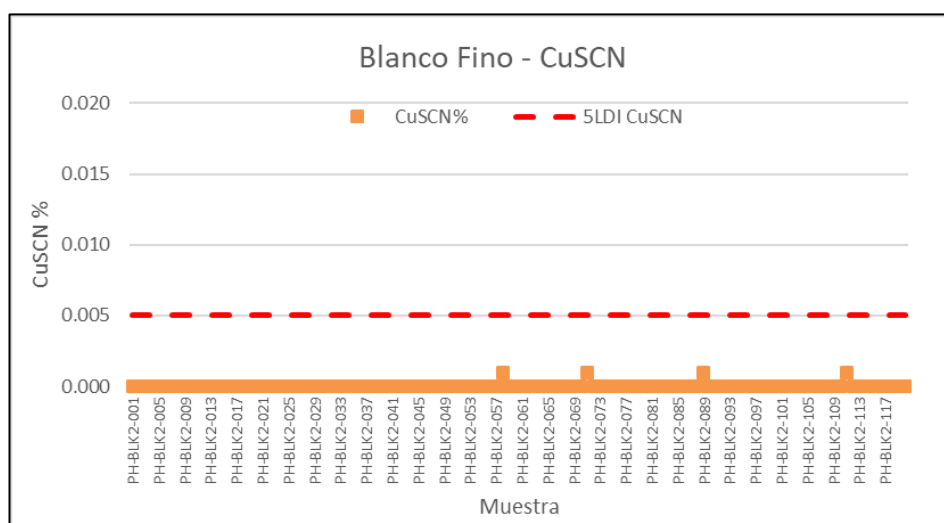


Figura 15. Resultados de muestras de blancos finos – CuSCN. Fuente: Elaboración propia.

3.13.2 Estándares

Son muestras especialmente elaboradas que deben ser incluidas en lotes analizados por los laboratorios que forman parte de la cadena de custodia. Los estándares se utilizan para evaluar la exactitud analítica junto con los controles externos. Al seleccionar los estándares, se recomienda elegir materiales que tengan una composición lo más parecida posible a las muestras convencionales para minimizar la influencia analítica de la matriz mineral.

En el desarrollo de la investigación se ha considerado el uso de dos estándares para el elemento cobre.

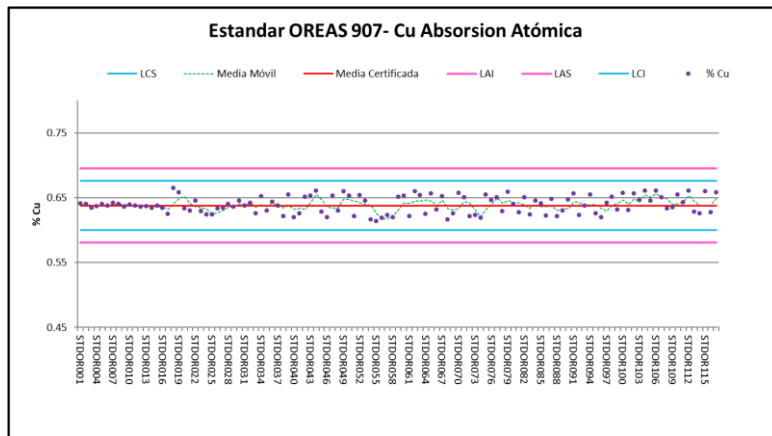


Figura 16. Control de exactitud en estándar OREAS907 para el elemento Cu. Fuente: Elaboración propia.

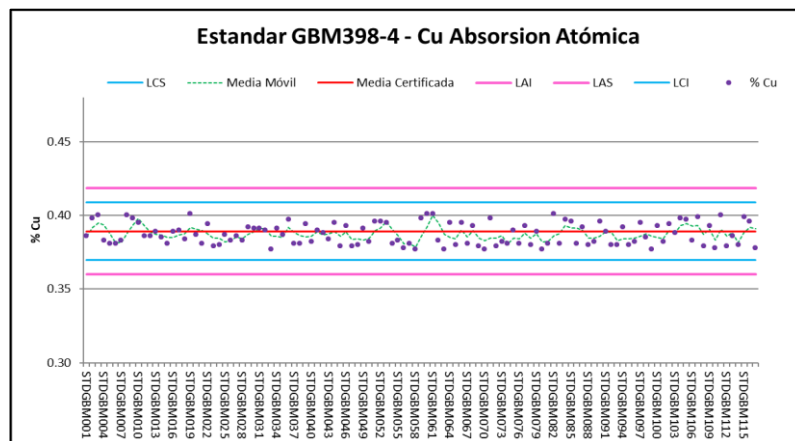


Figura 17. Control de exactitud en estándar GBM398-4 para el elemento Cu. Fuente: Elaboración propia.

En el desarrollo de la investigación se ha considerado el uso de tres estándares para el CuSAC (cobre soluble en ácido) y el CuSCN (cobre soluble en cianuro).

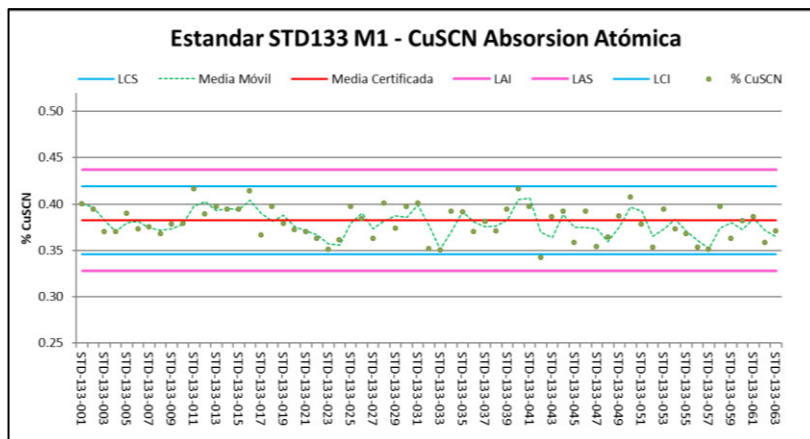


Figura 18. Control de exactitud en estándar STD133M1 para el elemento CuSCN.
Fuente: Elaboración propia.

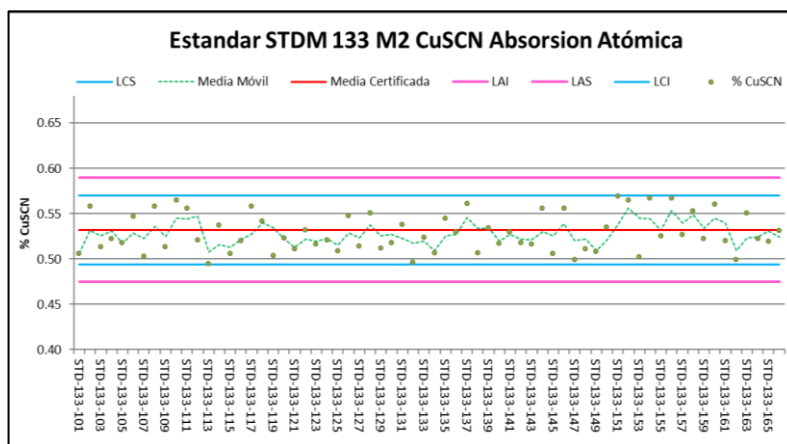


Figura 19. Control de exactitud en estándar STD133M2 para el elemento CuSCN.
Fuente: Elaboración propia

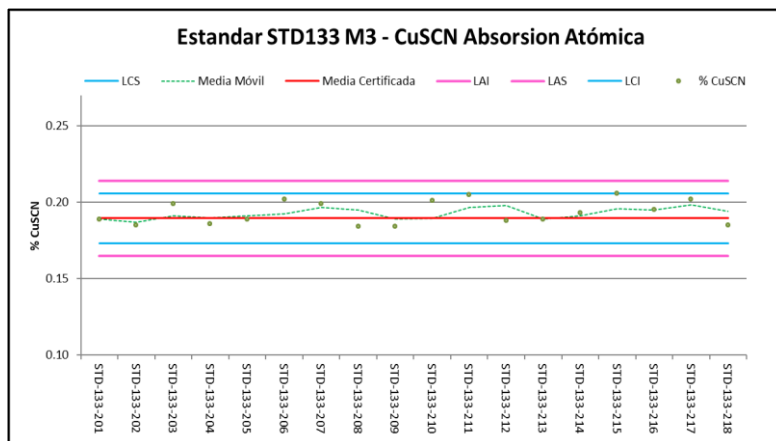


Figura 20. Control de exactitud en estándar STD133M3 para el elemento CuSCN.
Fuente: Elaboración propia

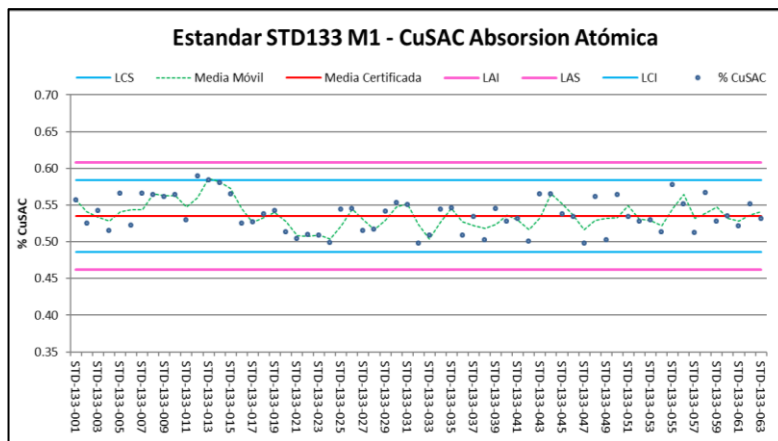


Figura 21. Control de exactitud en estándar STD133M1 para el elemento CuSAC.
Fuente: Elaboración propia

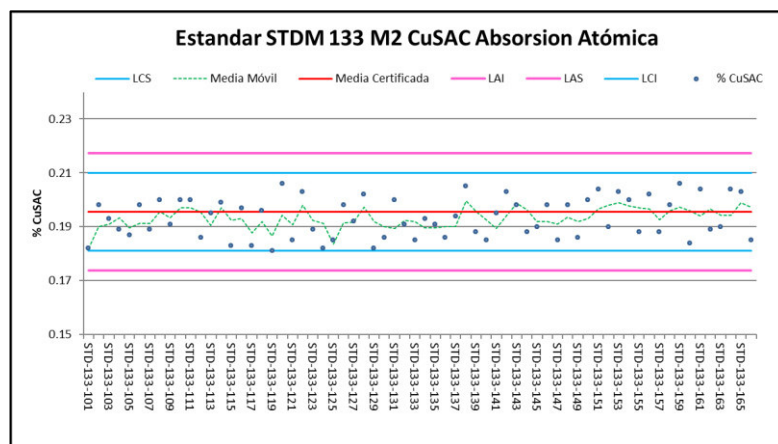


Figura 22. Control de exactitud en estándar STD133M2 para el elemento CuSAC.
Fuente: Elaboración propia

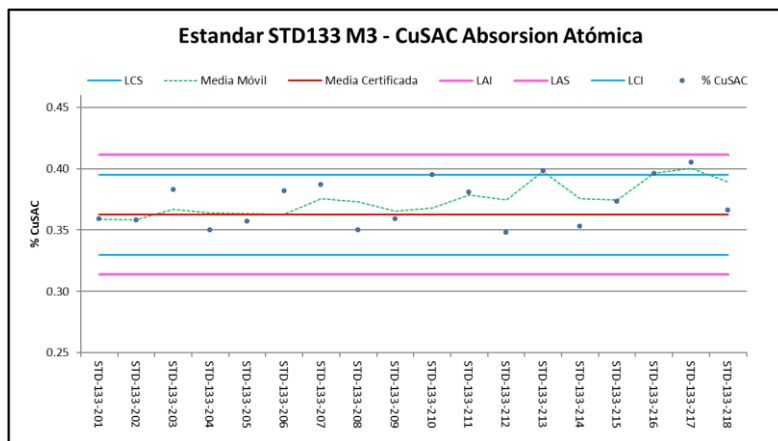


Figura 23. Control de exactitud en estándar STD133M3 para el elemento CuSAC.
Fuente: Elaboración propia.

3.13.3 Muestras gemelas

Se generan dividiendo el core en partes iguales, y se envían ambas a análisis químico. Se emplean para determinar la precisión en el muestreo, que es la capacidad de repetir varias veces consecutivas los resultados de una medición en condiciones similares o iguales.

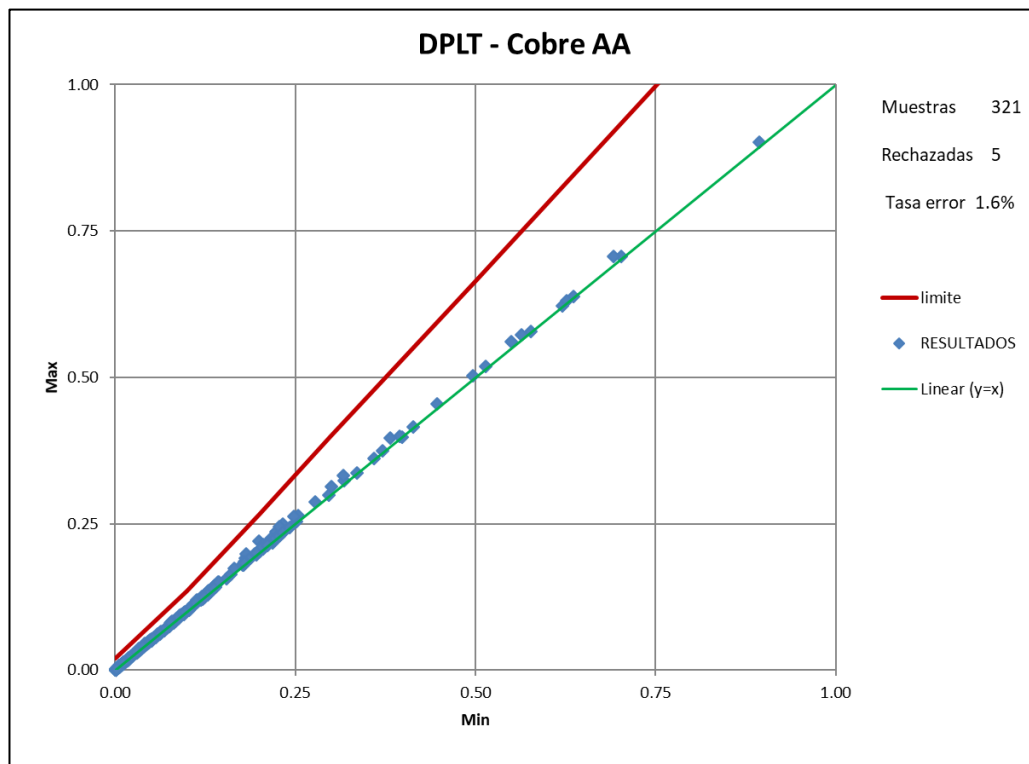


Figura 24. Análisis de precisión en muestras gemelas del elemento Cu. Fuente: Elaboración propia.

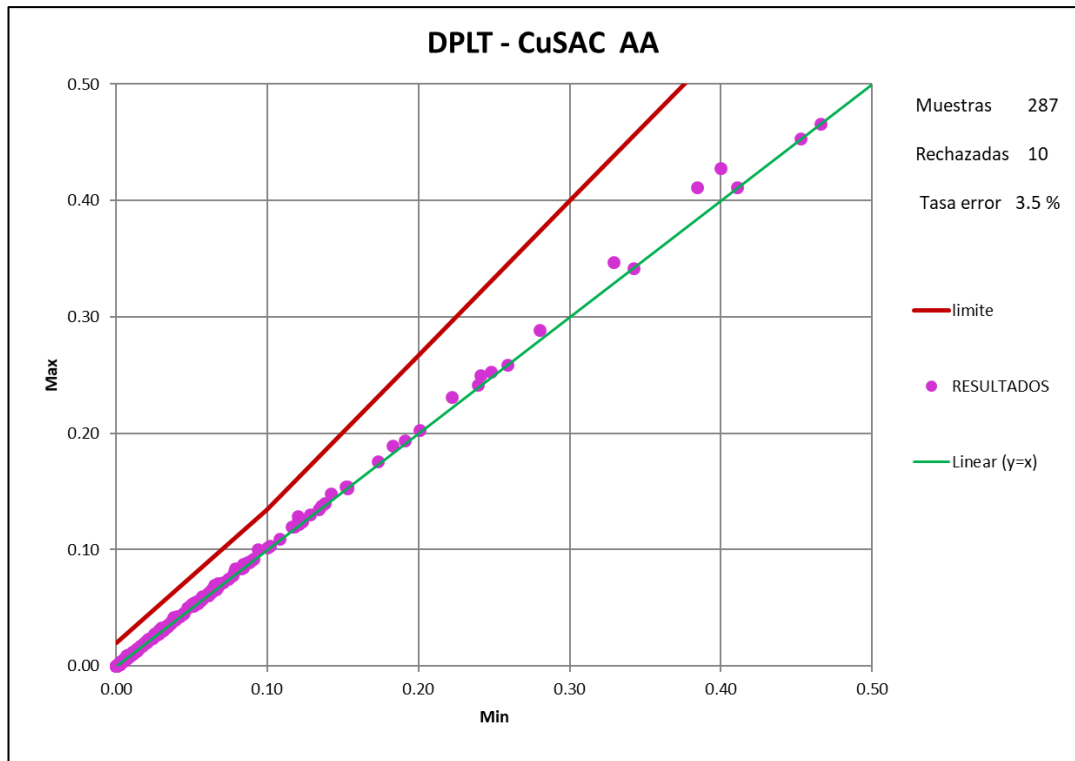


Figura 25. Análisis de precisión en muestras gemelas del CuSAC. Fuente: Elaboración propia.

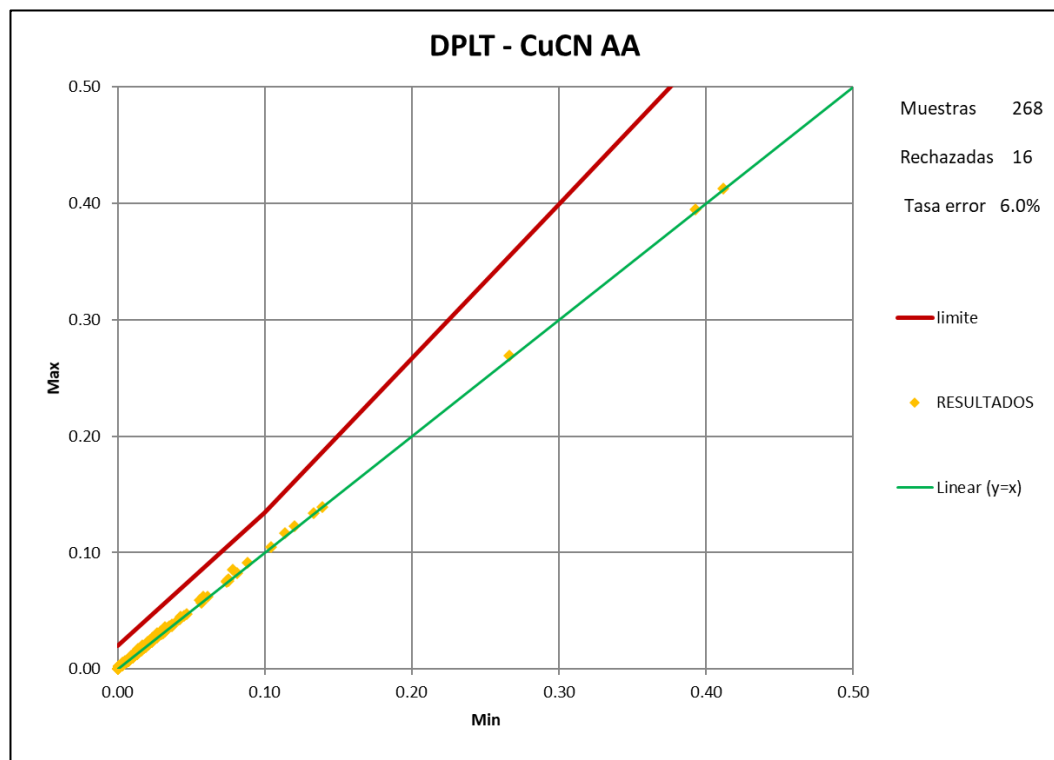


Figura 26. Análisis de precisión en muestras gemelas del CuSCN. Fuente: Elaboración propia.

3.14 Análisis e interpretación de la información

A partir de la información de logueo se desarrolla la construcción de un modelo geológico de bloques, posteriormente, la información es compositada considerando los resultados de los ensayos químicos y es tratada estadísticamente, todo en el software MineSight y el módulo MSDA. En base a esta data y el análisis mencionado, se realizó el estudio variográfico para la estimación de recursos, llegando finalmente a la categorización de recursos.

3.14.1 Modelo Geológico

El modelo geológico consta de cuatro variables: litología (LITO), alteración (ALET), tipo de mineral (OTYP) y presencia de yeso (YESO). Los modelos fueron generados en base al logueo geológico de los core diamantinos para su posterior interpretación y codificación del modelo de bloques. La densidad por zonas del modelo de bloques se obtuvo mediante la toma de muestras del depósito, realizándose un análisis estadístico y la posterior codificación en el modelo de bloques para ser usado en los procesos del software MineSight.

3.14.1.1 Modelo Litológico (LITO)

En el modelo litológico se han considerado 13 tipos, los cuales se muestran en la siguiente tabla.

Tabla 1. Codificación por litología

| Tipo de Litología | Símbolo | Código |
|------------------------------|---------|--------|
| Alta Andesita | Aa | 01 |
| Riolita Purple | Tr | 02 |
| Andesita Purple | Ta | 03 |
| Pórfido de Cuarzo | Tq | 04 |
| Dolerita Purple | Td | 05 |
| Pórfido de Cuarzo Quellaveco | Qq | 06 |
| Latita | Lp | 07 |
| Dacita | Da | 08 |
| Dacita porfírica | Dp | 09 |
| Diorita | Di | 10 |
| Brecha angular | Bx | 13 |
| Brecha Pebble | Px | 15 |
| Fill | Fill | 16 |

Fuente. Elaboración propia.

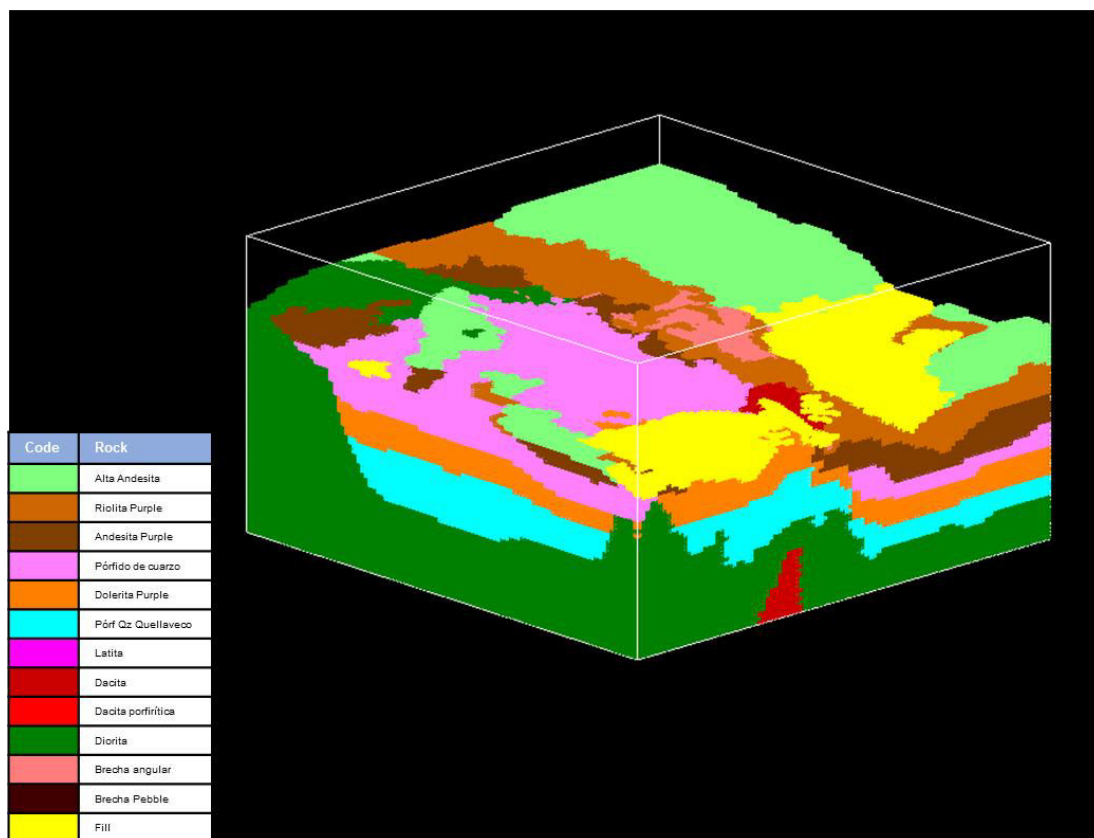


Figura 27. Modelo de bloques con la variable ROCK, correspondiente a la litología.
Fuente: Elaboración propia.

3.14.1.2 Modelo de alteración (ALTE)

En el modelo se han considerado 5 tipos de alteración, que se muestran en la siguiente tabla.

Tabla 2. Codificación por tipo de alteración

| Tipo de alteración hidrotermal | Símbolo | Código |
|--------------------------------|---------|--------|
| Fresco | Fsh | 301 |
| Propilítica | Prop | 302 |
| Argílica | Arg | 303 |
| Fílica | Qs | 304 |
| Fill | Fill | 16 |

Fuente. Elaboración propia.

3.14.1.3 Modelo de Tipo de mineral (ORET)

En el modelo de tipo de mineral se han considerado 4 tipos, que se detallan en la siguiente tabla:

Tabla 3. Codificación por tipo de mineral

| Tipo de Mineral | Símbolo | Código |
|-----------------|---------|--------|
| Primario | P | 310 |
| Transicional | T | 311 |
| Leach Capping | LC | 313 |
| Fill | Fill | 16 |

Fuente. Elaboración propia.

3.14.1.4 Modelo de yeso

El modelo de yeso/anhidrita cuenta con 3 variables como se muestra:

Tabla 4. Codificación por tipo de mineral

| Presencia de Yeso | Símbolo | Código |
|----------------------------|---------|--------|
| Zona con presencia de yeso | G/A | 55 |
| Zona sin presencia de yeso | NO G/A | 56 |
| Fill | Fill | 16 |

Fuente. Elaboración propia.

3.15 Análisis exploratorio de datos (EDA) – Assays

El EDA de los assays del proyecto Purple Hill fue realizado considerando las variables Litología, Alteración, Tipo de Mineral y Yeso, posteriormente se estudió cada Unidad Geológica. El EDA es un conjunto de herramientas orientadas al análisis estadístico de leyes de las muestras recolectadas en la perforación, permitiendo determinar la cantidad de poblaciones presentes en el yacimiento y sirviendo de base para una posterior agrupación, determinación de outliers, etc con base en las características litológicas determinadas.

El objetivo de este estudio es determinar si las uniones que serán usadas en la composición son correctas. La estadística descriptiva, los histogramas, los gráficos de probabilidad acumulativa, box-plots y el estudio del comportamiento de la ley en el contacto fue realizado para los elementos Cu (%), CuSaC(%), CuSCN(%).

Tabla 5. Elementos para análisis – Assays

| Elemento | Descripción |
|-----------|--|
| Cu (%) | Cobre en porcentaje |
| CuSAC (%) | Cobre soluble en ácido en porcentaje |
| CuSCN (%) | Cobre soluble en cianuro en porcentaje |

Fuente. Elaboración propia.

Se han realizado estadísticas descriptivas para los elementos Cu (%), CuSAC(%) y CuSCN(%) para entender en forma rápida el comportamiento de las diferentes familias. Se construyeron histogramas, gráficos de probabilidad acumulativa, box-plots, y reportes estadísticos.

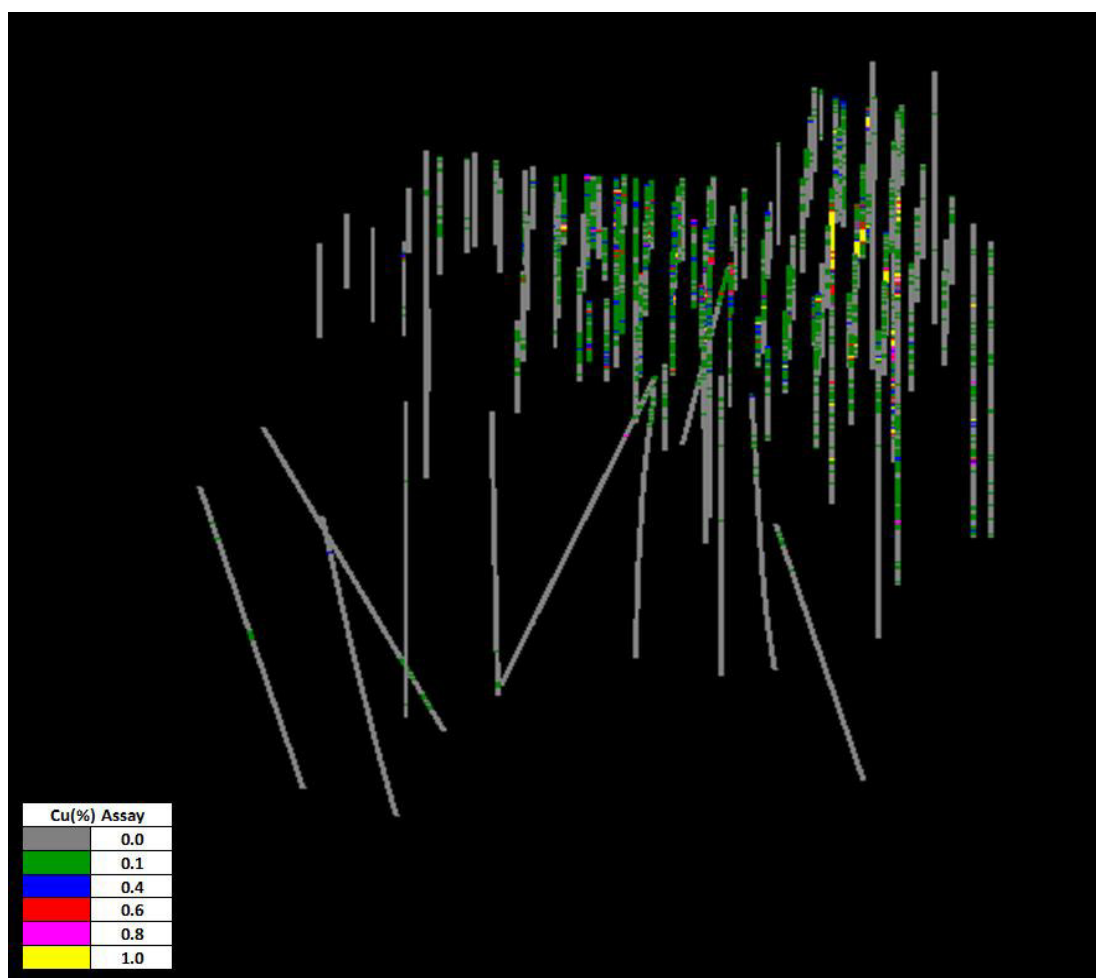


Figura 28. Taladros diamantinos con la variable Cu(%) en Assays. *Fuente:* Elaboración propia.

3.15.1 Histogramas y gráficos de probabilidad acumulada

Los histogramas y los gráficos de probabilidad acumulada exhiben la distribución de frecuencia de una variable dada y demuestran gráficamente cómo la frecuencia cambia con el aumento de ley.

Con los histogramas, las leyes se agrupan en compartimientos, y una barra vertical en el gráfico demuestra la frecuencia relativa de cada compartimiento.

La frecuencia acumulativa o los diagramas acumulativos de la función de distribución (CDF) demuestran la relación entre la frecuencia acumulativa (expresada como un porcentaje o probabilidad) y la ley en una escala logarítmica. Son útiles para caracterizar distribuciones de ley.

Si la distribución de frecuencia acumulativa forma una línea recta, indica que los datos siguen una distribución lognormal. Si se observan rupturas en la parte superior de la población esto puede indicar la presencia de valores erráticos en la población, y/o los puntos forman una línea curvada, esto puede indicar una mezcla de dos poblaciones. El coeficiente de variación (CV) es la desviación estándar dividida por la media, y es una medida de variabilidad relativa.

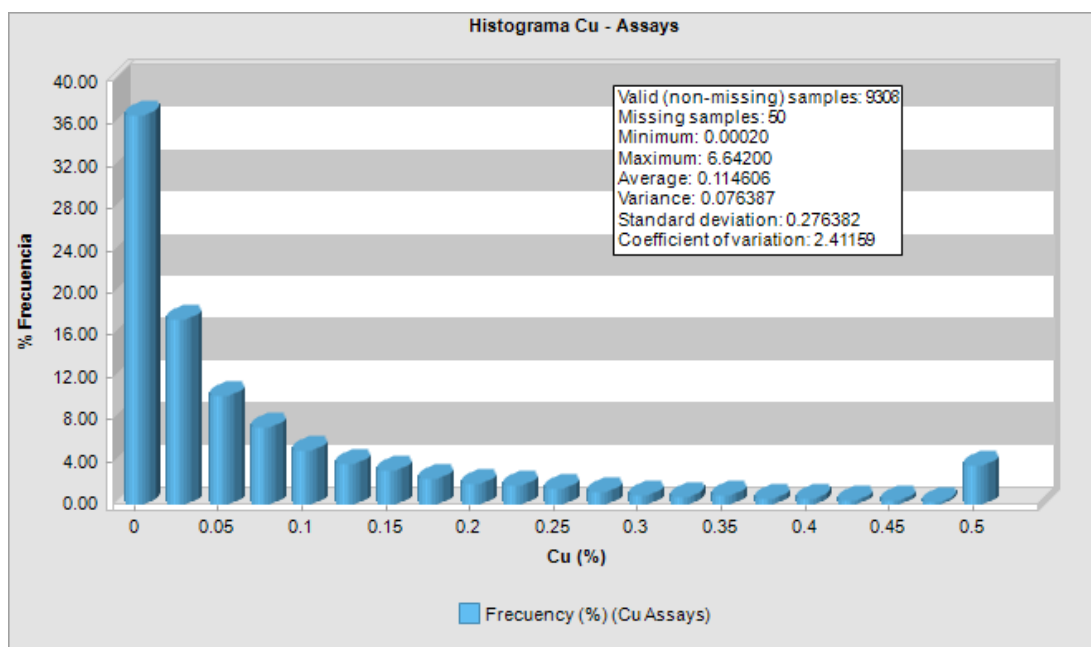


Figura 29. Histograma de Cu (%) – Assays global. Fuente: Elaboración propia.

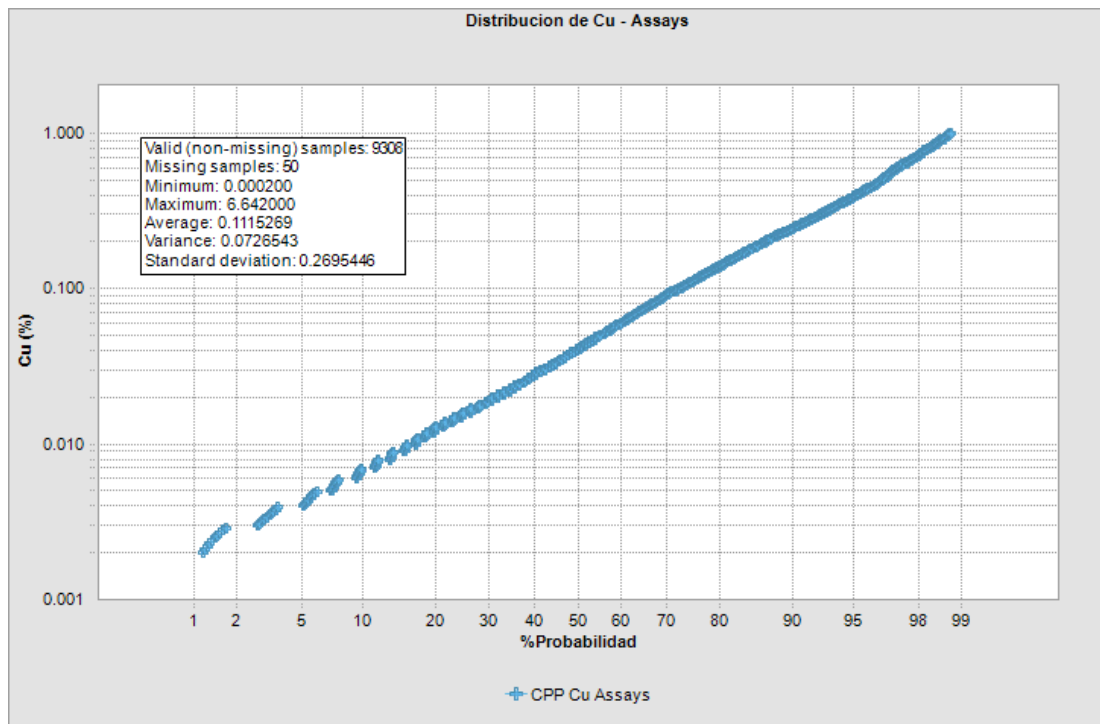


Figura 30. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%) – Assays global. Fuente: Elaboración propia.

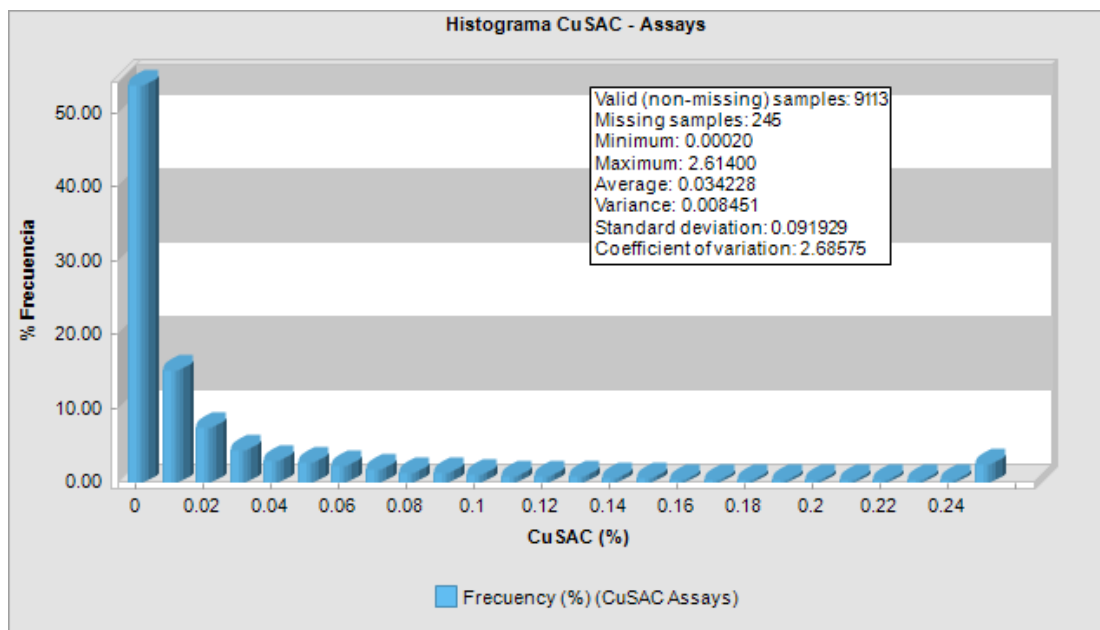


Figura 31. Histograma de CuSAC (%) – Assays global. Fuente: Elaboración propia.

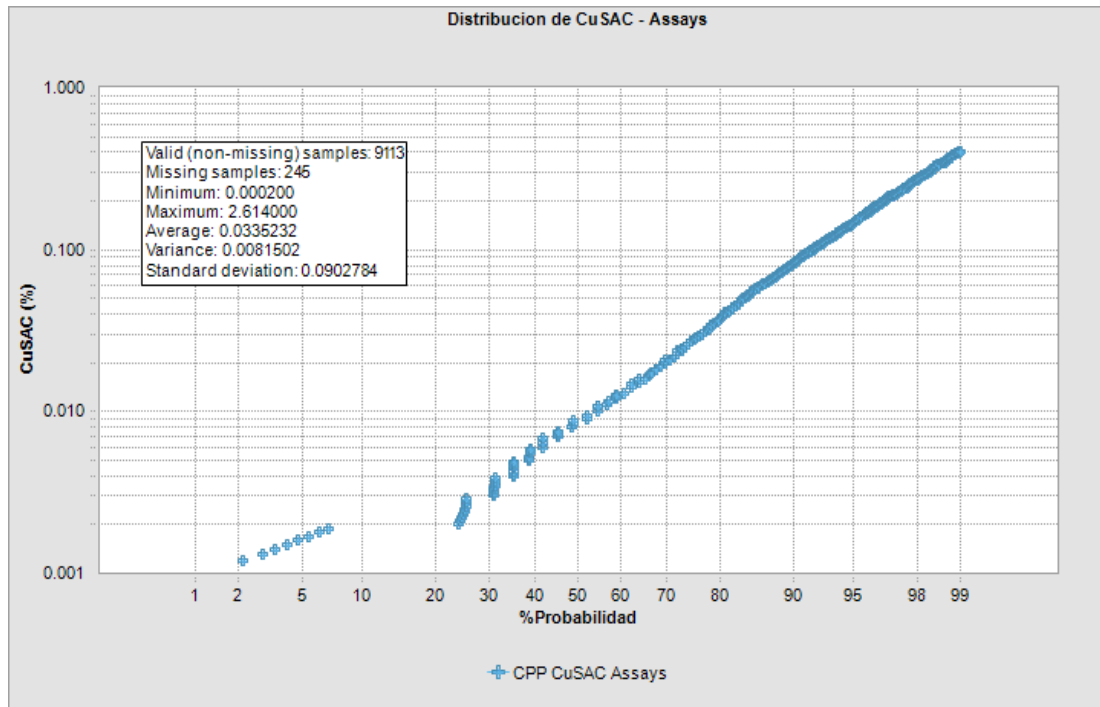


Figura 32. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC(%) – Assays global. Fuente: Elaboración propia.

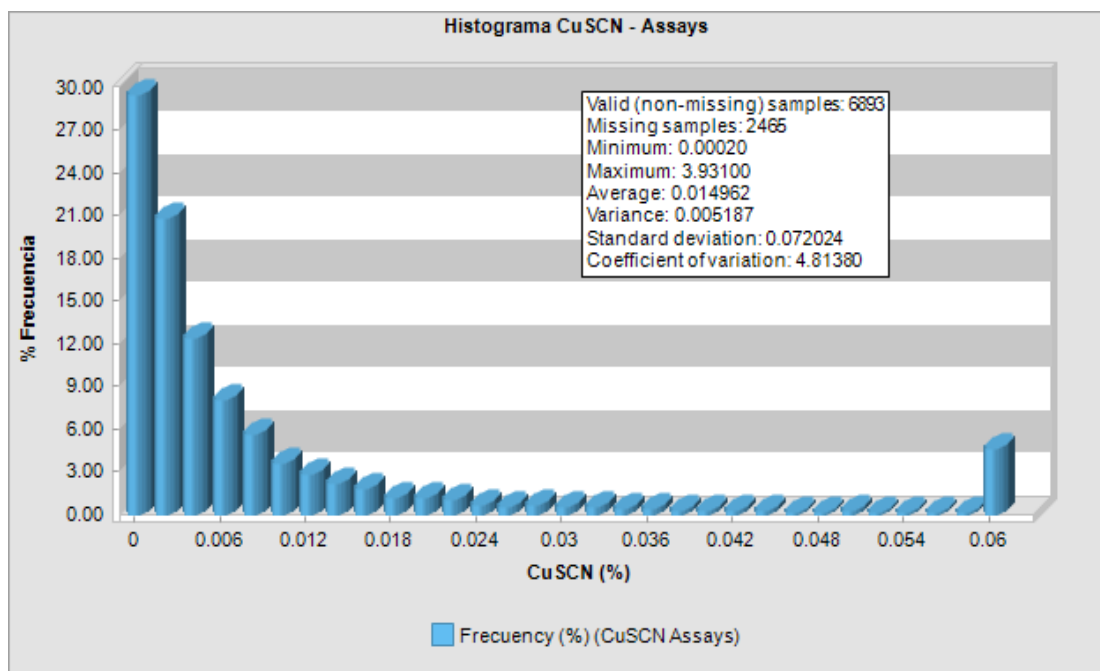


Figura 33. Histograma de CuSCN (%) – Assays global. Fuente: Elaboración propia.

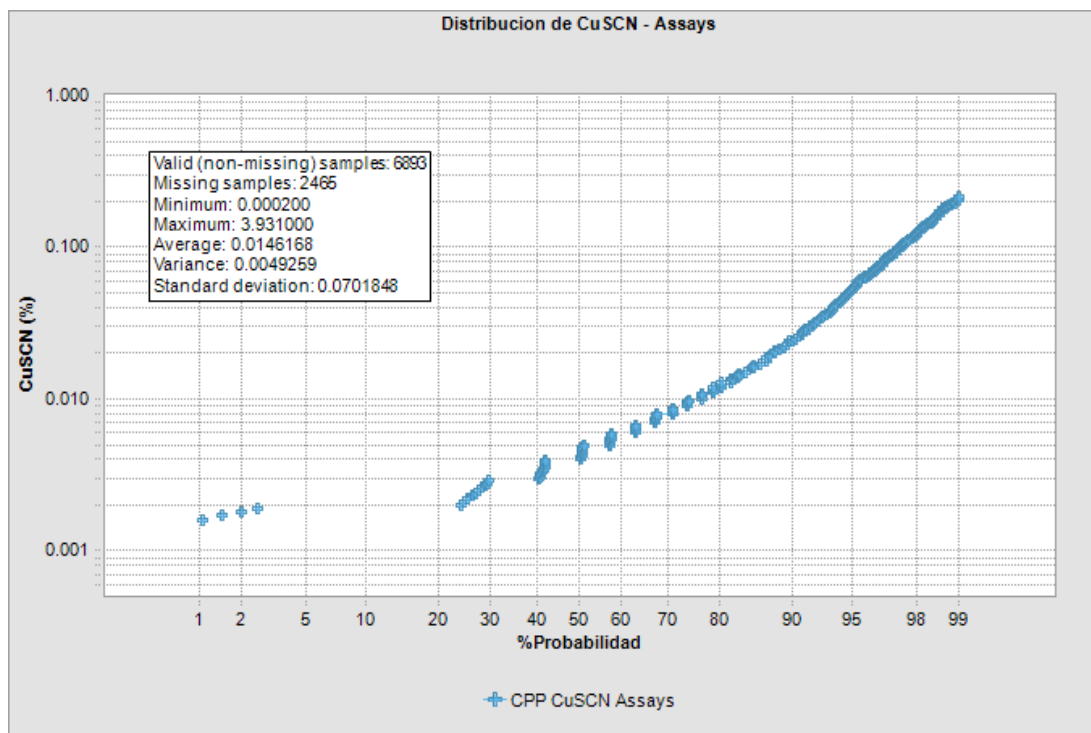


Figura 34. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN(%) – Assays global. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 6. Resumen estadístico global Cu(%), CuSAC (%) y CuSCN(%) - Assays

| Element | Valid | Minimum | Maximum | Mean | Median | Std. Devn. | Variance | Co. of Variation |
|----------|-------|---------|---------|--------|--------|------------|----------|------------------|
| Cu(%) | 9,308 | 0.0002 | 6.6420 | 0.1146 | 0.0410 | 0.2764 | 0.0764 | 2.4116 |
| CuSAC(%) | 9,113 | 0.0002 | 2.6140 | 0.0342 | 0.0080 | 0.0919 | 0.0085 | 2.6857 |
| CuSCN(%) | 6,893 | 0.0002 | 3.9310 | 0.0150 | 0.0034 | 0.0720 | 0.0052 | 4.8138 |

Fuente. Elaboración propia.

3.15.2 Gráficos Box-plot

El Boxplot muestra la distribución de frecuencias de los valores de ensayos por medio de un resumen gráfico. El eje vertical del gráfico total da el rango de valores para la ley analizada en particular. El cuadro central dividido por tres líneas horizontales muestra que parte de los datos se encuentran entre los percentiles 25, 50

y 75. La línea central en otras palabras, captura la mitad de los datos que caen en medio de la distribución.

La línea horizontal que aparece en la caja representa la mediana de los datos. La media o promedio de los datos se muestran con un punto. Las líneas verticales que se extienden fuera de la caja muestran el valor mínimo en la parte inferior y el valor máximo hacia la parte superior. Los valores de las estadísticas que muestra el cuadro se enumeran en la parte inferior de todo el gráfico.

Los Boxplots se hicieron para los elementos Cu (%), CuSAC (%) y CuSCN(%), dado que en el resto de elementos tenemos muy poca información, para comparar las distribuciones de ley en el Proyecto Purple Hill.

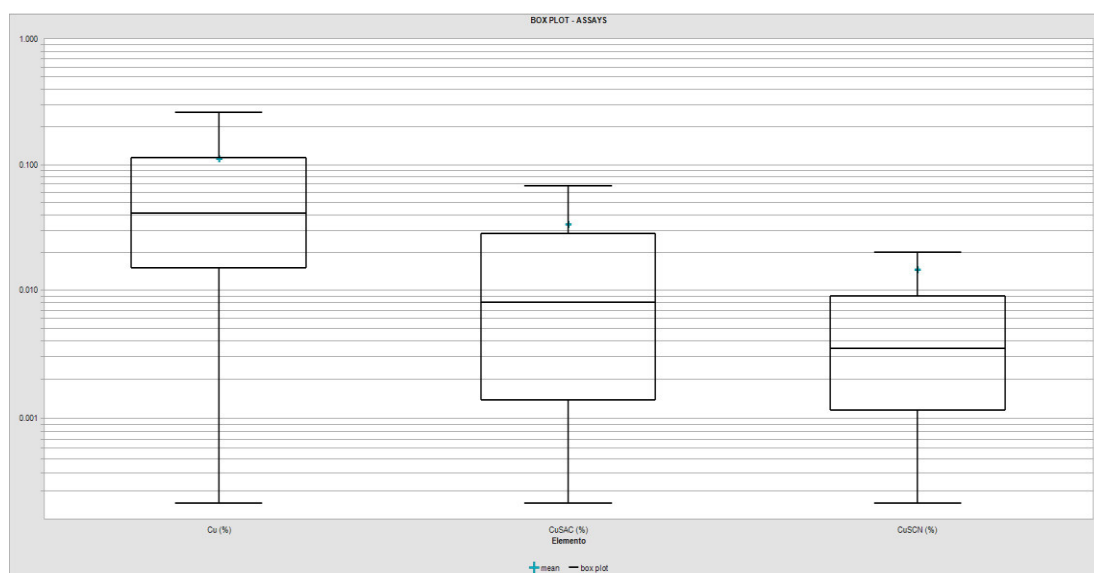


Figura 35. Boxplot – Assays global. Fuente: Elaboración propia.

3.16 Análisis exploratorio de datos (EDA) - compósitos

El EDA de los Compósitos del proyecto Purple Hill fue realizado considerando las variables de Litología, posteriormente se estudió cada Unidad Geológica, El objetivo de este estudio es determinar si las uniones usadas para obtener los dominios de estimación fueron correctas.

Diversos procedimientos fueron aplicados a los datos para descubrir si las distintas combinaciones respetan las características geológicas iniciales. La estadística descriptiva, los histogramas, los gráficos de probabilidad acumulativa, boxplots y los

análisis de contacto fueron realizados para todos en el presente análisis, en base a este análisis se obtuvieron los primeros valores para los parámetros usados en los planes de interpolación.

Tabla 7. Elementos para análisis – Compósitos

| Elemento | Descripción |
|-----------|--|
| Cu (%) | Cobre en porcentaje |
| CuSAC (%) | Cobre soluble en ácido en porcentaje |
| CuSCN (%) | Cobre soluble en cianuro en porcentaje |

Fuente. Elaboración propia.

3.16.1 Histogramas y gráficos de probabilidad acumulada

Se realizaron histogramas de leyes para cada unidad geológica con el fin de analizar la forma de la distribución y ver las leyes que más abundan. Se realizaron gráficos de probabilidad acumulada para determinar altos erráticos y poblaciones mixtas.

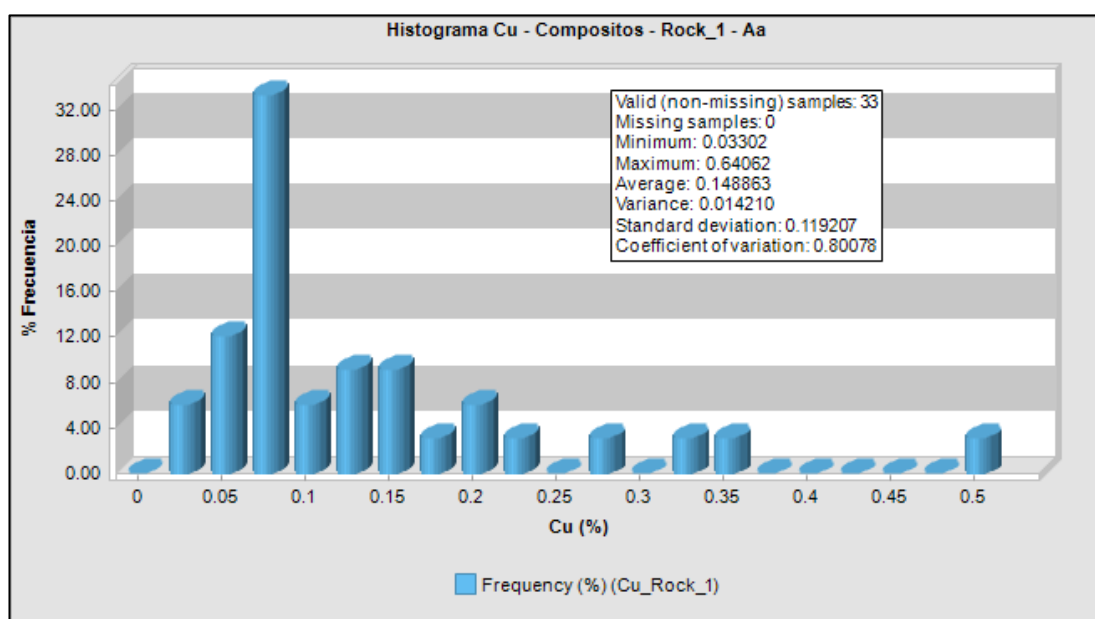


Figura 36. Histograma de Cu (%), Litología Aa, código Rock 1. Fuente: Elaboración propia.

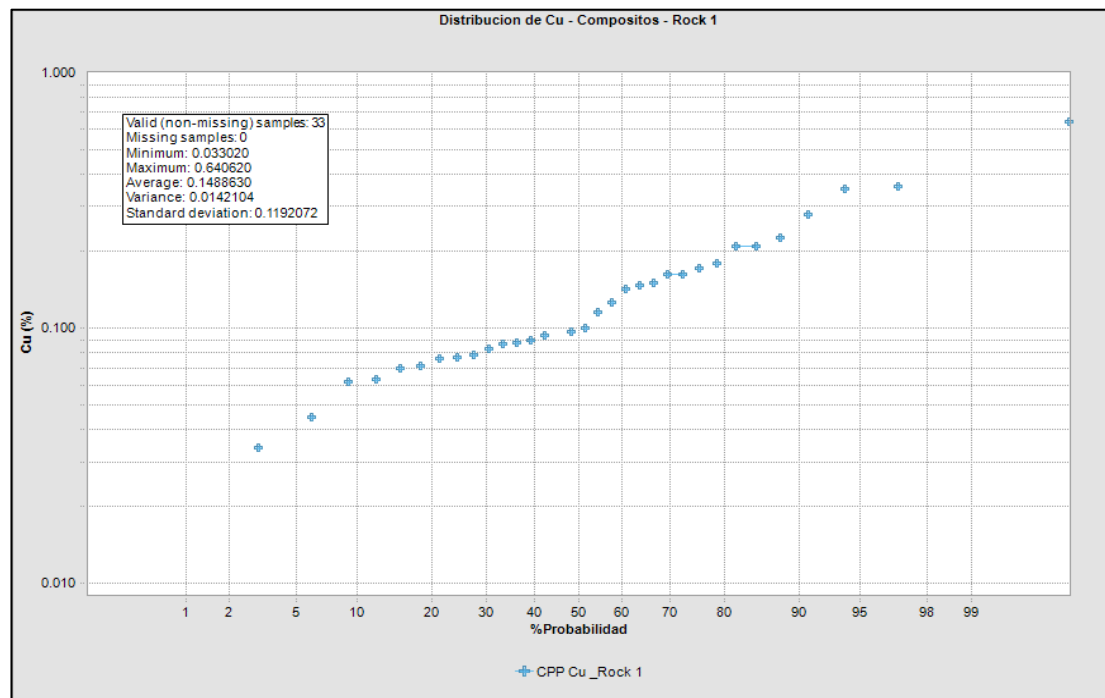


Figura 37. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Aa, código Rock 1. Fuente: Elaboración propia.

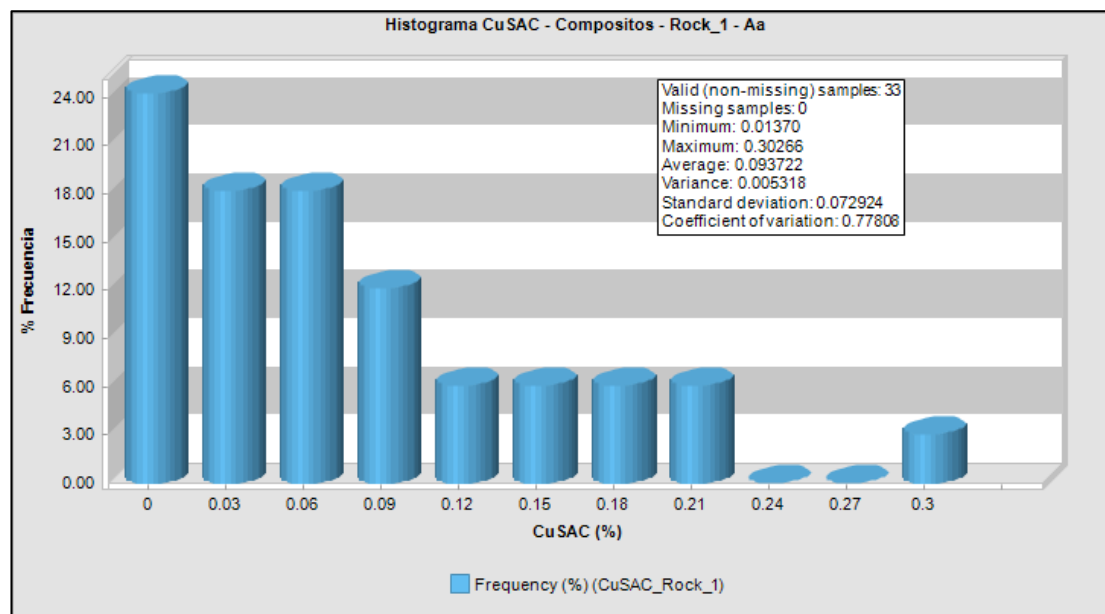


Figura 38. Histograma de CuSAC (%), Litología Aa, código Rock 1. Fuente: Elaboración propia.

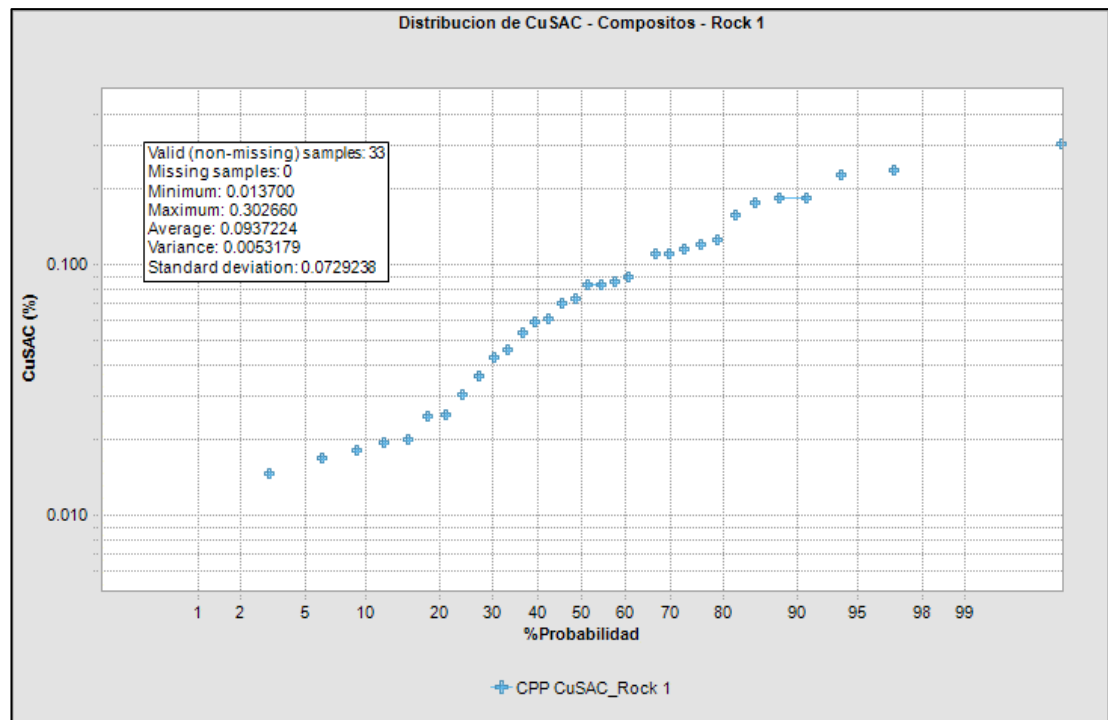


Figura 39. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Aa, código Rock 1. Fuente: Elaboración propia.

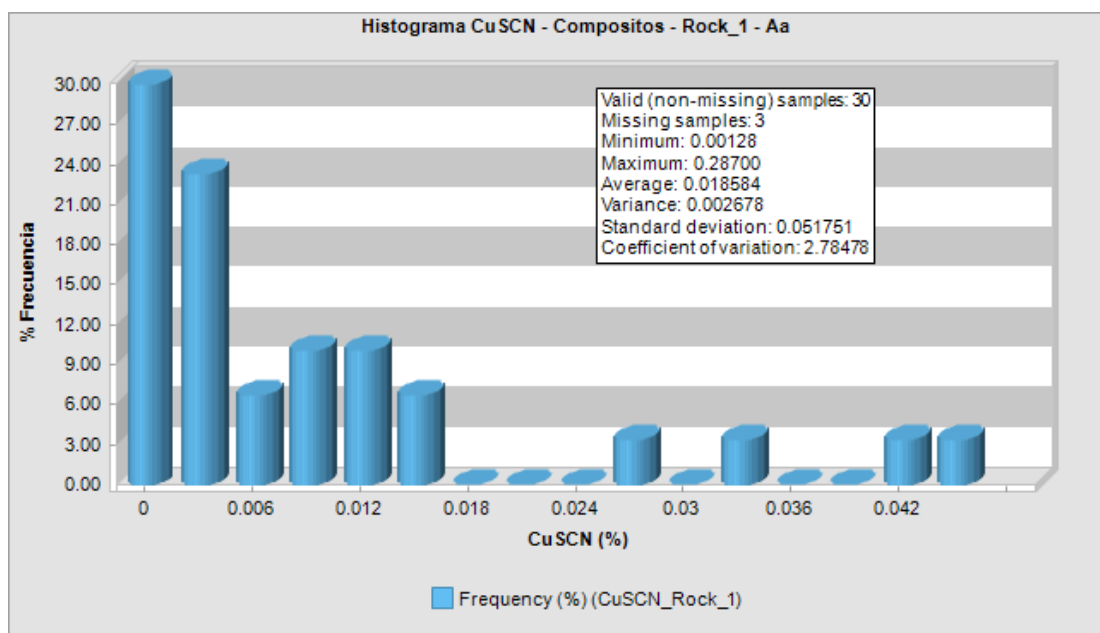


Figura 40. Histograma de CuSCN (%), Litología Aa, código Rock 1. Fuente: Elaboración propia.

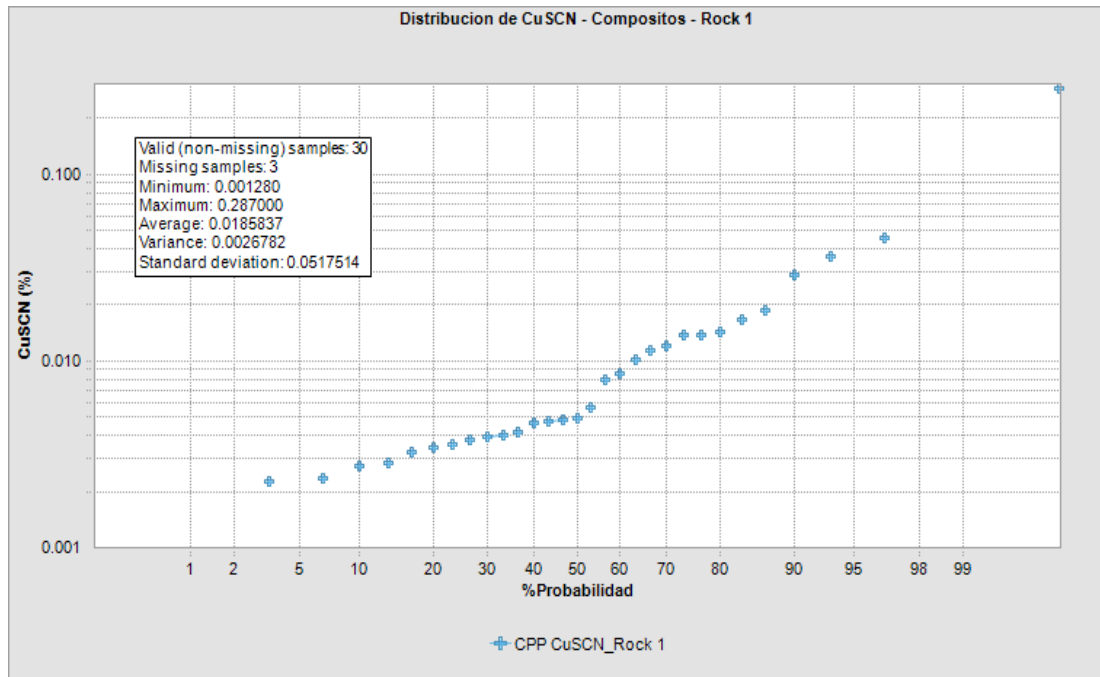


Figura 41. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Aa, código Rock 1. Fuente: Elaboración propia.

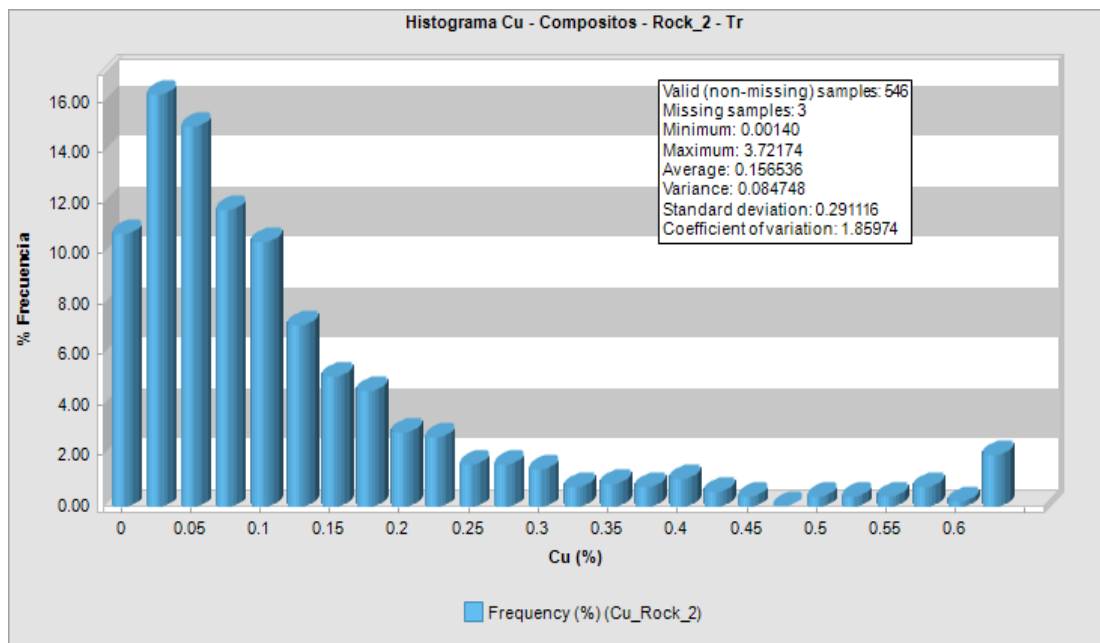


Figura 42. Histograma de Cu (%), Litología Tr, código Rock 2. Fuente: Elaboración propia.

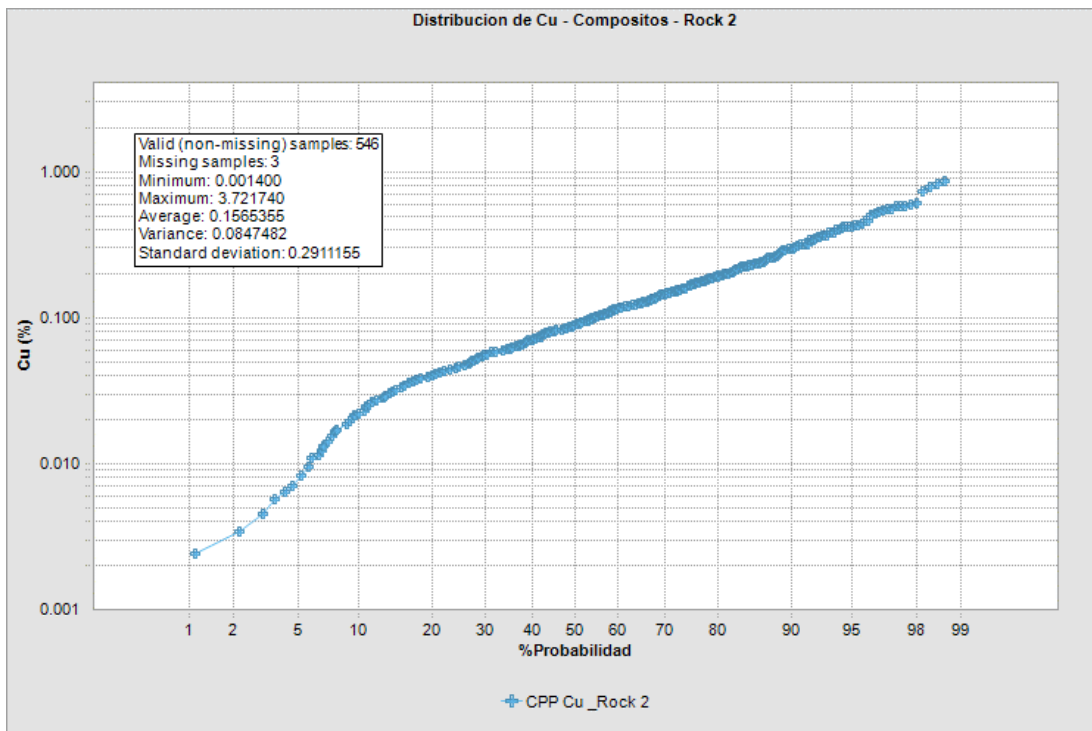


Figura 43. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Tr, código Rock 2. Fuente: Elaboración propia.

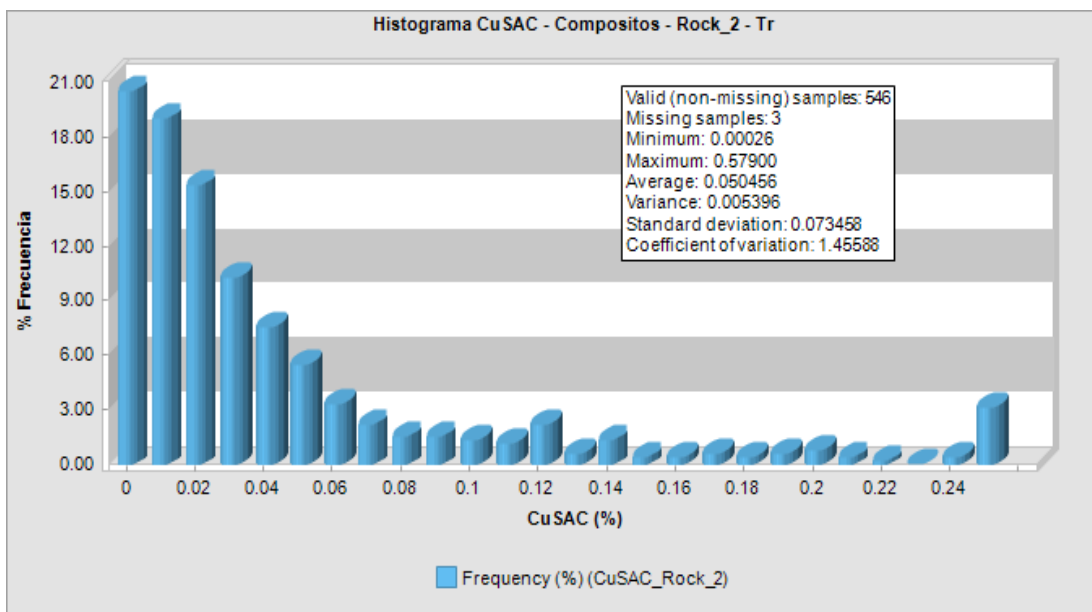


Figura 44. Histograma de CuSAC (%), Litología Tr, código Rock 2. Fuente: Elaboración propia.

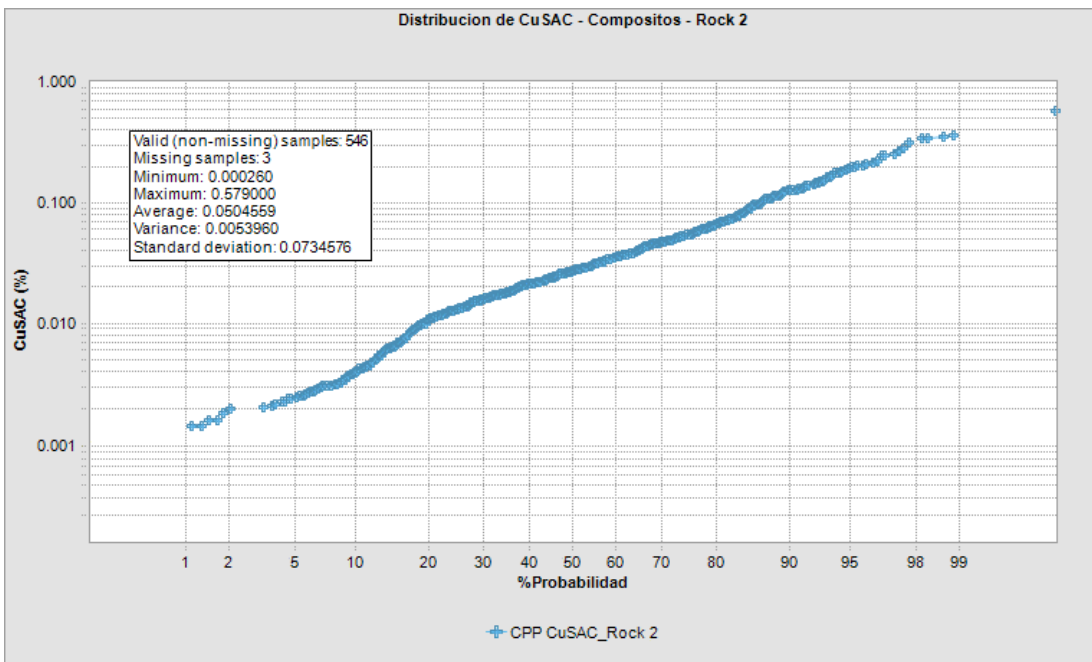


Figura 45. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Tr, código Rock 2. Fuente: Elaboración propia.

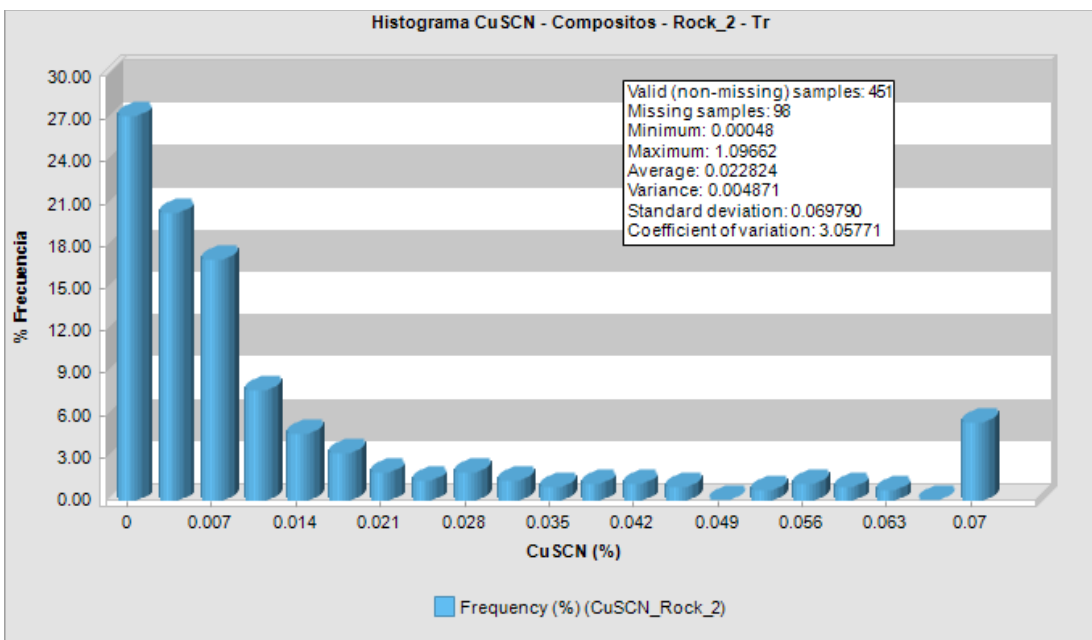


Figura 46. Histograma de CuSCN (%), Litología Tr, código Rock 2. Fuente: Elaboración propia.

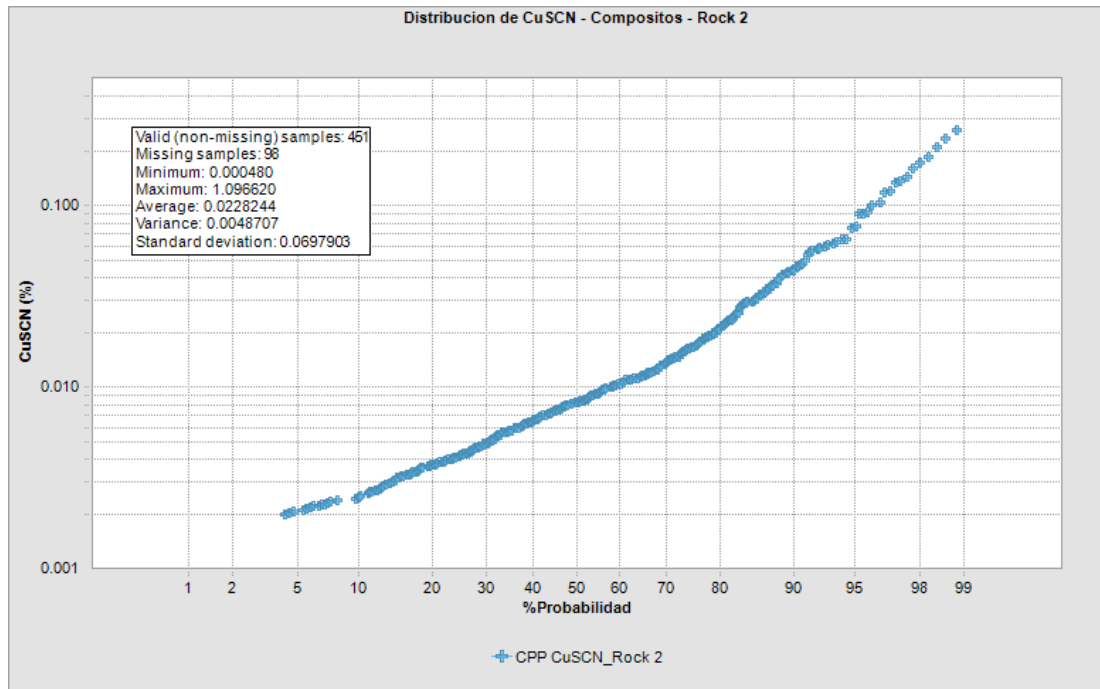


Figura 47. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Tr, código Rock 2. Fuente: Elaboración propia.

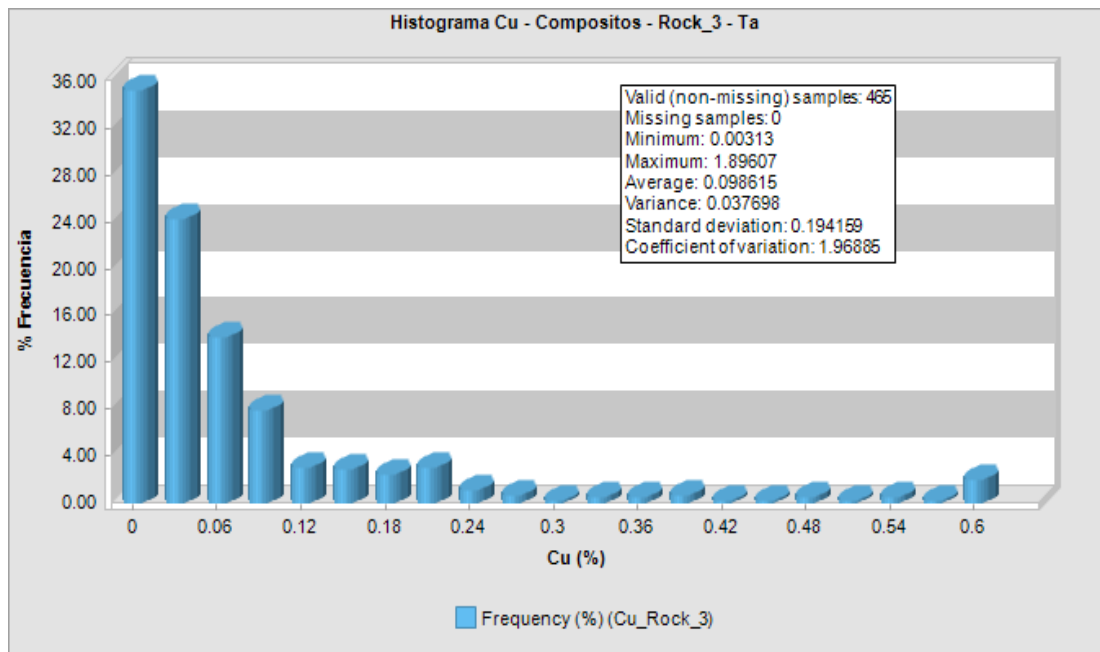


Figura 48. Histograma de Cu (%), Litología Ta, código Rock 3. Fuente: Elaboración propia.

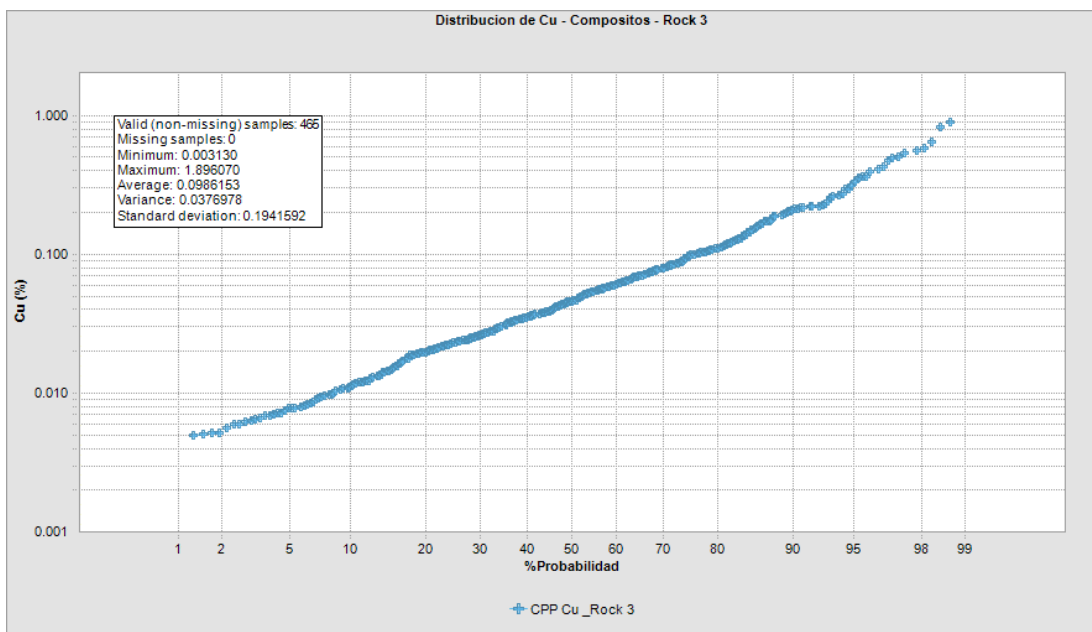


Figura 49. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Ta, código Rock 3. Fuente: Elaboración propia.

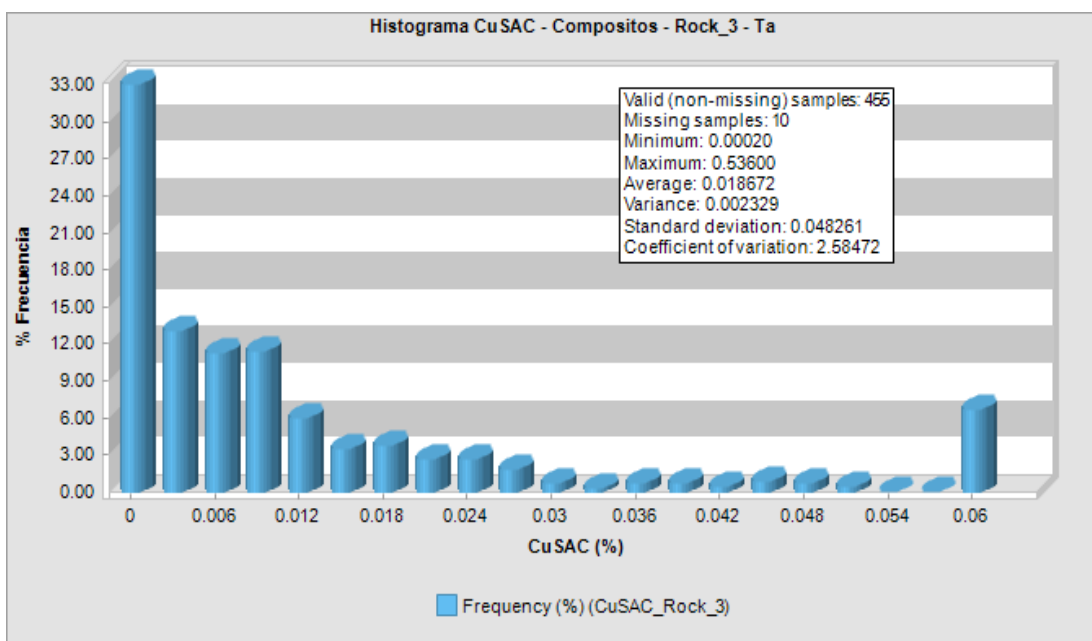


Figura 50. Histograma de CuSAC (%), Litología Ta, código Rock 3. Fuente: Elaboración propia.

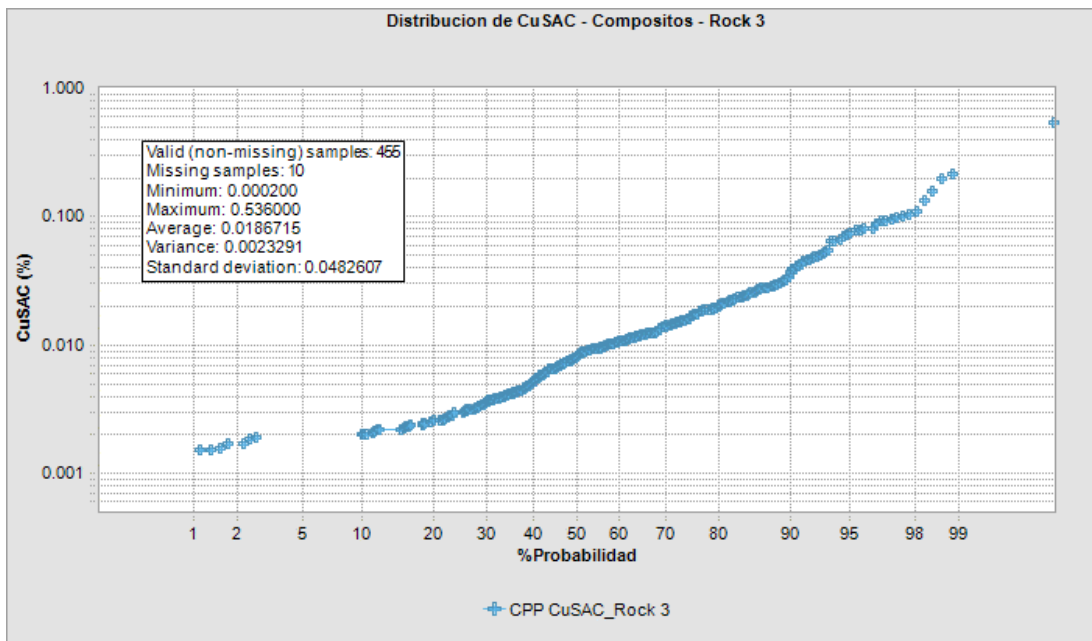


Figura 51. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Ta, código Rock 3. Fuente: Elaboración propia.

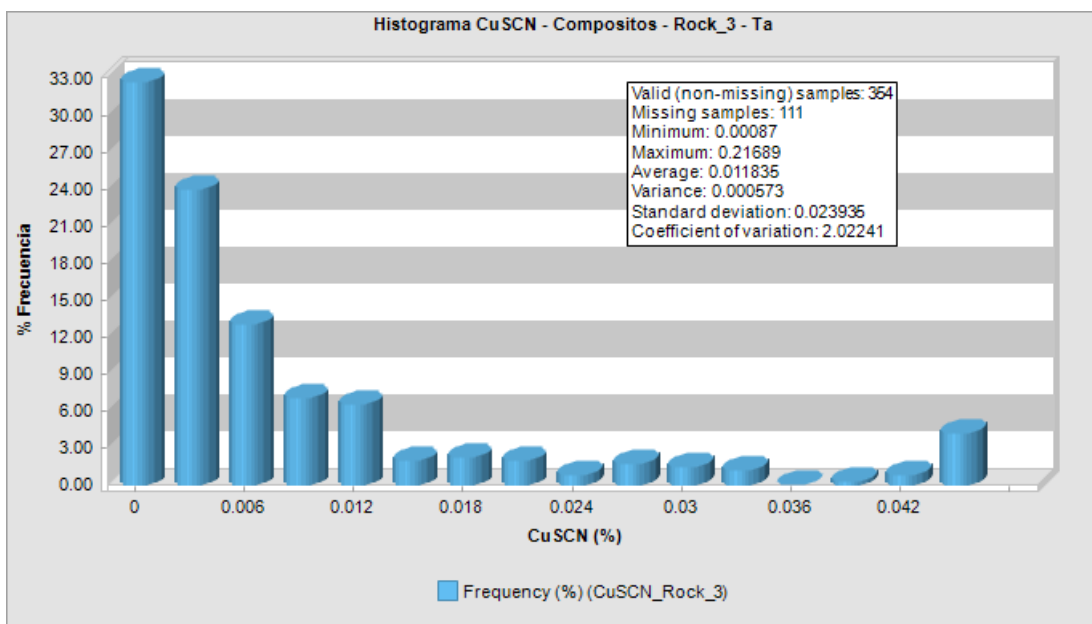


Figura 52. Histograma de CuSCN (%), Litología Ta, código Rock 3. Fuente: Elaboración propia.

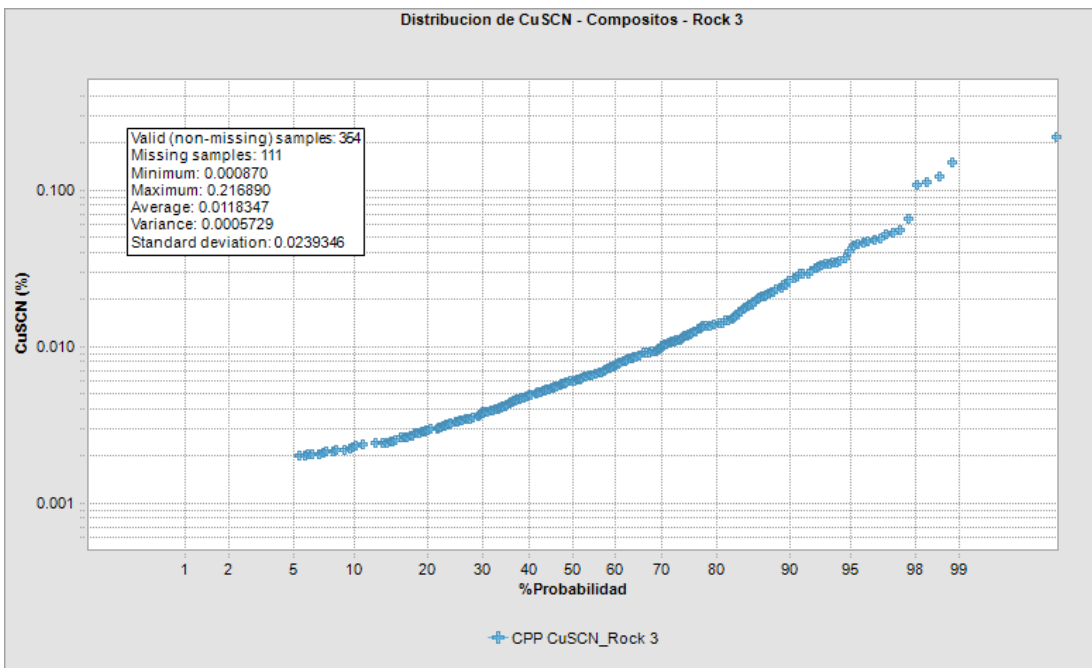


Figura 53. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Ta, código Rock 3. Fuente: Elaboración propia.

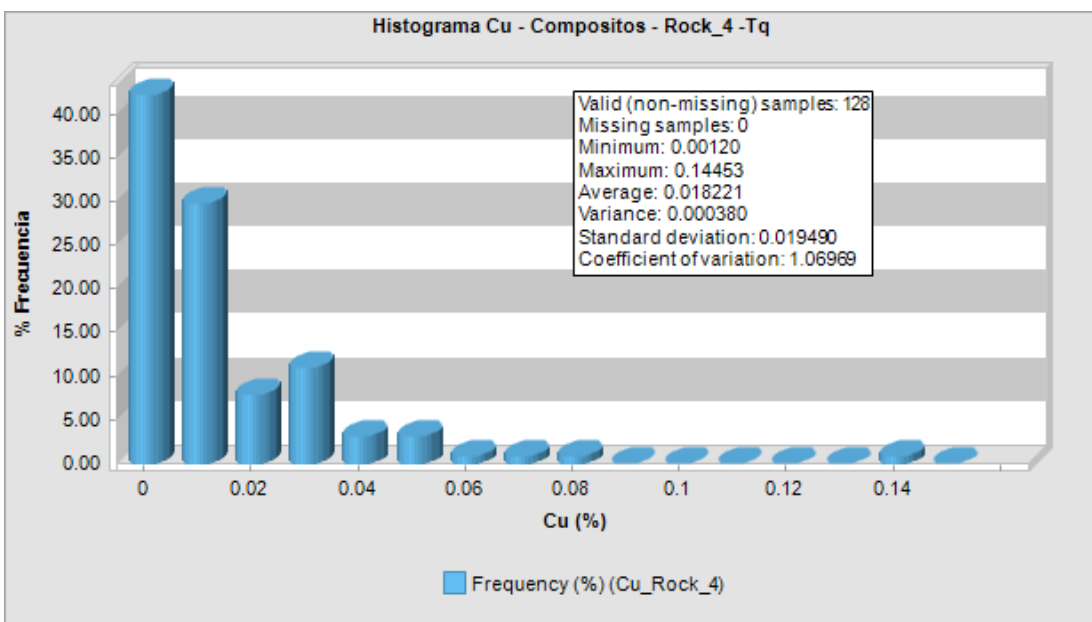


Figura 54. Histograma de Cu (%), Litología Tq, código Rock 4. Fuente: Elaboración propia.

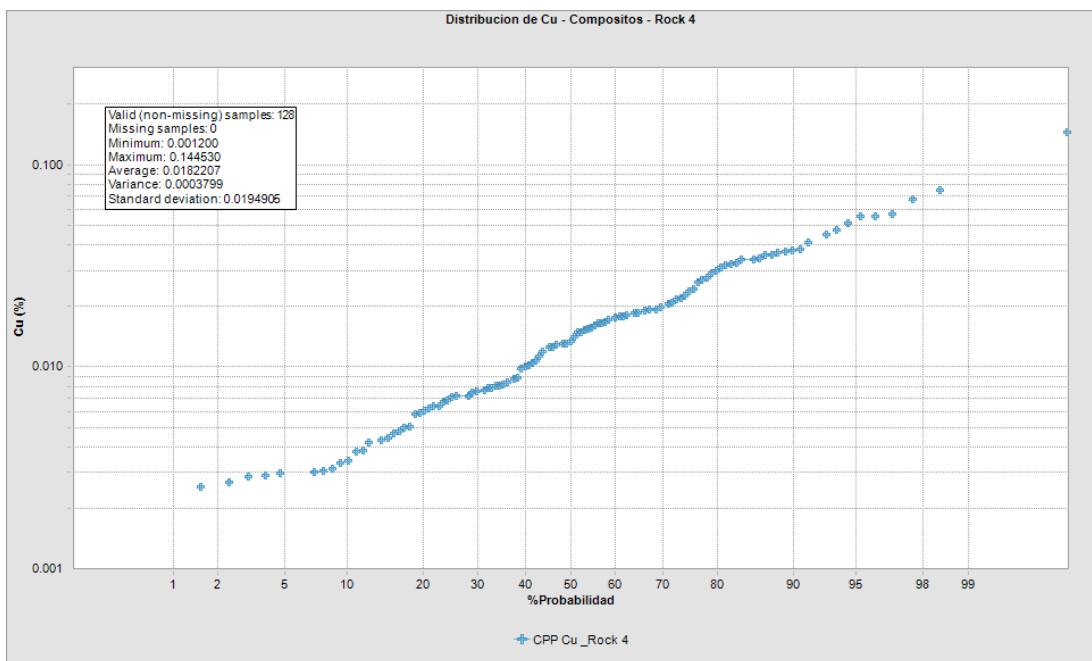


Figura 55. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Tq, código Rock 4. Fuente: Elaboración propia.

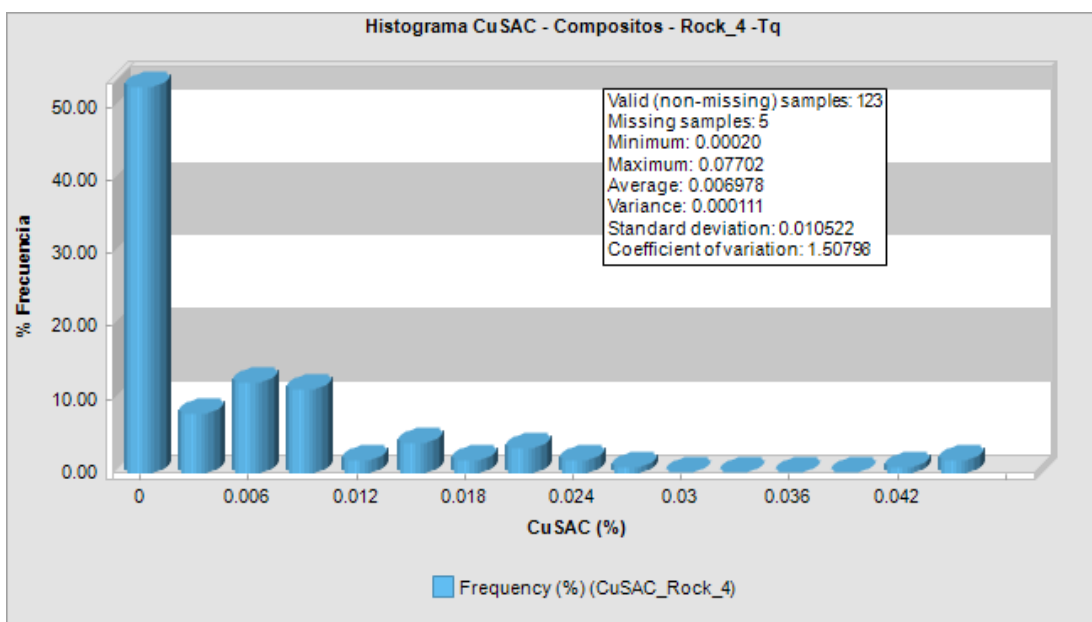


Figura 56. Histograma de CuSAC (%), Litología Tq, código Rock 4. Fuente: Elaboración propia.

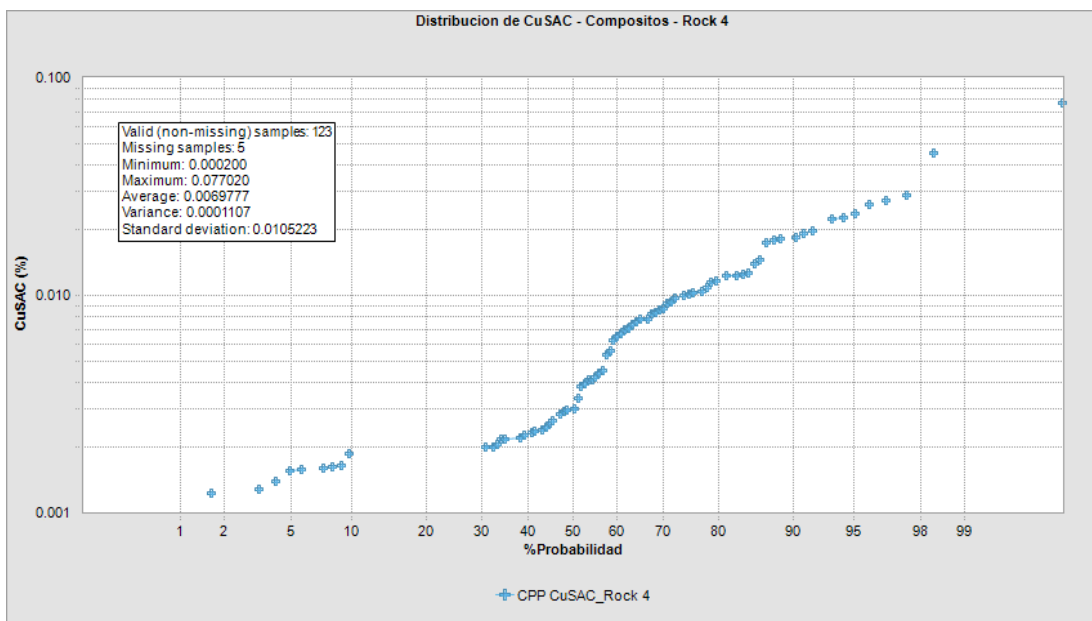


Figura 57. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Tq, código Rock 4. Fuente: Elaboración propia.

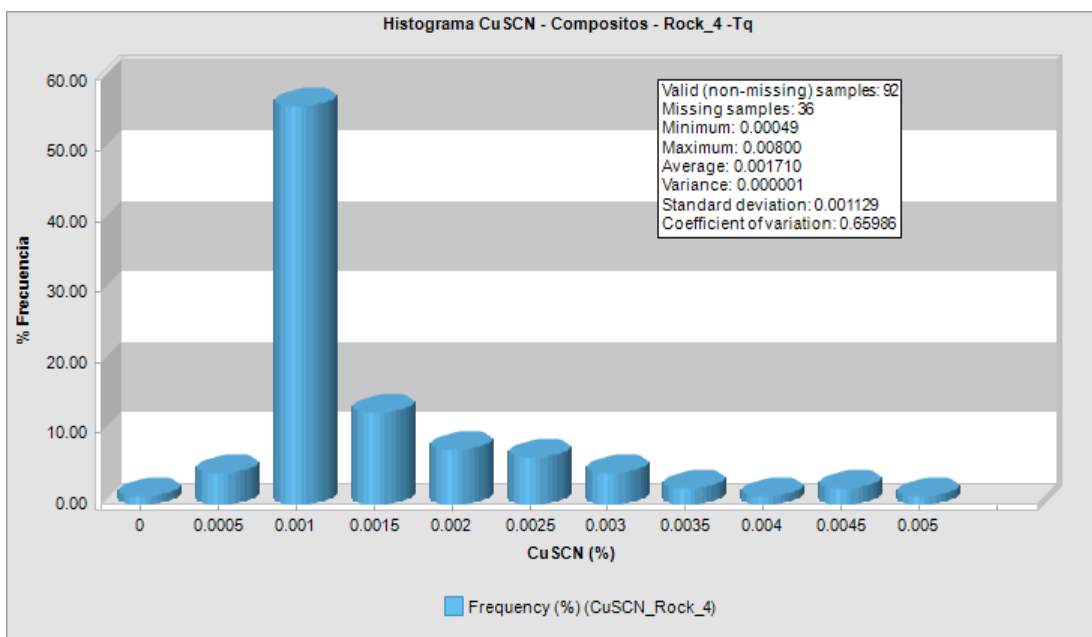


Figura 58. Histograma de CuSCN (%), Litología Tq, código Rock 4. Fuente: Elaboración propia.

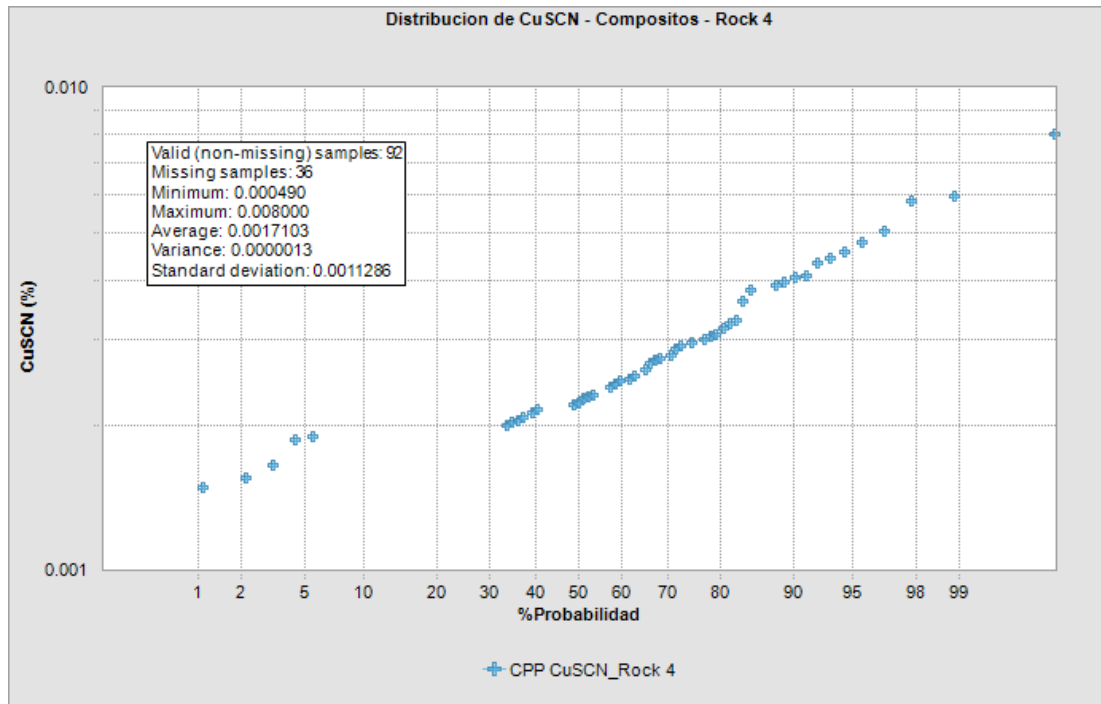


Figura 59. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Tq, código Rock 4. Fuente: Elaboración propia.

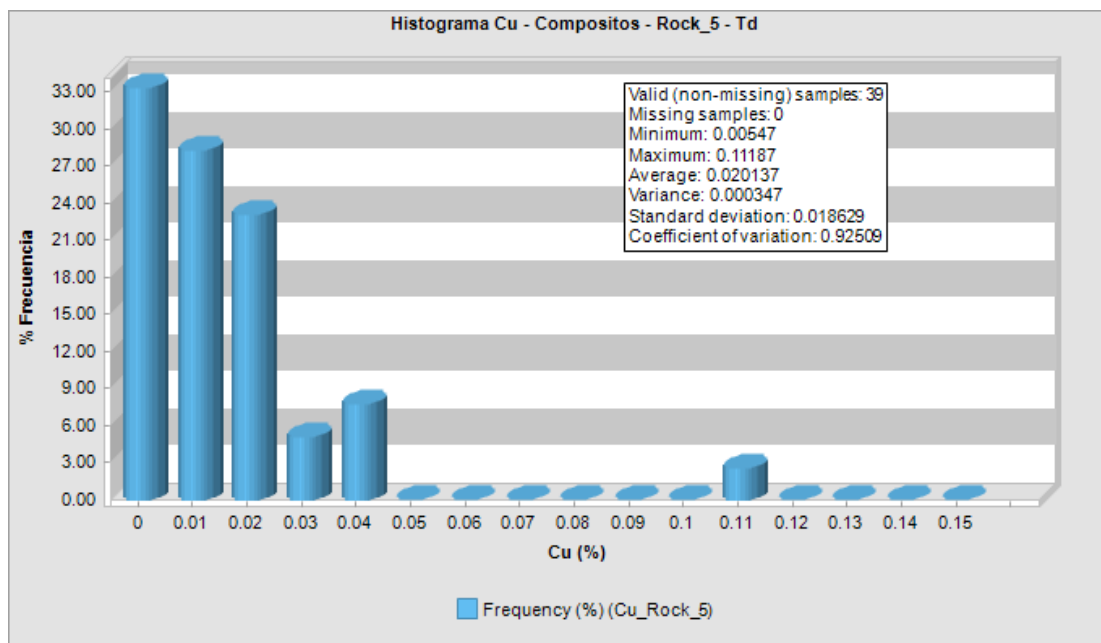


Figura 60. Histograma de Cu (%), Litología Td, código Rock 5. Fuente: Elaboración propia.

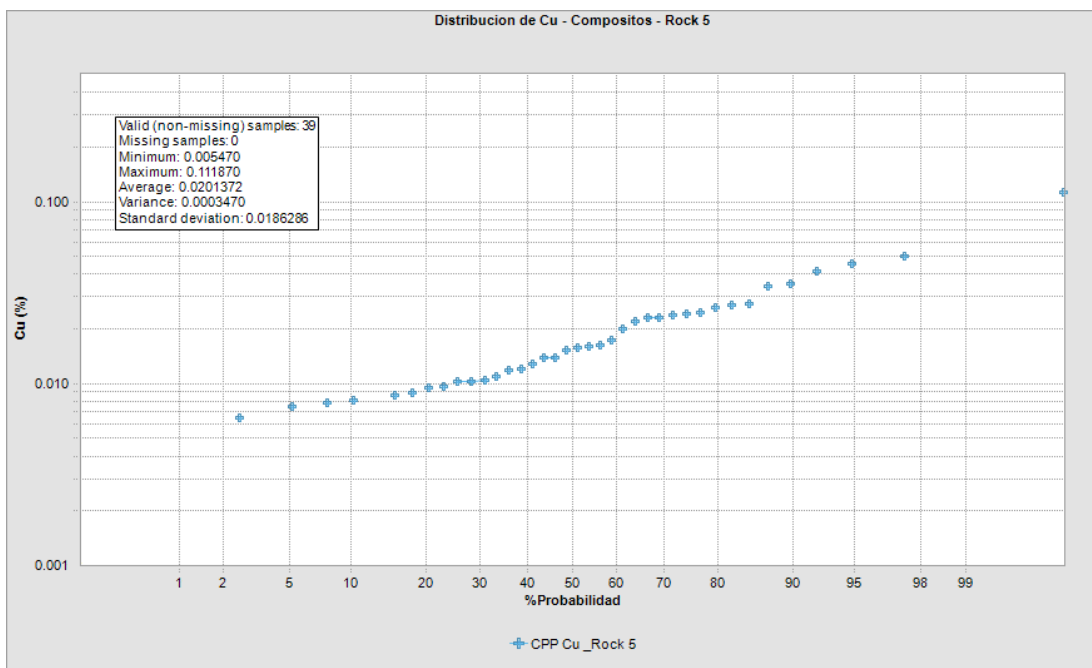


Figura 61. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Td, código Rock 5. Fuente: Elaboración propia.

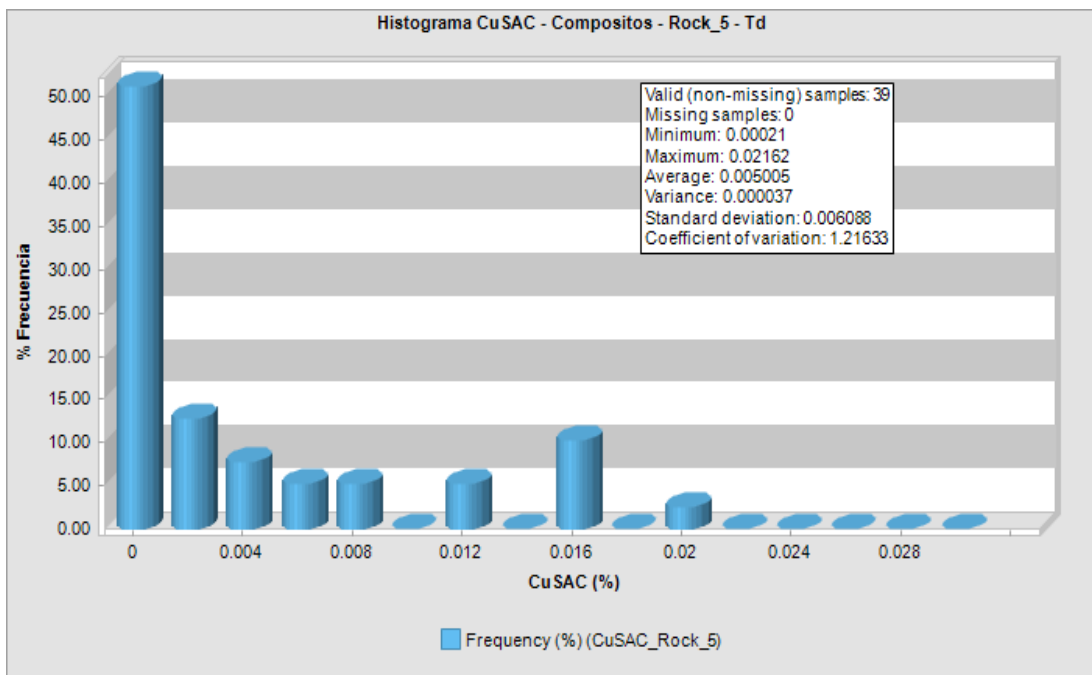


Figura 62. Histograma de CuSAC (%), Litología Td, código Rock 5. Fuente: Elaboración propia.

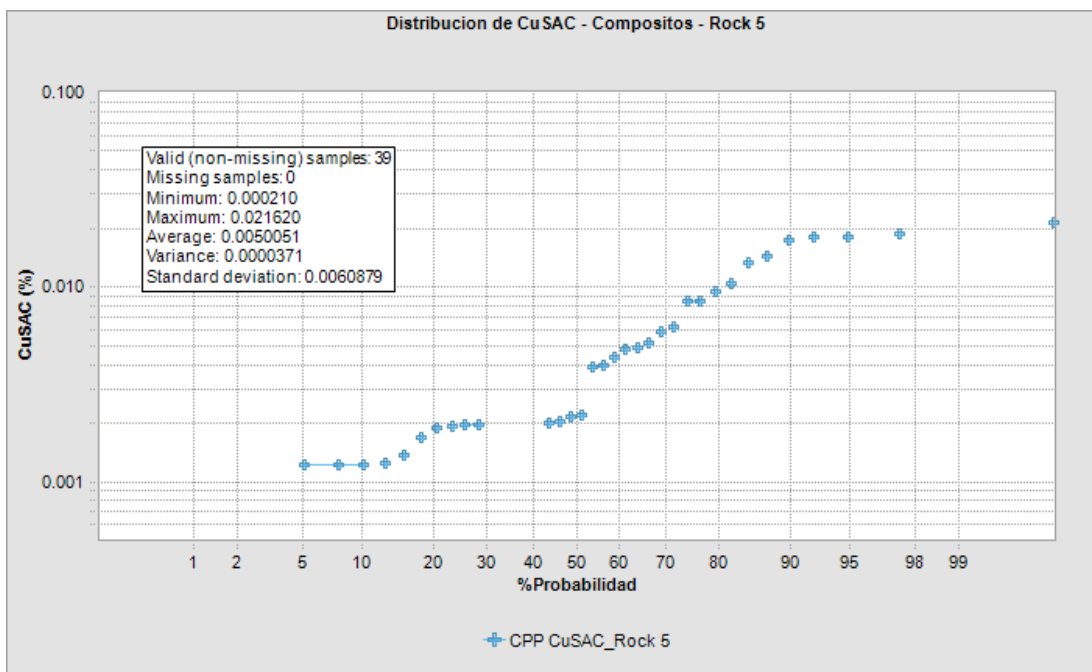


Figura 63. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Td, código Rock 5. Fuente: Elaboración propia.

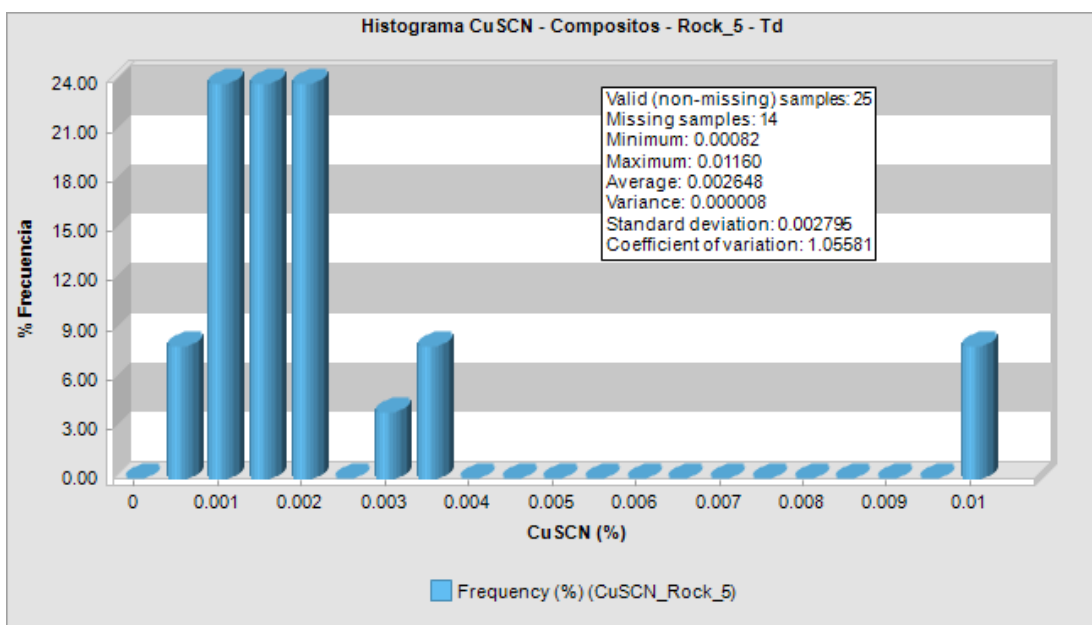


Figura 64. Histograma de CuSAC (%), Litología Td, código Rock 5. Fuente: Elaboración propia.

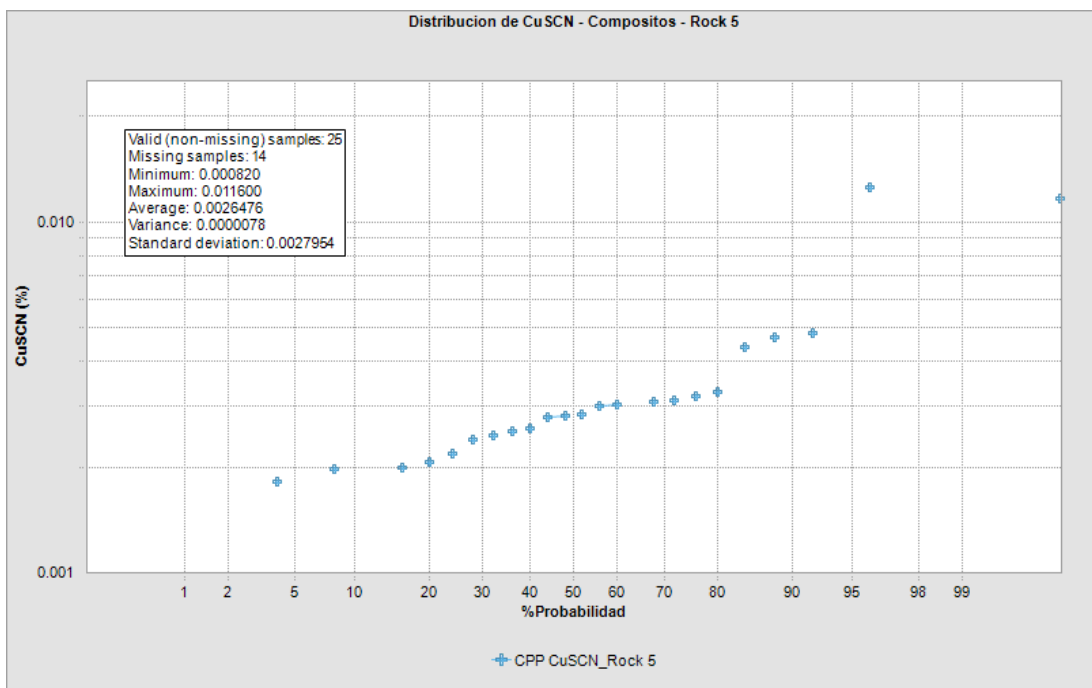


Figura 65. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Td, código Rock 5. Fuente: Elaboración propia.

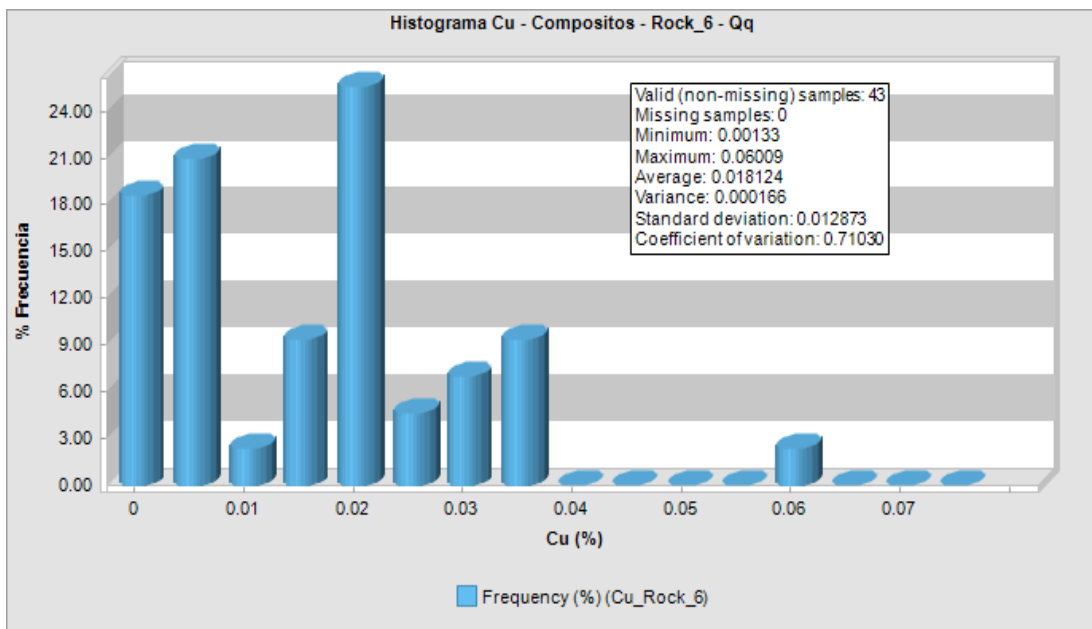


Figura 66. Histograma de Cu (%), Litología Qq, código Rock 6. Fuente: Elaboración propia.

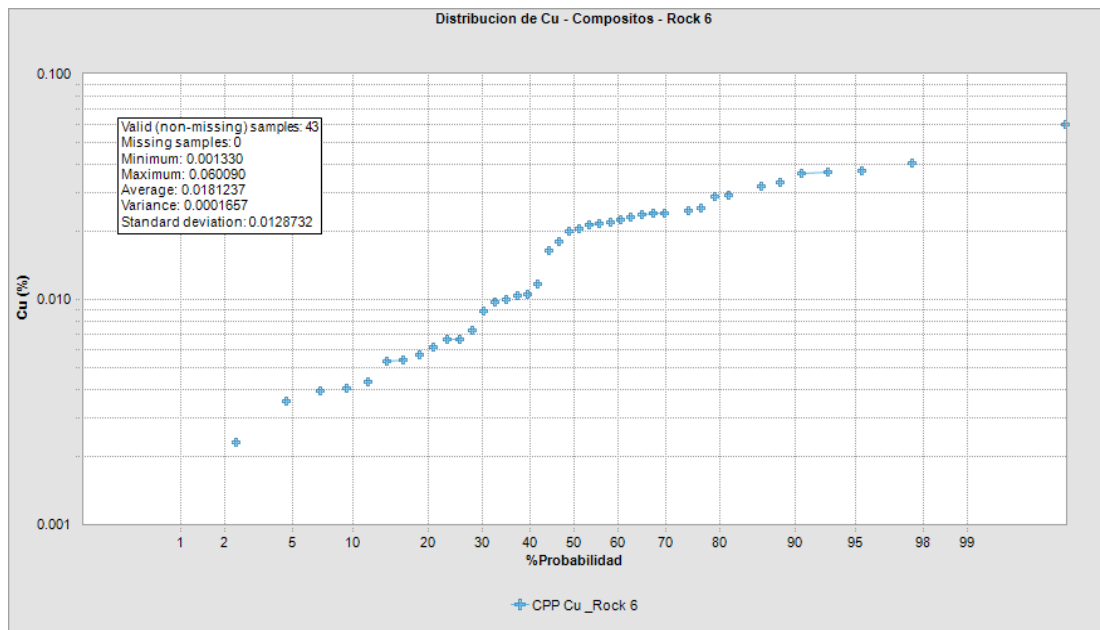


Figura 67. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Qq, código Rock 6. Fuente: Elaboración propia.

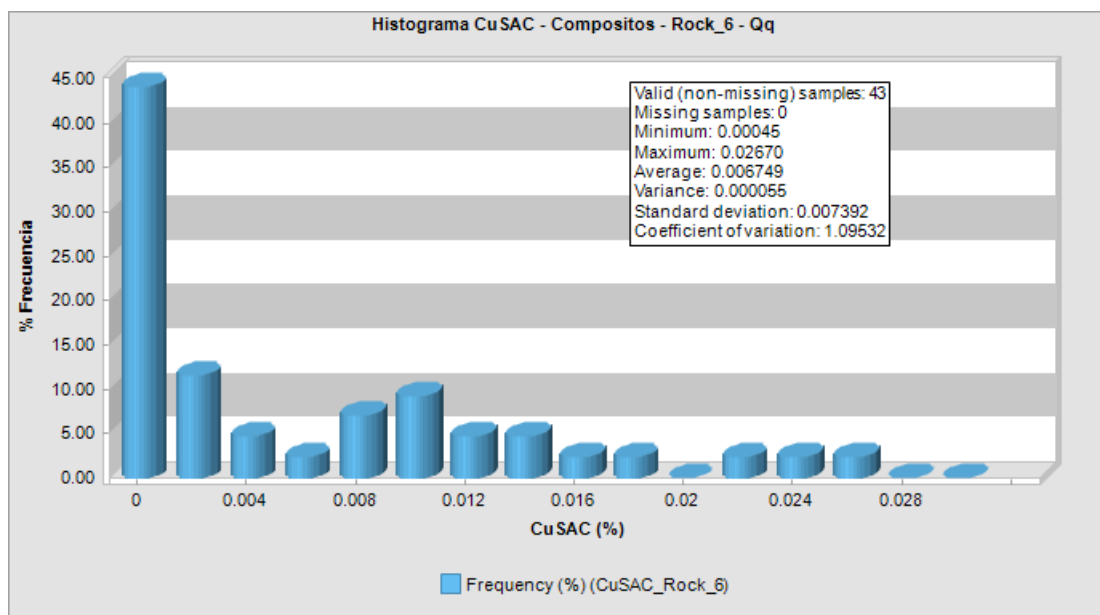


Figura 68. Histograma de Cu (%), Litología Qq, código Rock 6. Fuente: Elaboración propia.

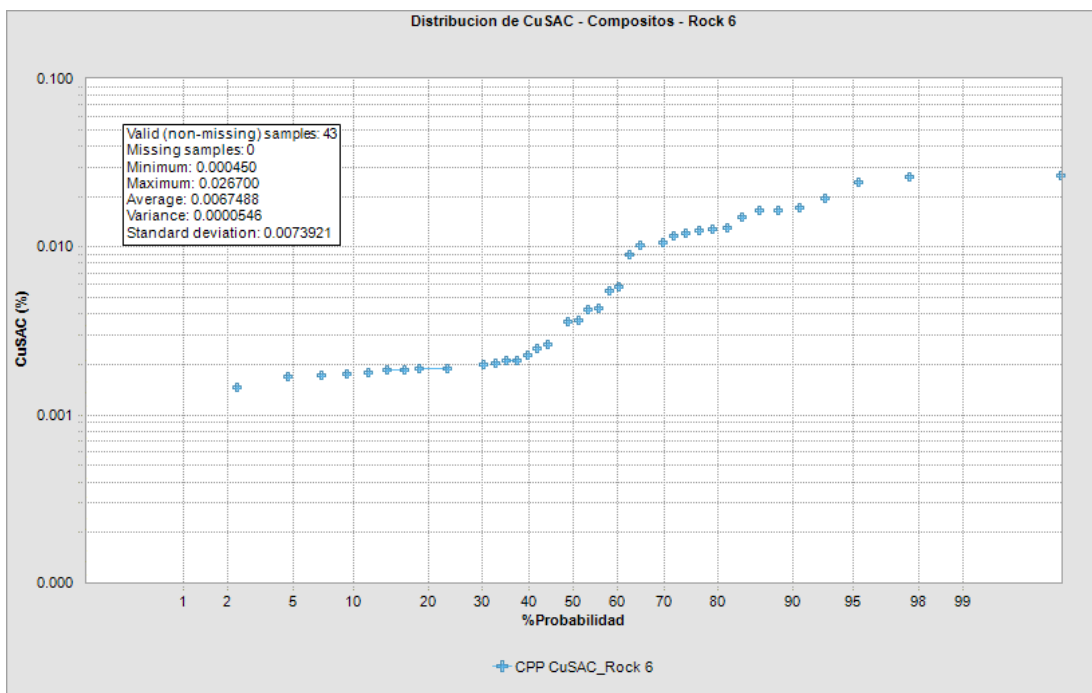


Figura 69. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Qq, código Rock 6. Fuente: Elaboración propia.

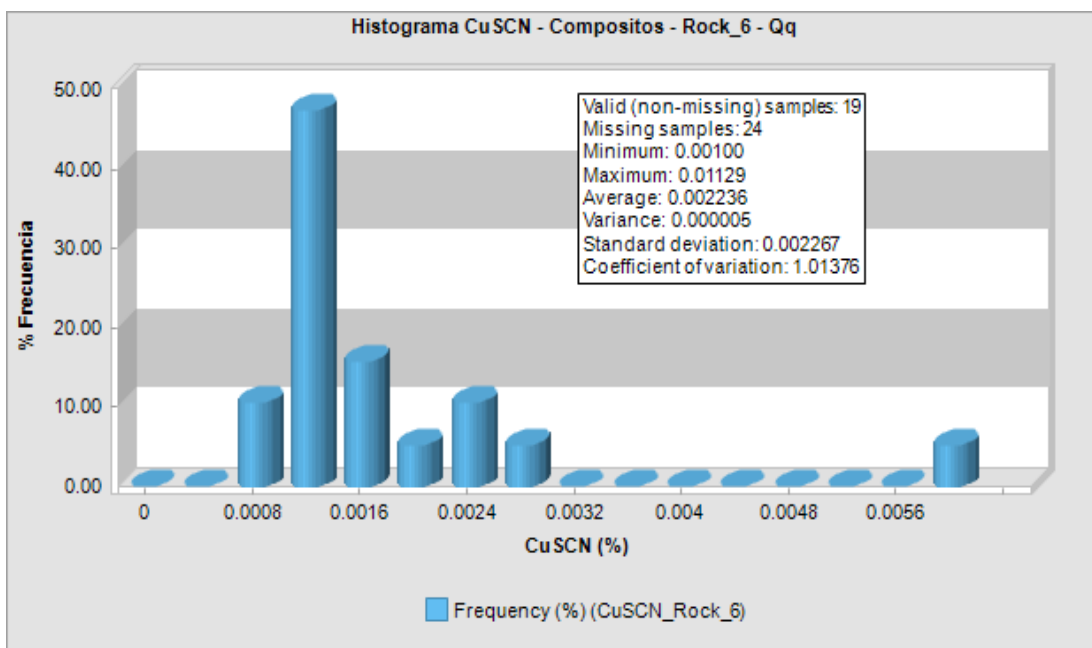


Figura 70. Histograma de CuSCN (%), Litología Qq, código Rock 6. Fuente: Elaboración propia.

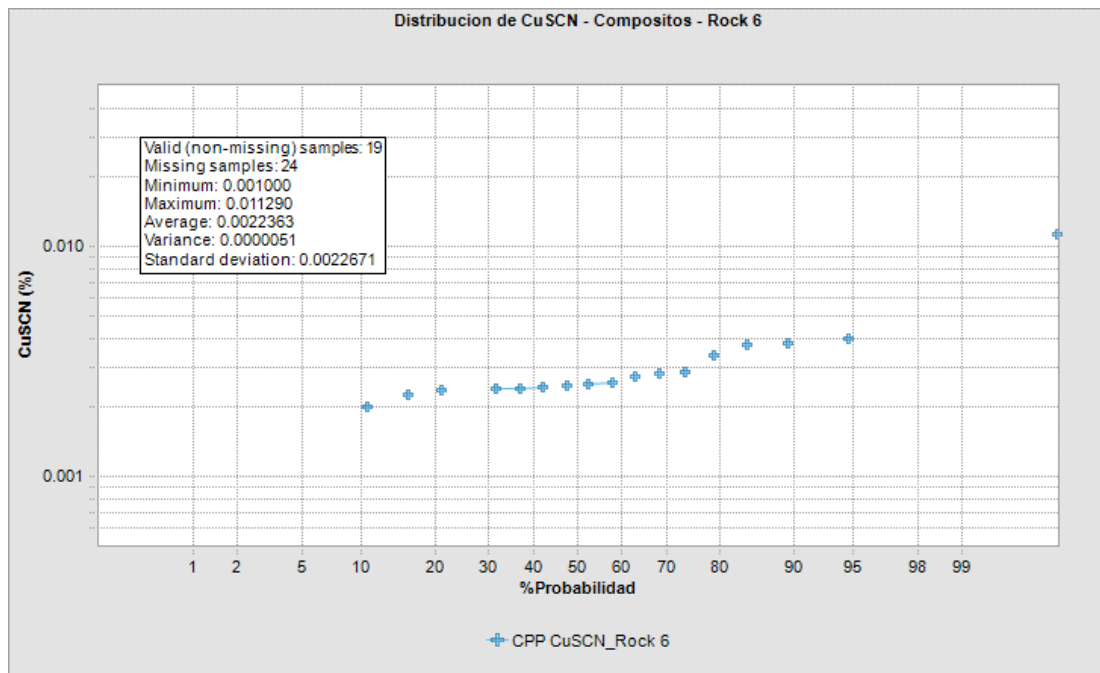


Figura 71. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Qq, código Rock 6. Fuente: Elaboración propia.

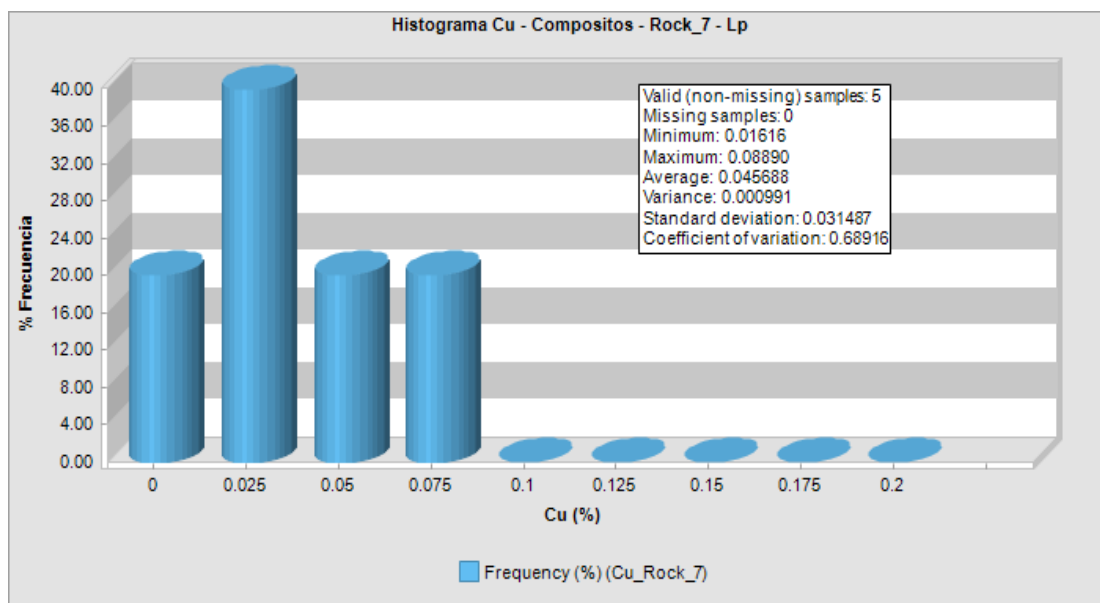


Figura 72. Histograma de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Lp, código Rock 7. Fuente: Elaboración propia.

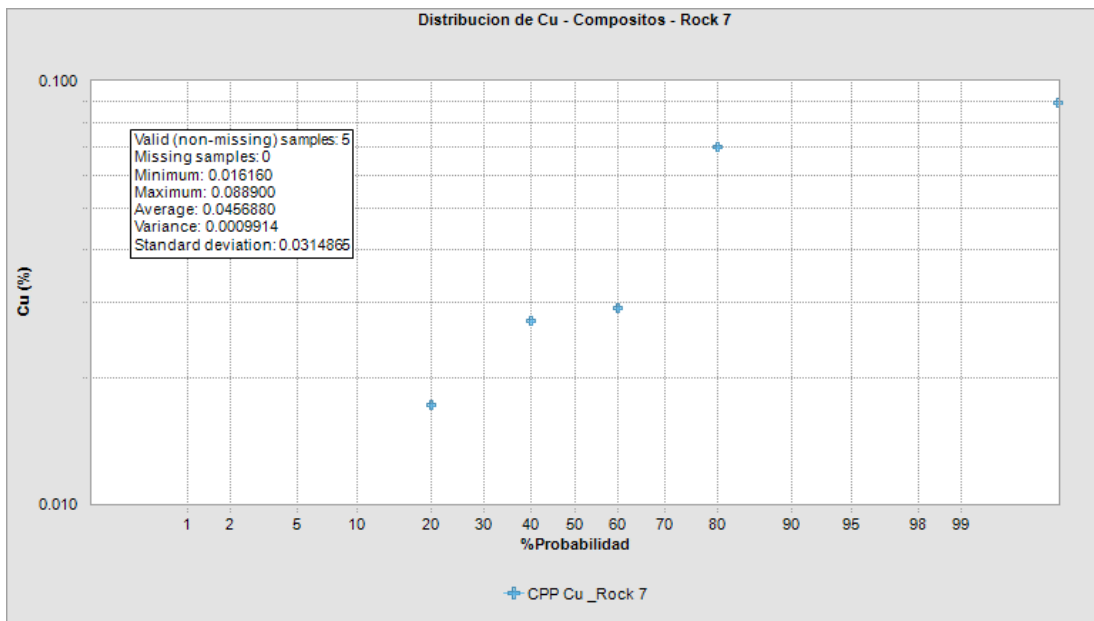


Figura 73. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Lp, código Rock 7. Fuente: Elaboración propia.

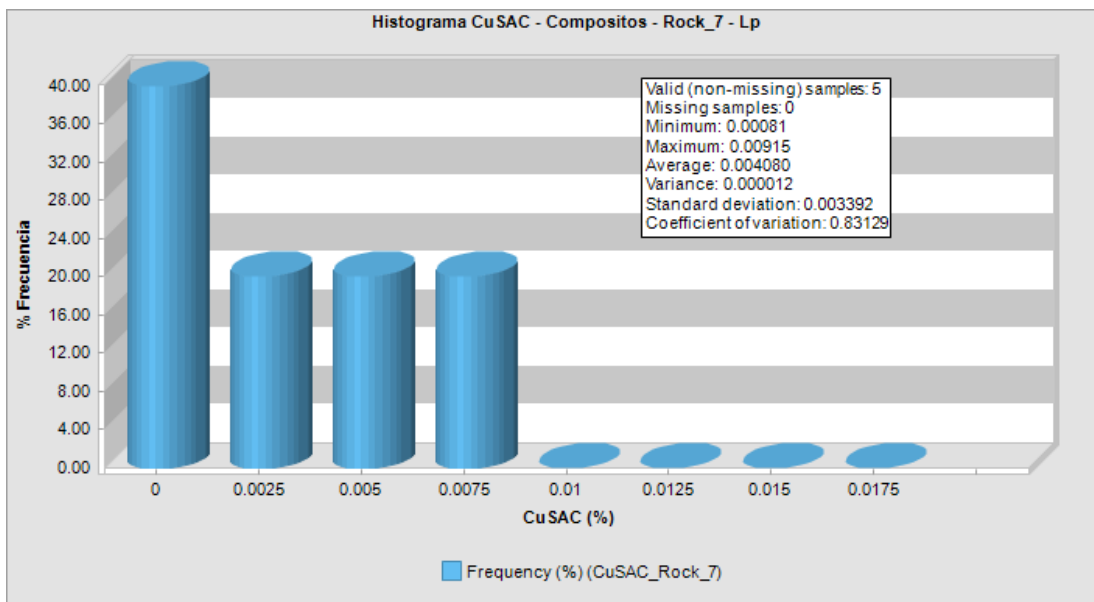


Figura 74. Histograma de CuSAC (%), Litología Lp, código Rock 7. Fuente: Elaboración propia.

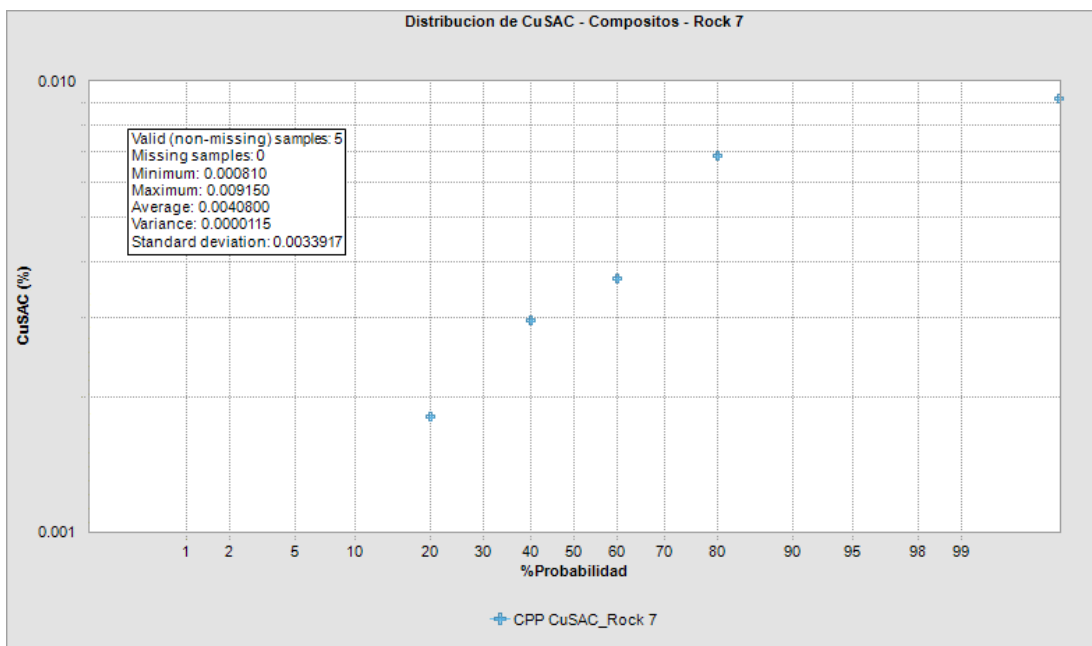


Figura 75. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Lp, código Rock 7. Fuente: Elaboración propia.

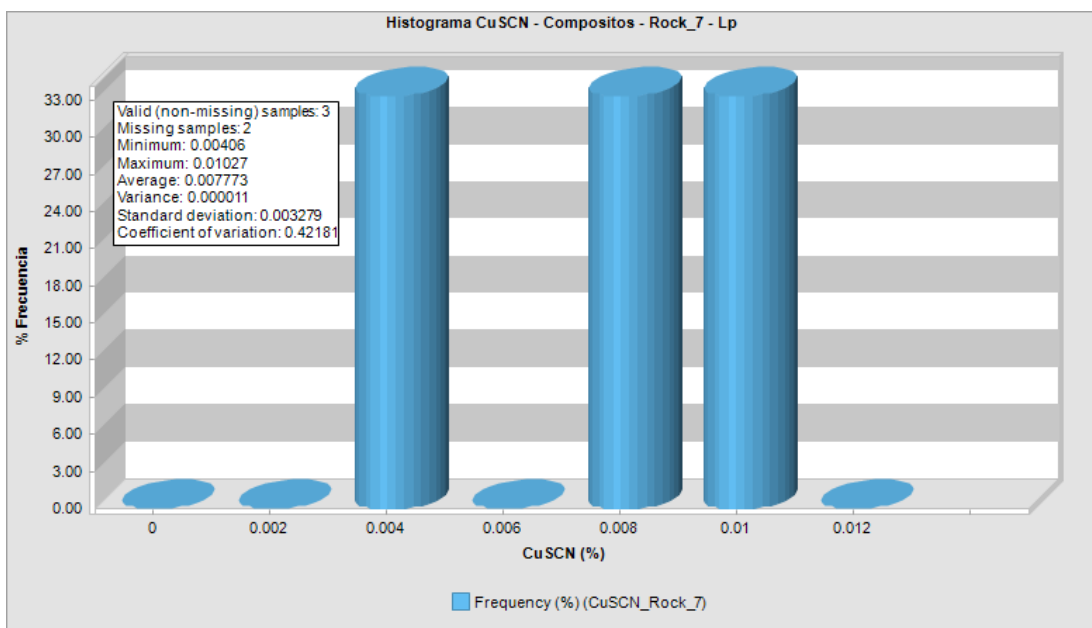


Figura 76. Histograma de CuSCN (%), Litología Lp, código Rock 7. Fuente: Elaboración propia.

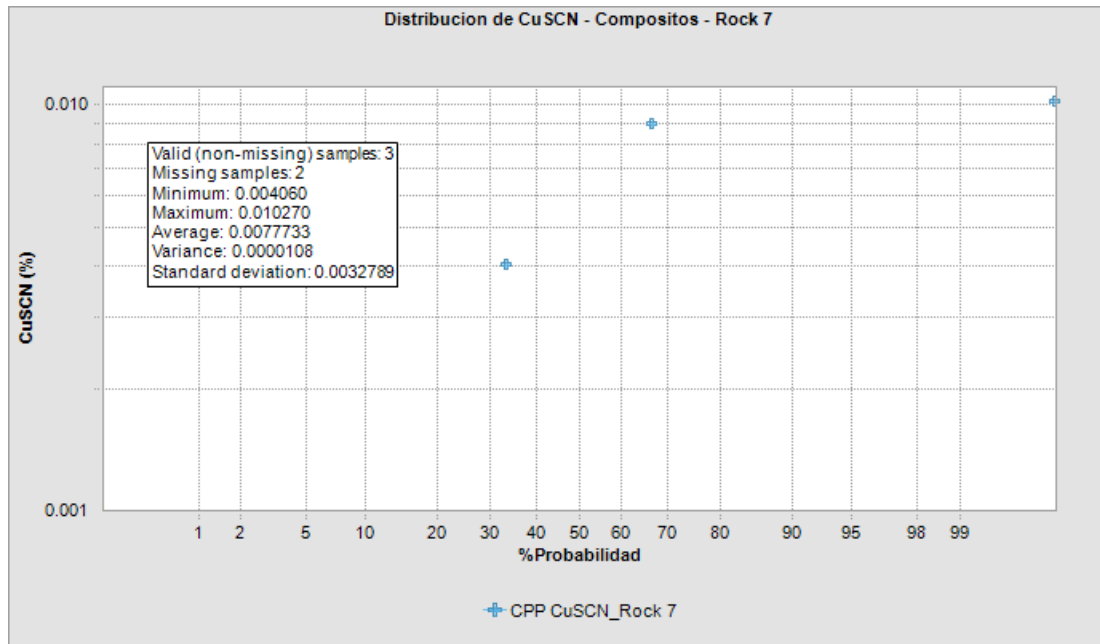


Figura 77. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Lp, código Rock 7. Fuente: Elaboración propia.

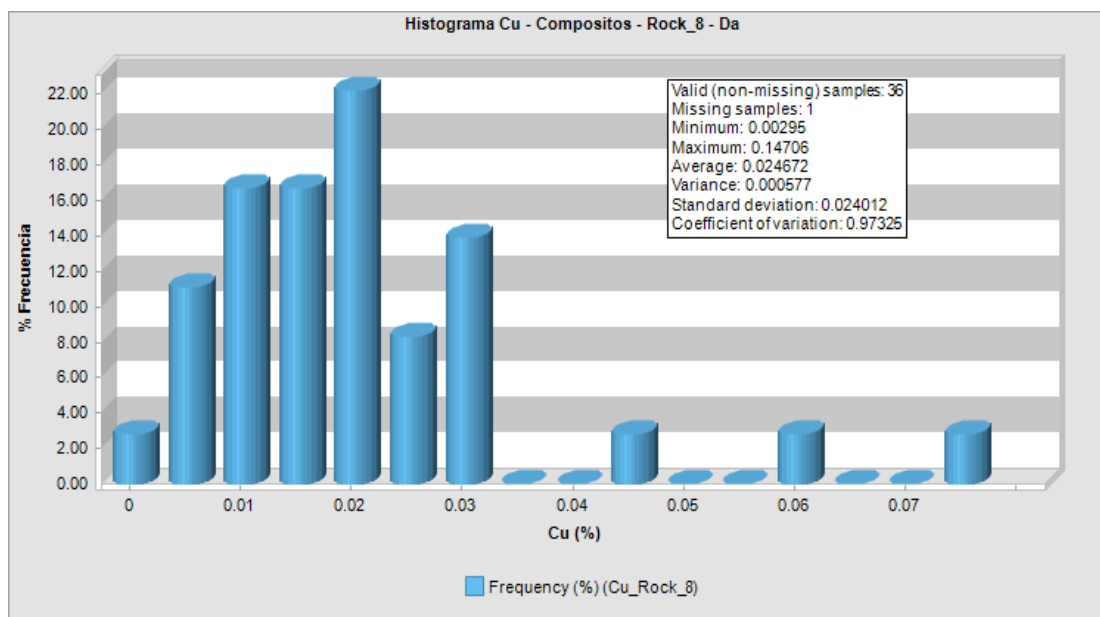


Figura 78. Histograma de Cu (%), Litología Da, código Rock 8. Fuente: Elaboración propia.

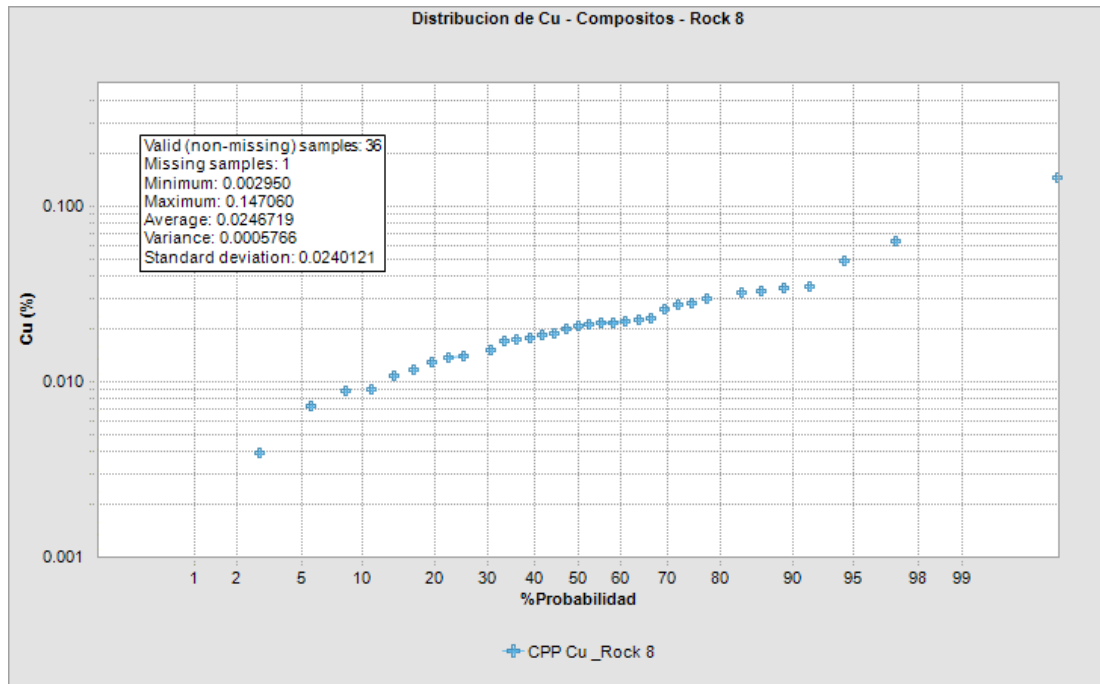


Figura 79. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Da, código Rock 8. Fuente: Elaboración propia.

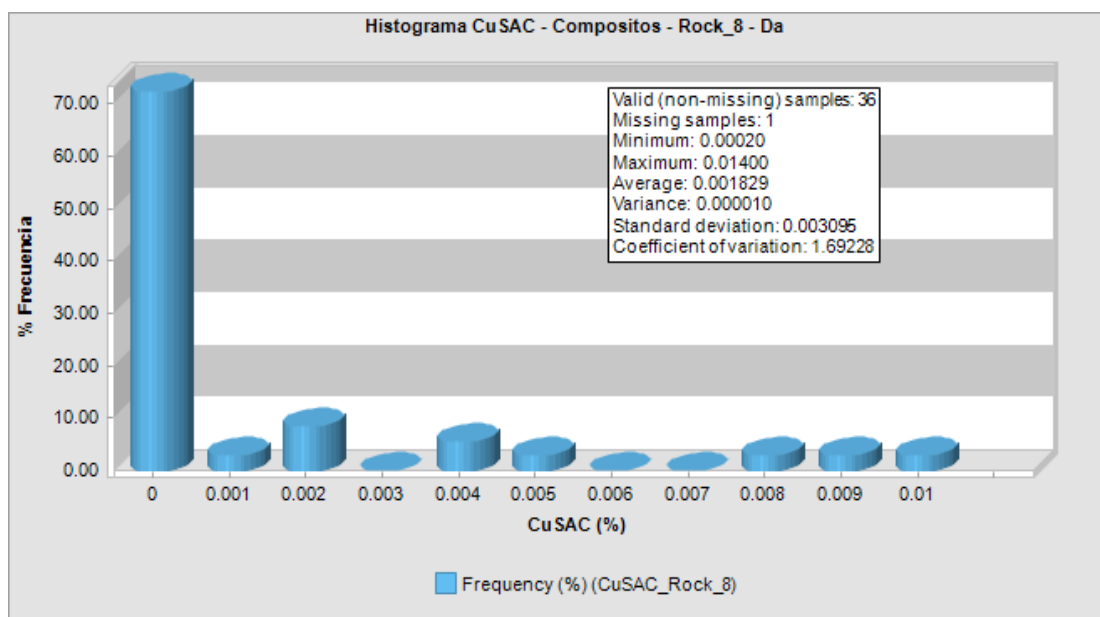


Figura 80. Histograma de CuSAC (%), Litología Da, código Rock 8. Fuente: Elaboración propia.

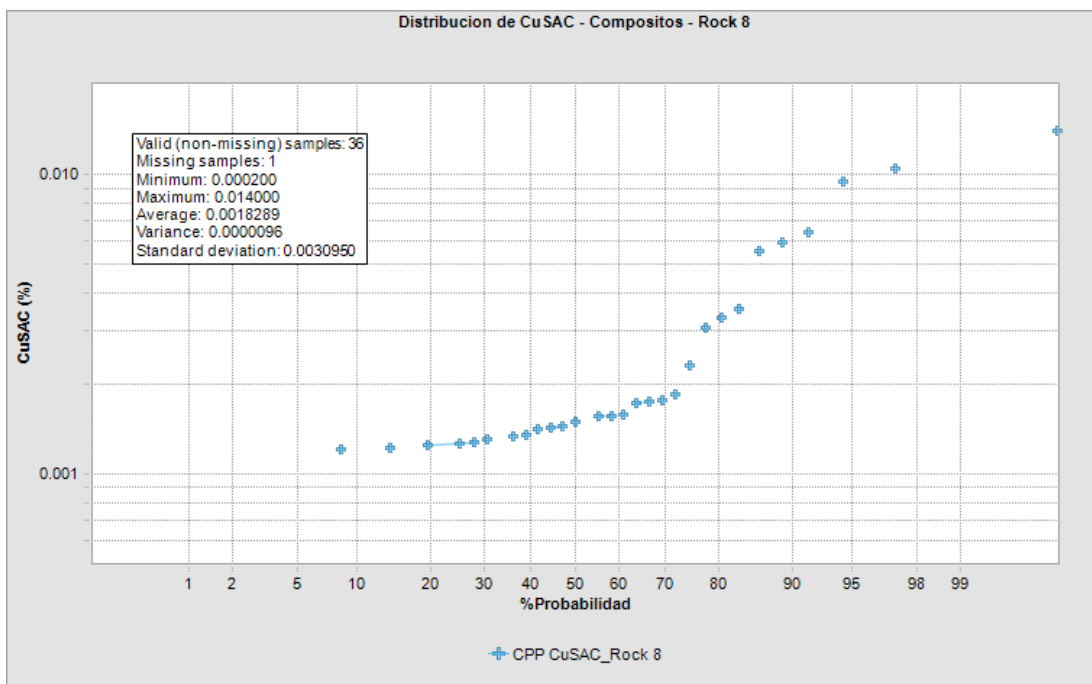


Figura 81. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Da, código Rock 8. Fuente: Elaboración propia.

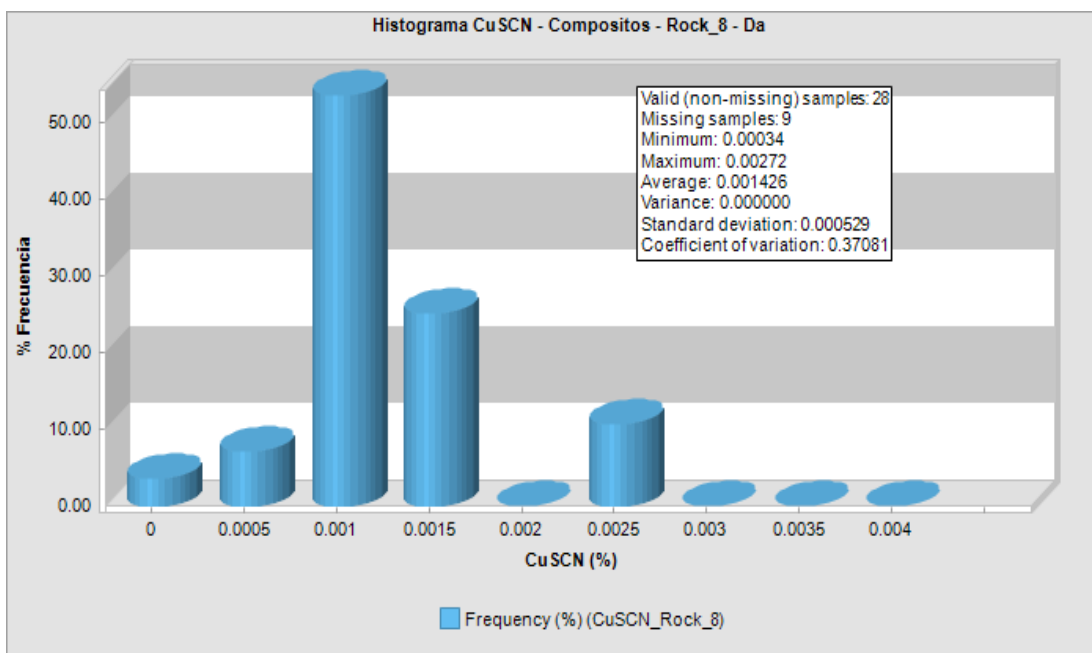


Figura 82. Histograma de CuSCN (%), Litología Da, código Rock 8. Fuente: Elaboración propia.

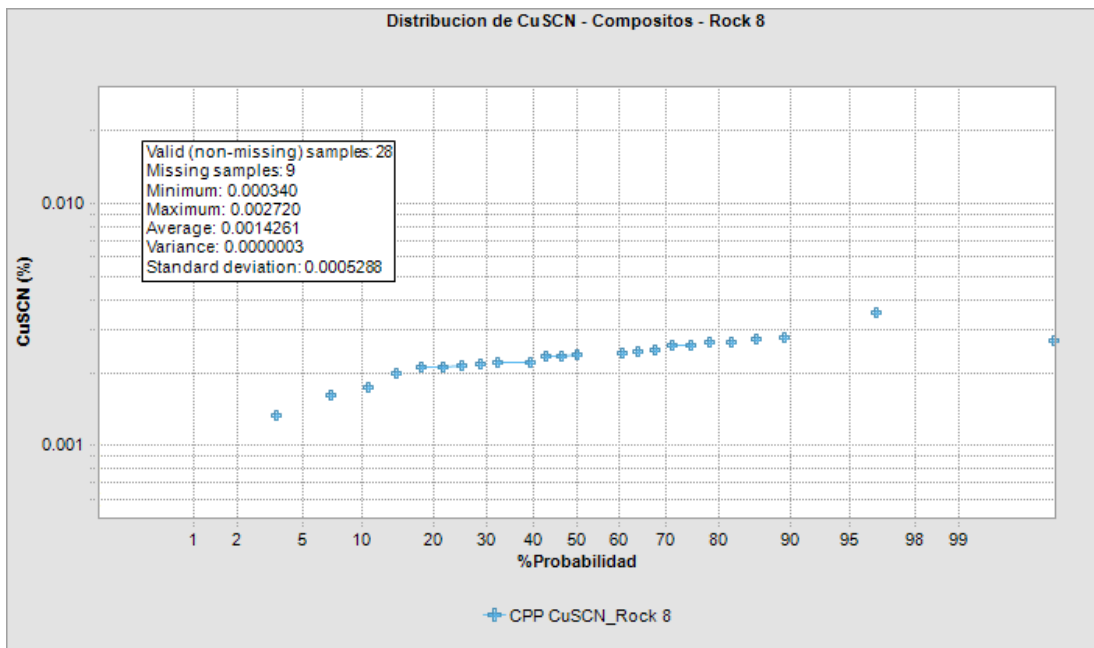


Figura 83. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Da, código Rock 8. Fuente: Elaboración propia.

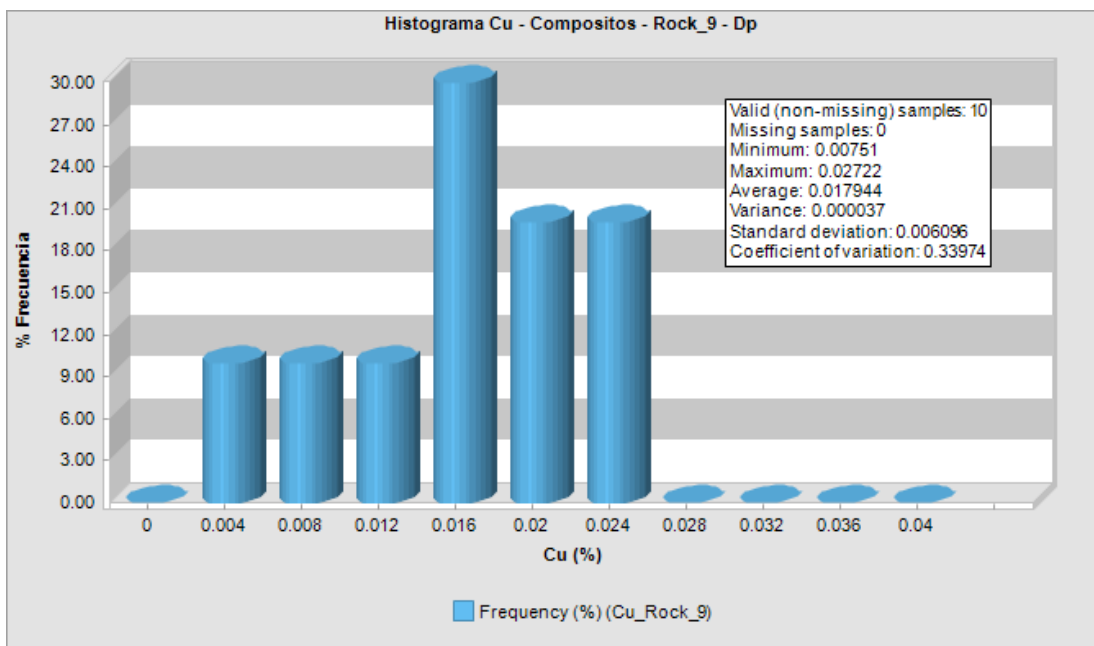


Figura 84. Histograma de Cu (%), Litología Dp, código Rock 9. Fuente: Elaboración propia.

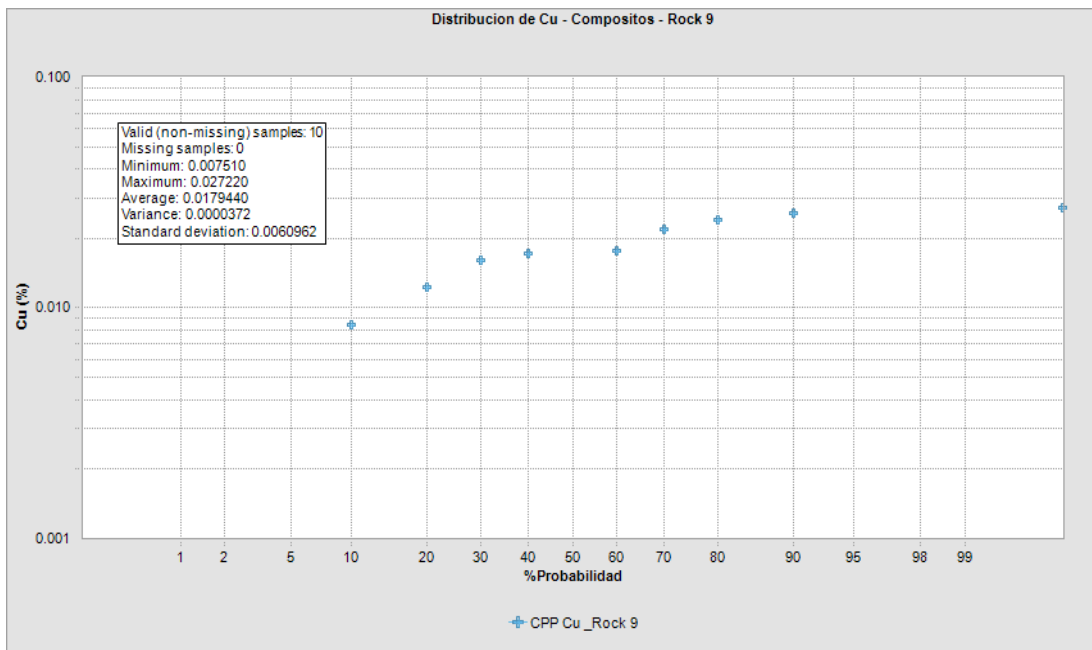


Figura 85. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Dp, código Rock 9. Fuente: Elaboración propia.

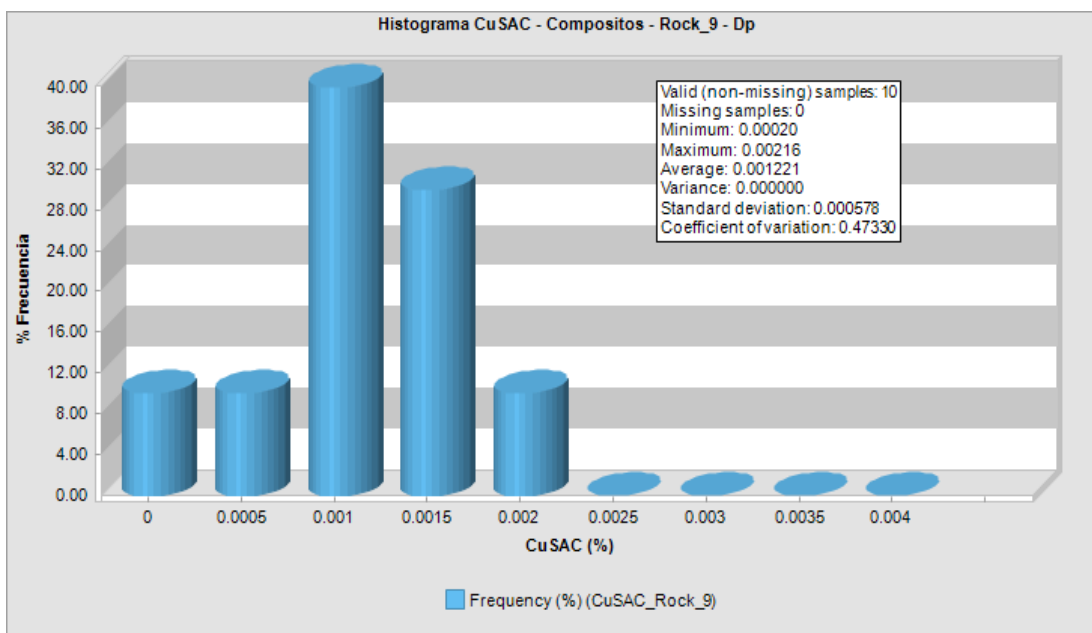


Figura 86. Histograma de CuSAC (%), Litología Dp, código Rock 9. Fuente: Elaboración propia.

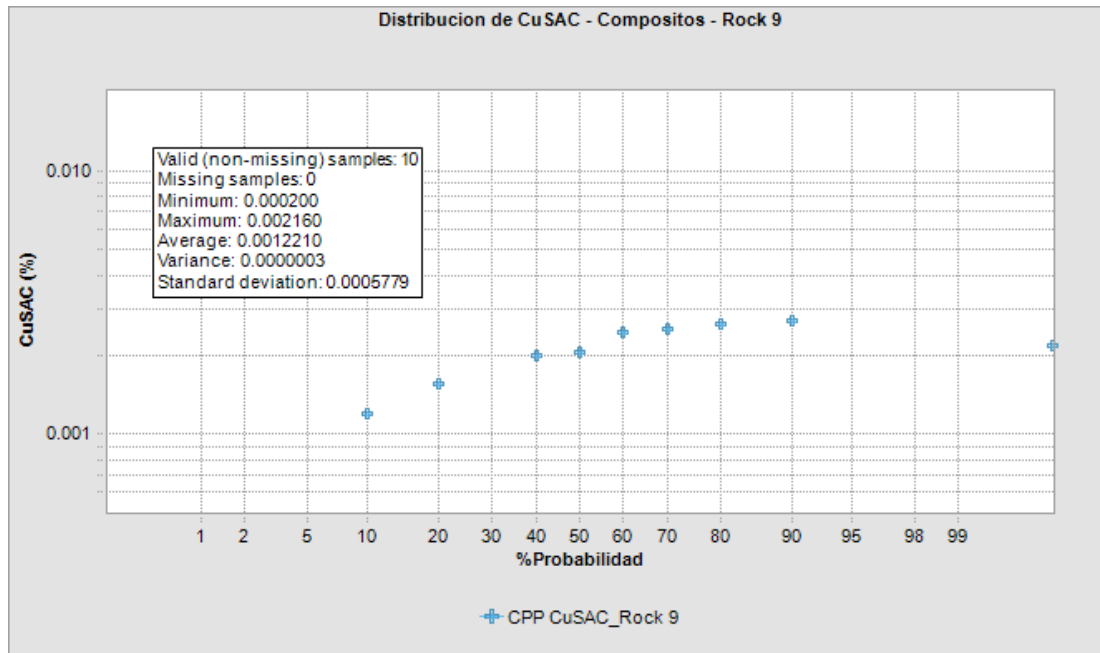


Figura 87. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Dp, código Rock 9. Fuente: Elaboración propia.

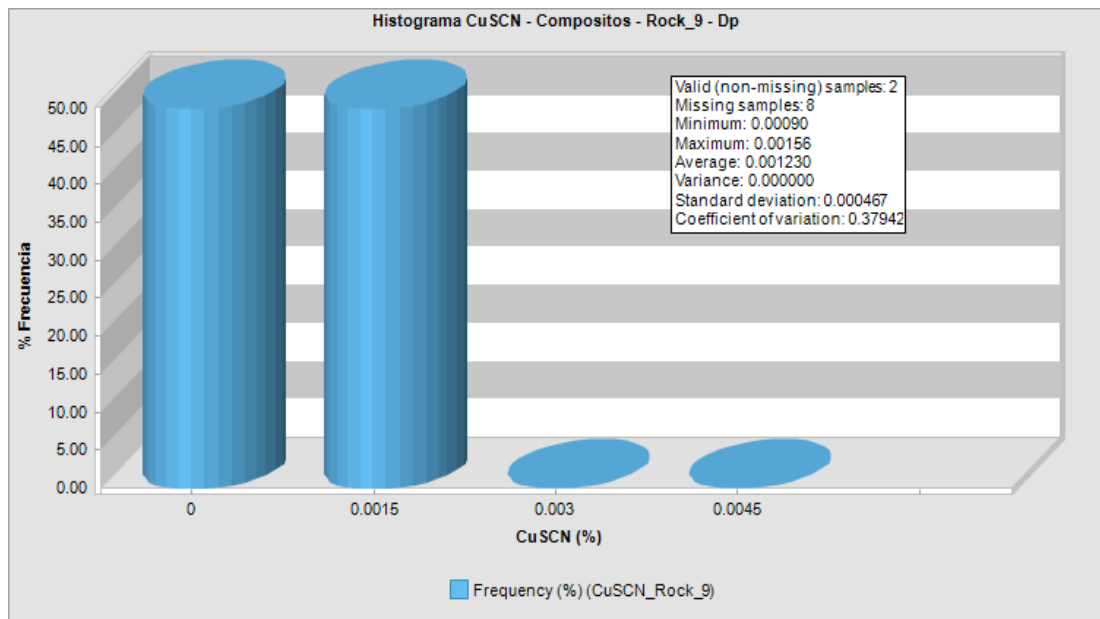


Figura 88. Histograma de CuSCN (%), Litología Dp, código Rock 9. Fuente: Elaboración propia.

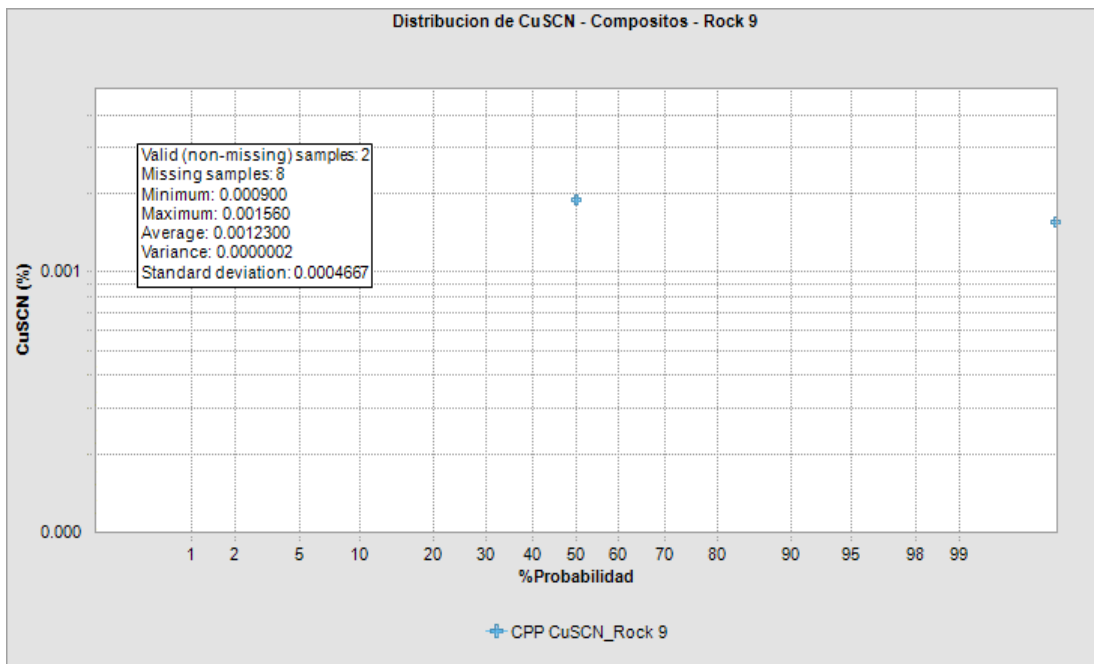


Figura 89. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Dp, código Rock 9. Fuente: Elaboración propia.

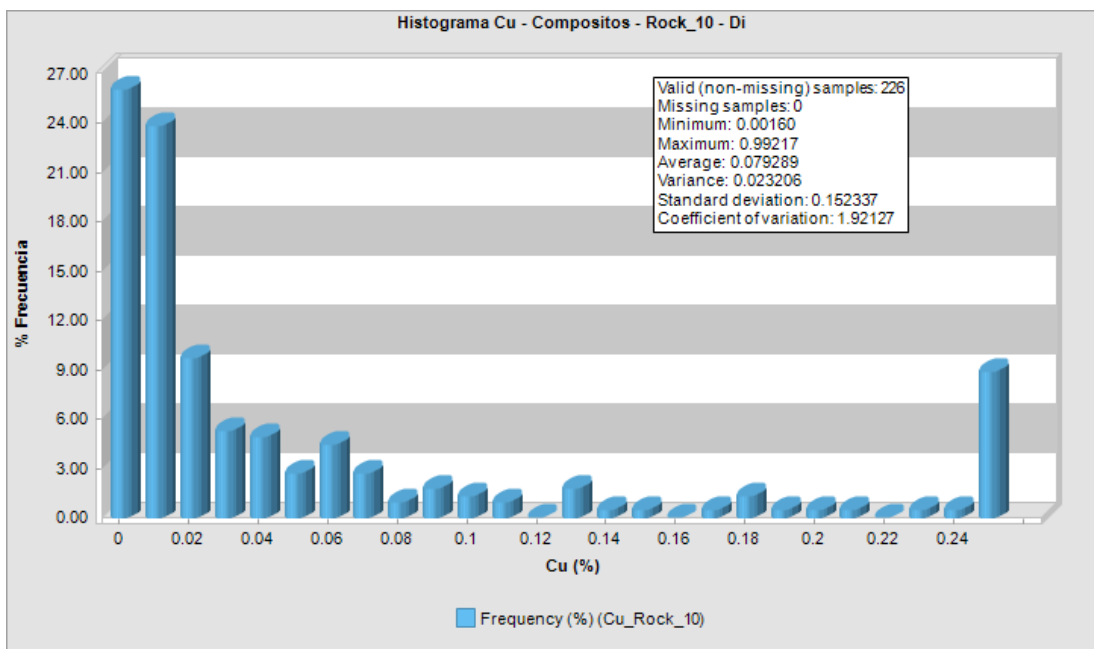


Figura 90. Histograma de Cu (%), Litología Di, código Rock 10. Fuente: Elaboración propia.

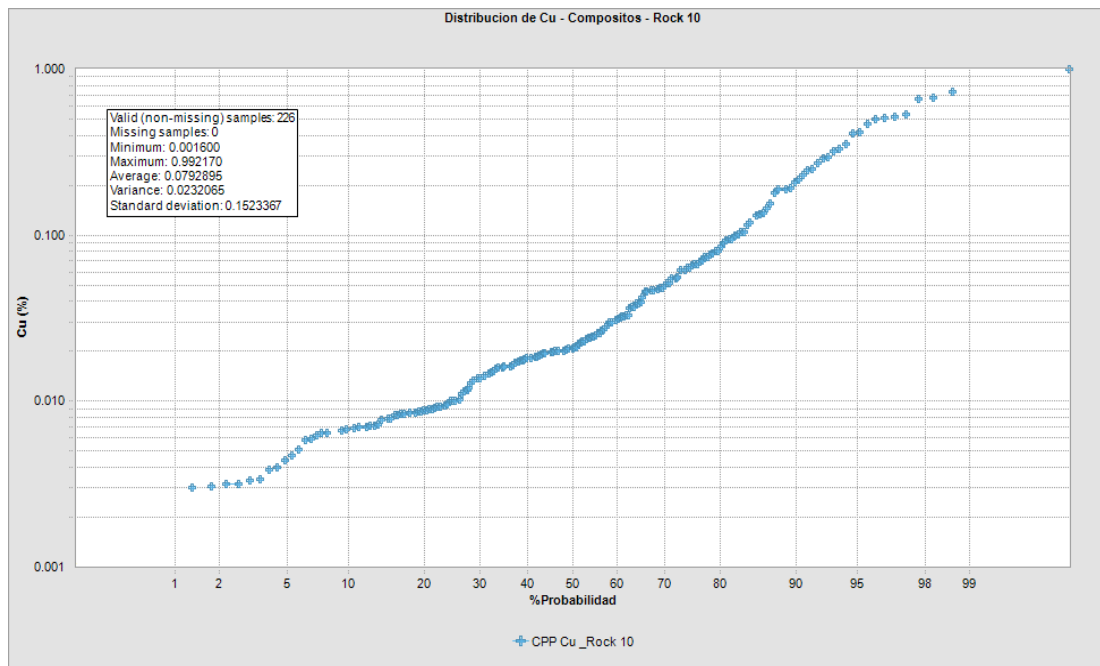


Figura 91. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Di, código Rock 10. Fuente: Elaboración propia.

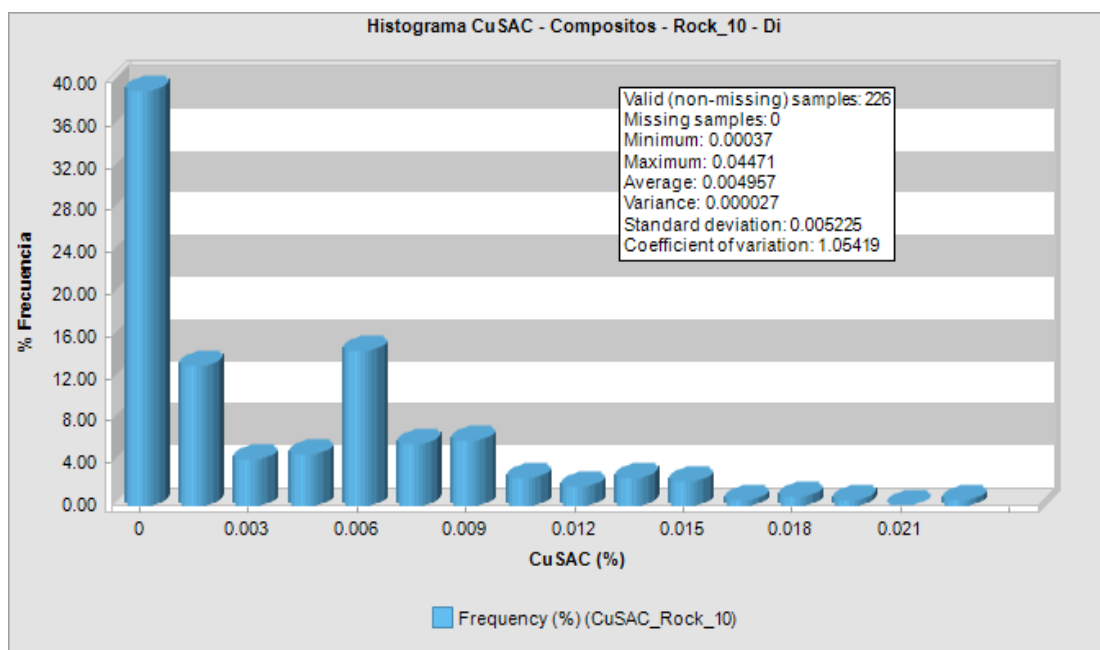


Figura 92. Histograma de CuSAC (%), Litología Di, código Rock 10. Fuente: Elaboración propia.

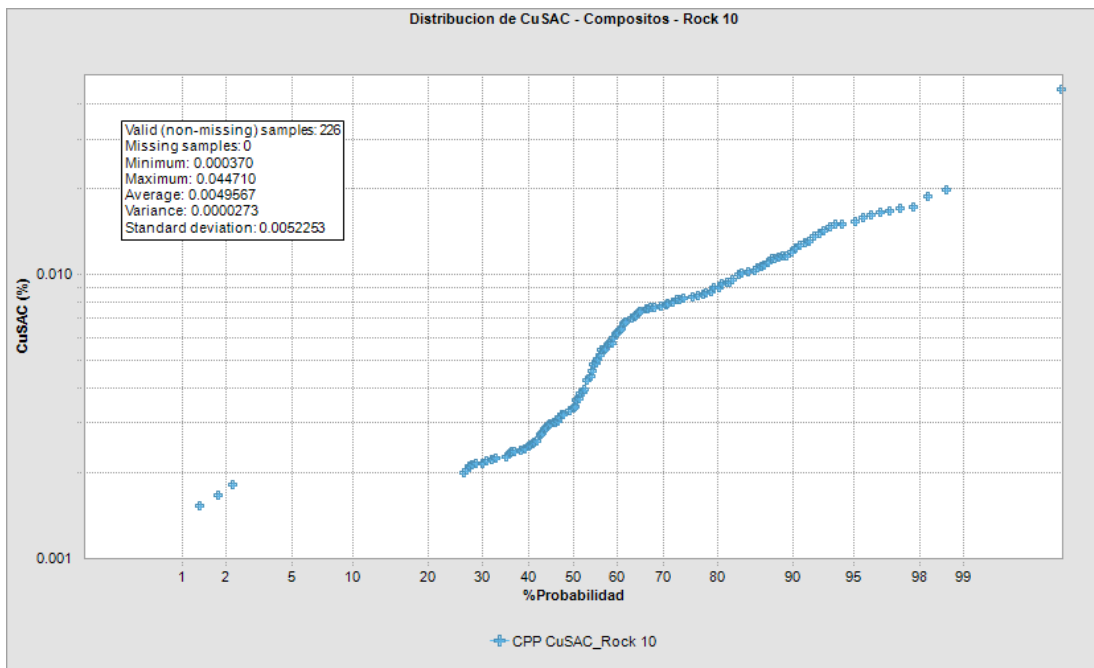


Figura 93. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Di, código Rock 10. Fuente: Elaboración propia.

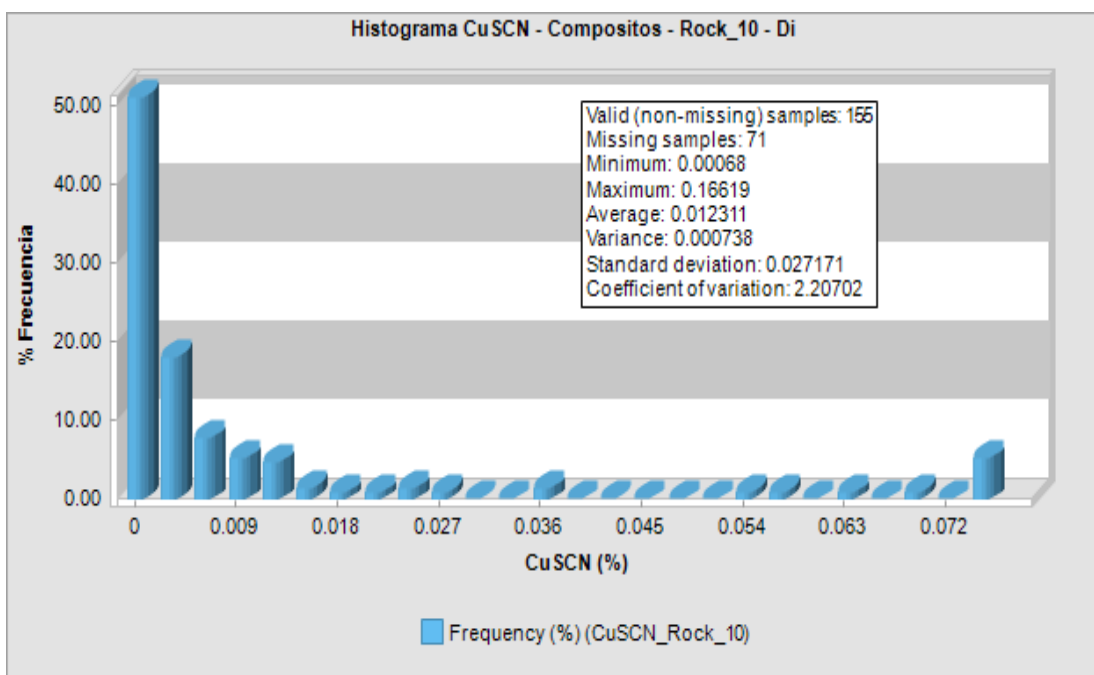


Figura 94. Histograma de CuSCN (%), Litología Di, código Rock 10. Fuente: Elaboración propia.

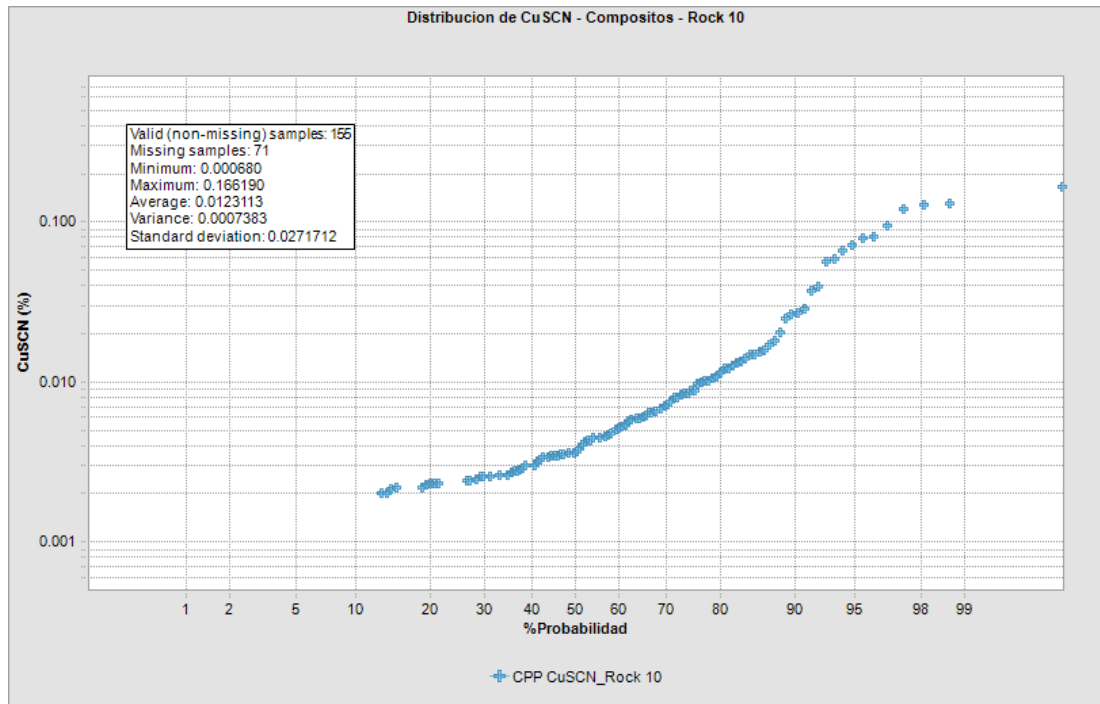


Figura 95. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Di, código Rock 10. Fuente: Elaboración propia.

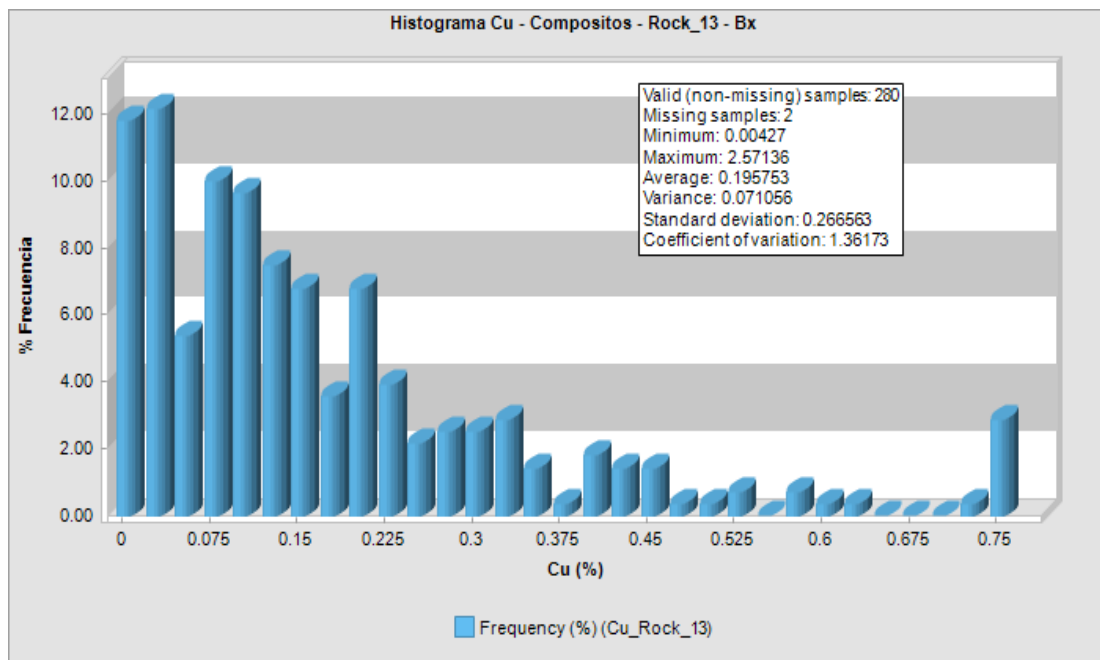


Figura 96. Histograma de Cu (%), Litología Bx, código Rock 13. Fuente: Elaboración propia.

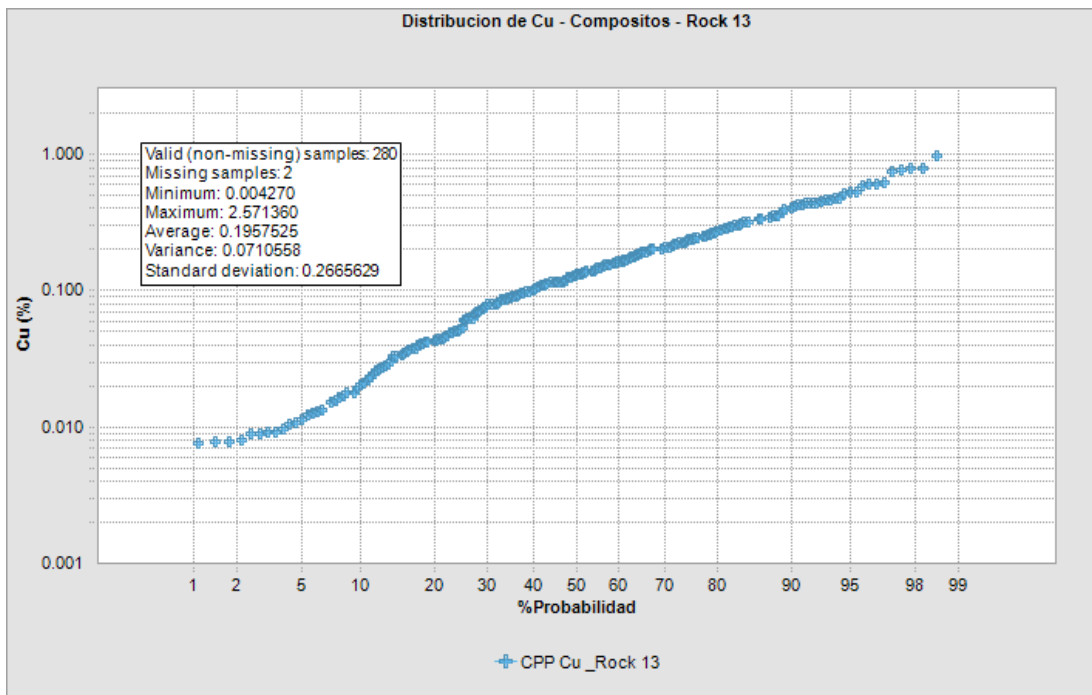


Figura 97. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Bx, código Rock 13. Fuente: Elaboración propia.

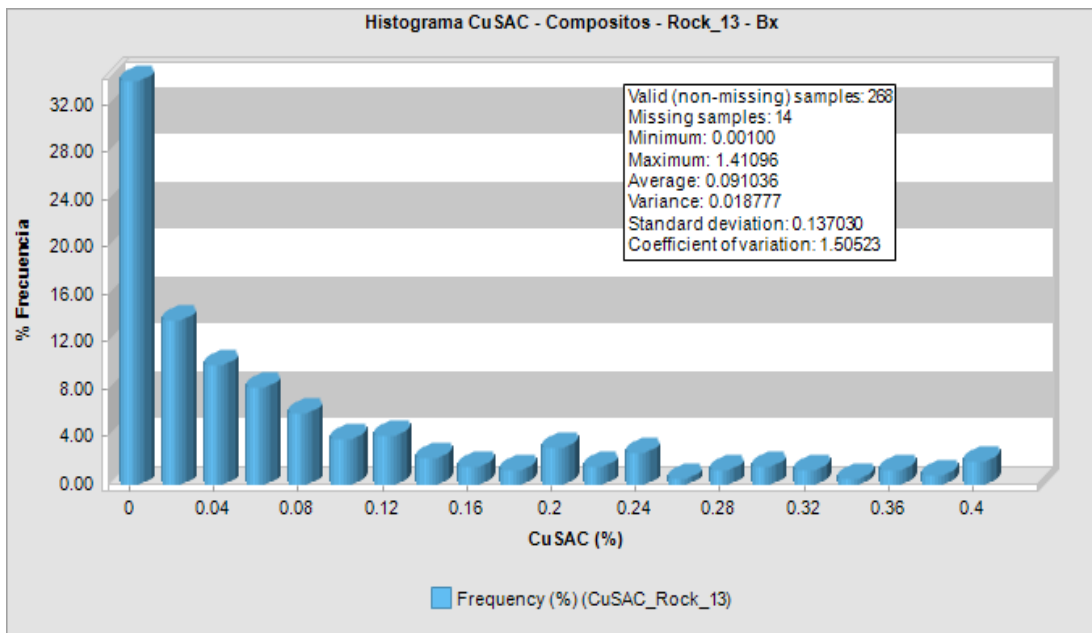


Figura 98. Histograma de CuSAC (%), Litología Bx, código Rock 13. Fuente: Elaboración propia.

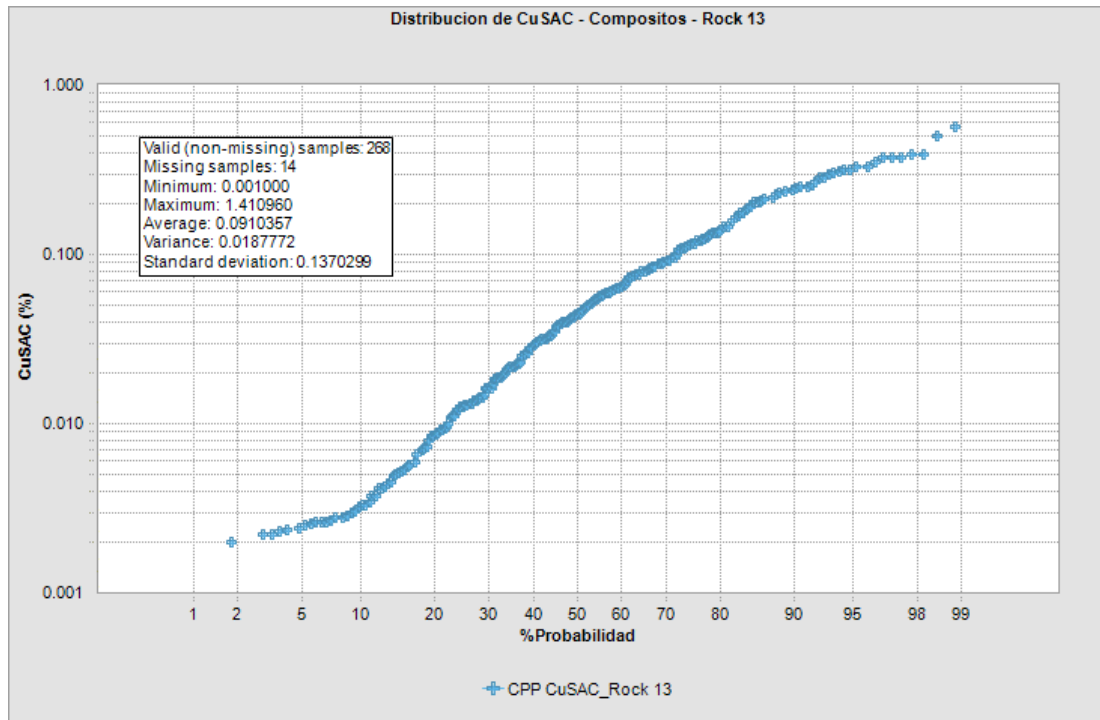


Figura 99. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Bx, código Rock 13. Fuente: Elaboración propia.

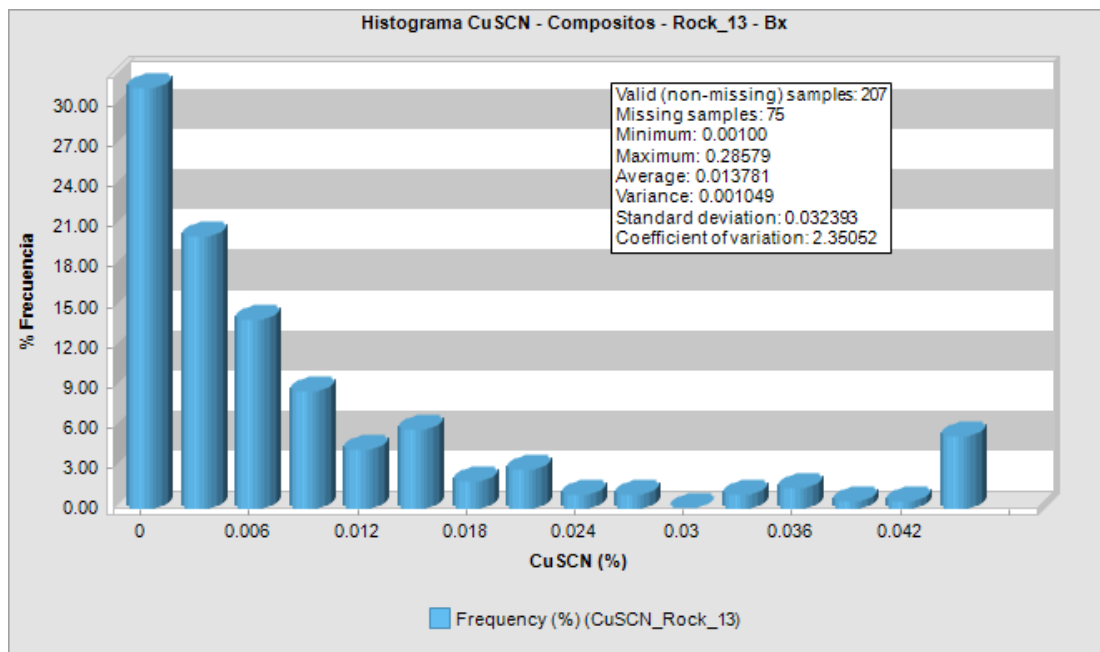


Figura 100. Histograma de CuSCN (%), Litología Bx, código Rock 13. Fuente: Elaboración propia.

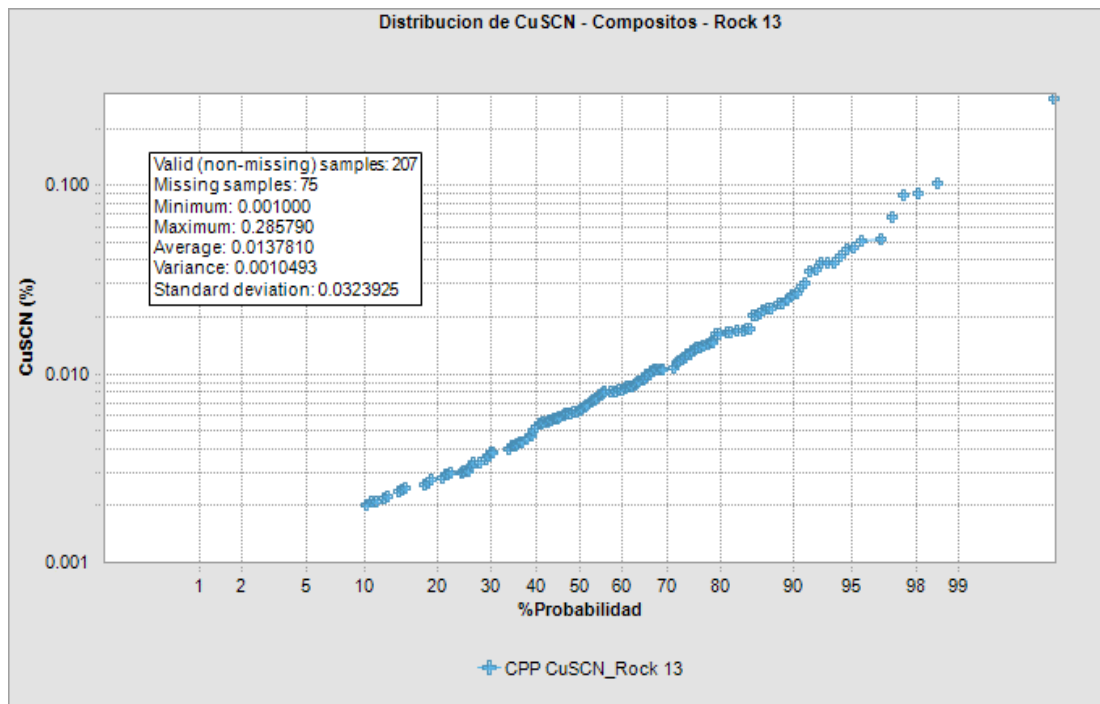


Figura 101. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Bx, código Rock 13. Fuente: Elaboración propia.

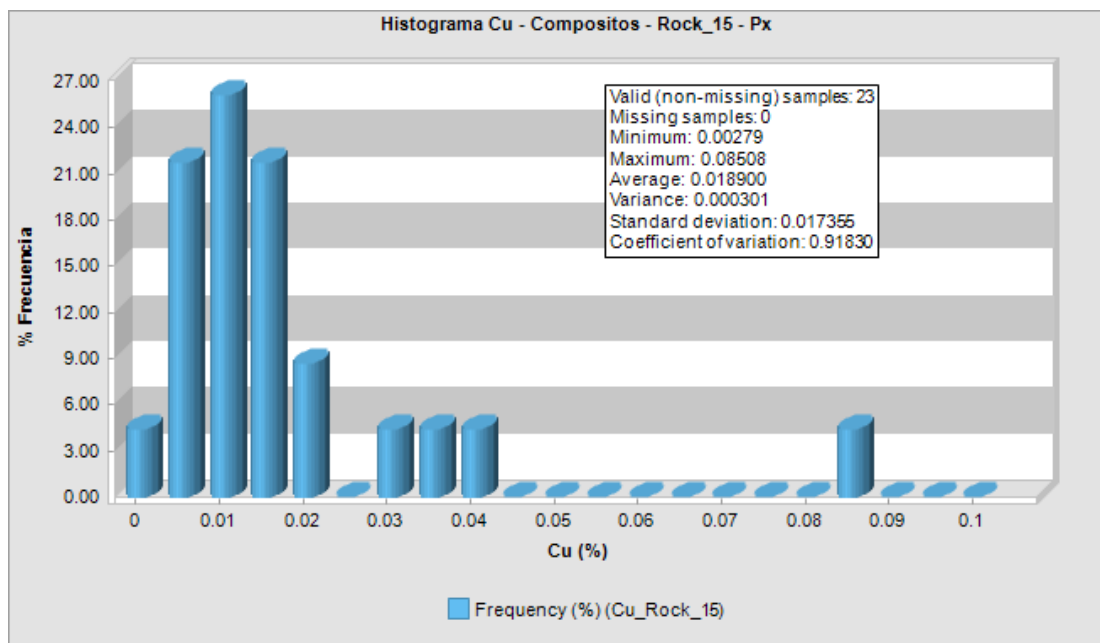


Figura 102. Histograma de Cu (%), Litología Px, código Rock 15. Fuente: Elaboración propia.

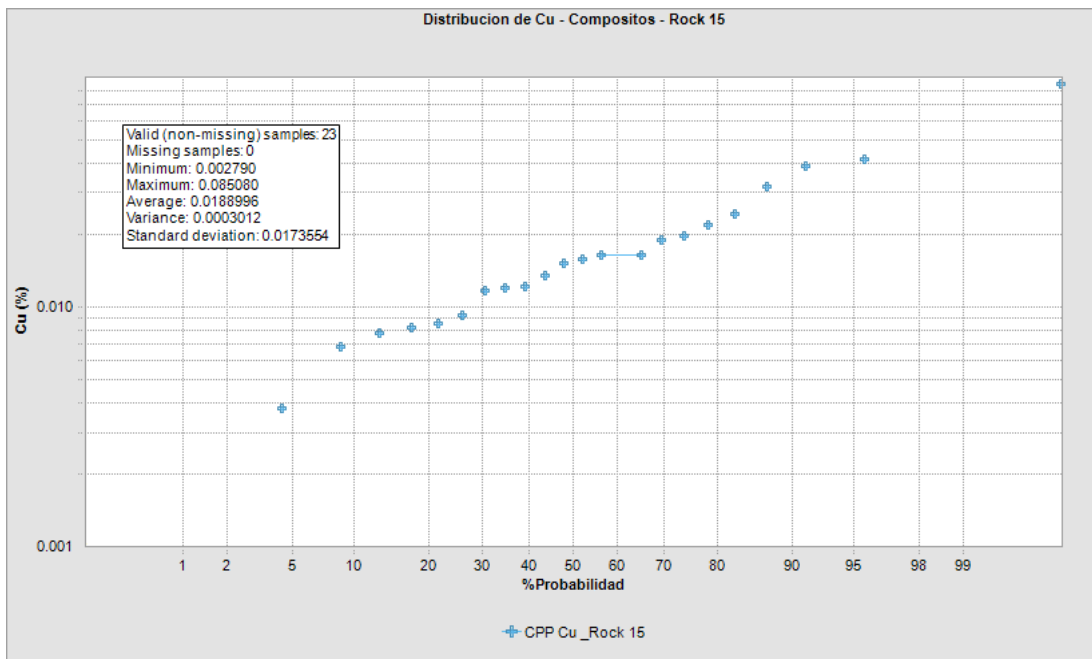


Figura 103. Gráfico de probabilidad acumulada de Cu (%), Litología Px, código Rock 15. Fuente: Elaboración propia.

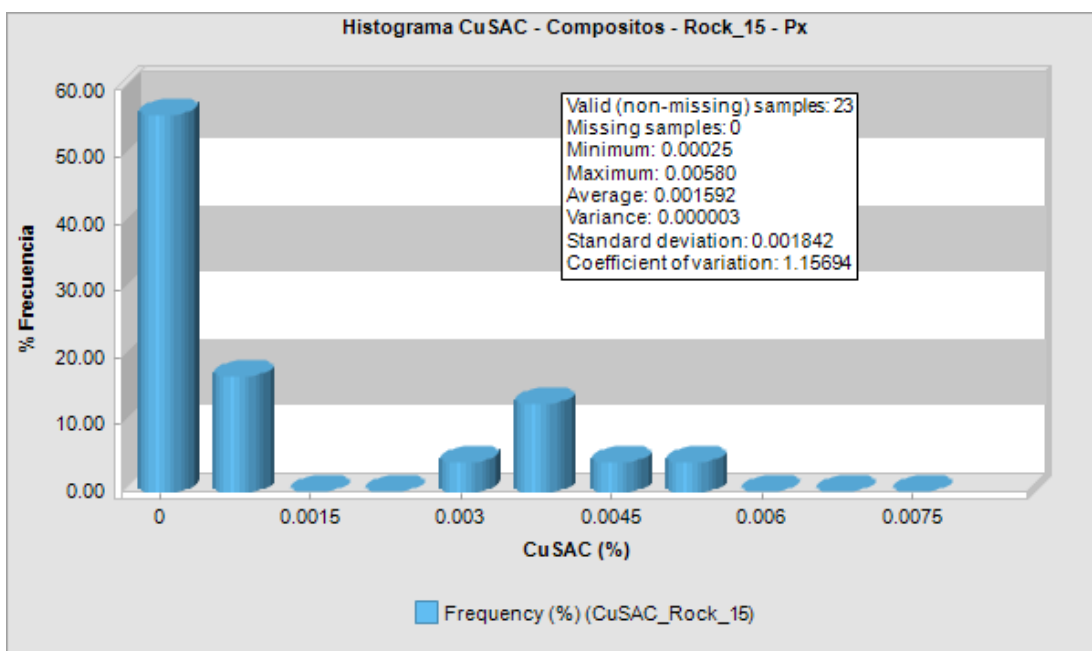


Figura 104. Histograma de CuSAC (%), Litología Px, código Rock 15. Fuente: Elaboración propia.

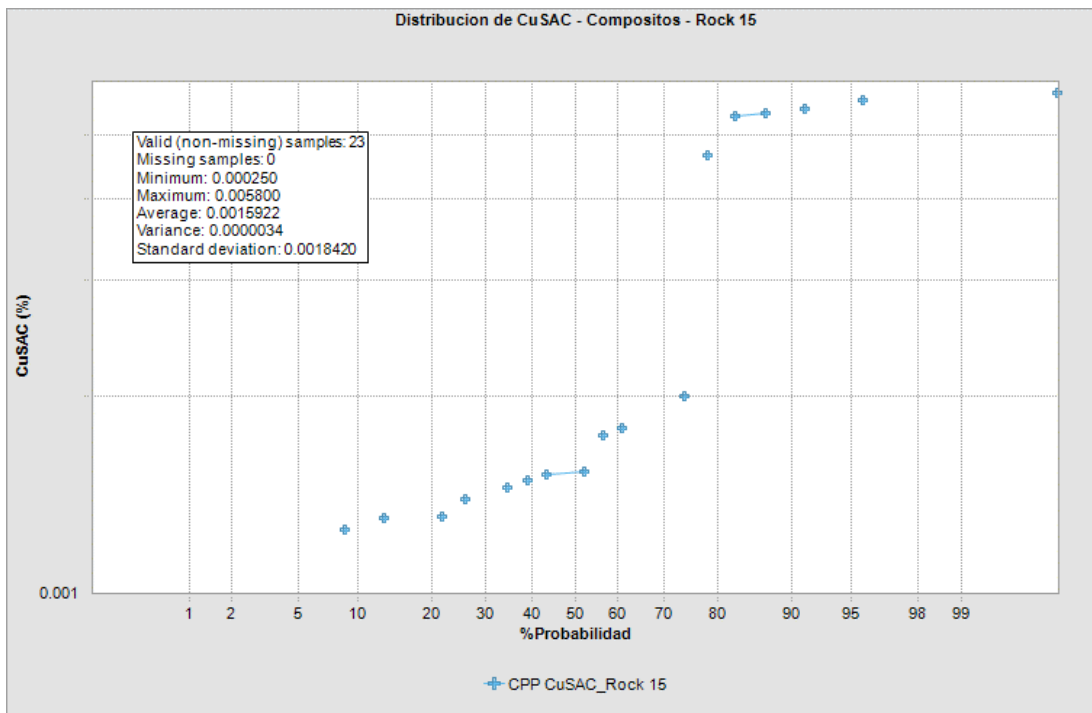


Figura 105. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSAC (%), Litología Px, código Rock 15. Fuente: Elaboración propia.

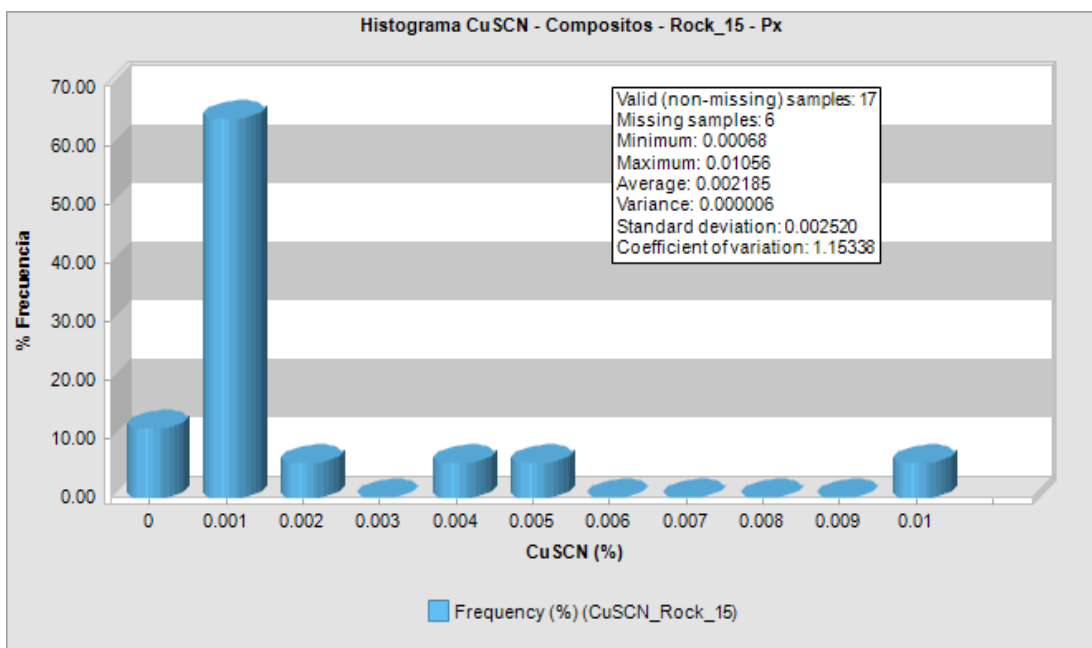


Figura 106. Histograma de CuSCN (%), Litología Px, código Rock 15. Fuente: Elaboración propia.

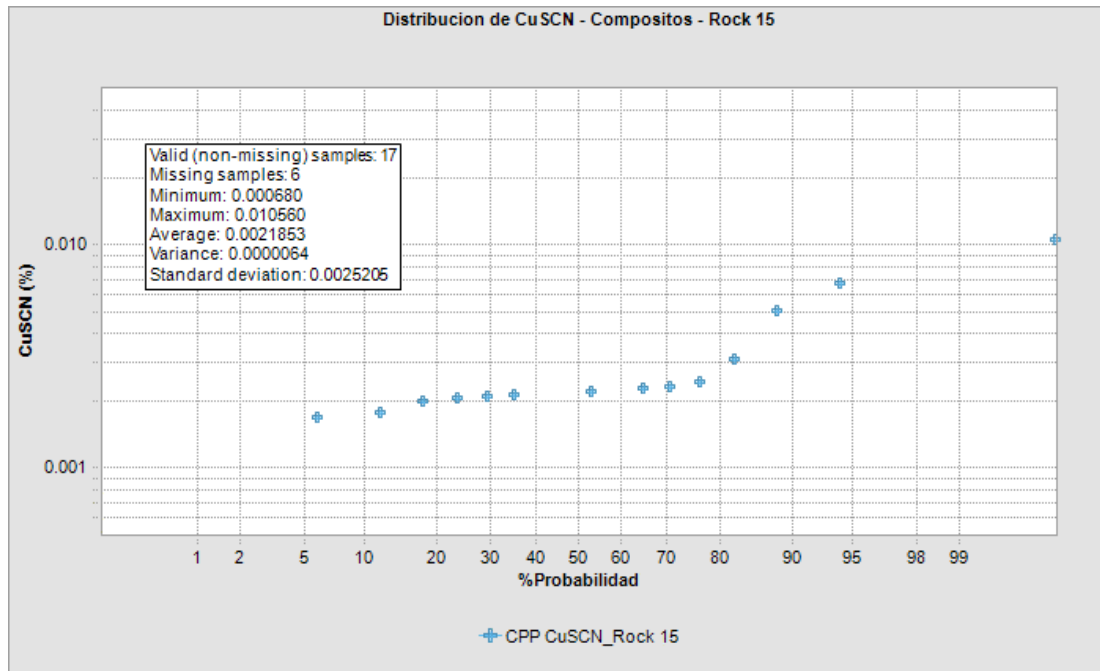


Figura 107. Gráfico de probabilidad acumulada de CuSCN (%), Litología Px, código Rock 15. Fuente: Elaboración propia.

3.16.2 Gráficos *Boxplot*

Se han realizado también los gráficos boxplot (Figuras 108, 109 y 110)

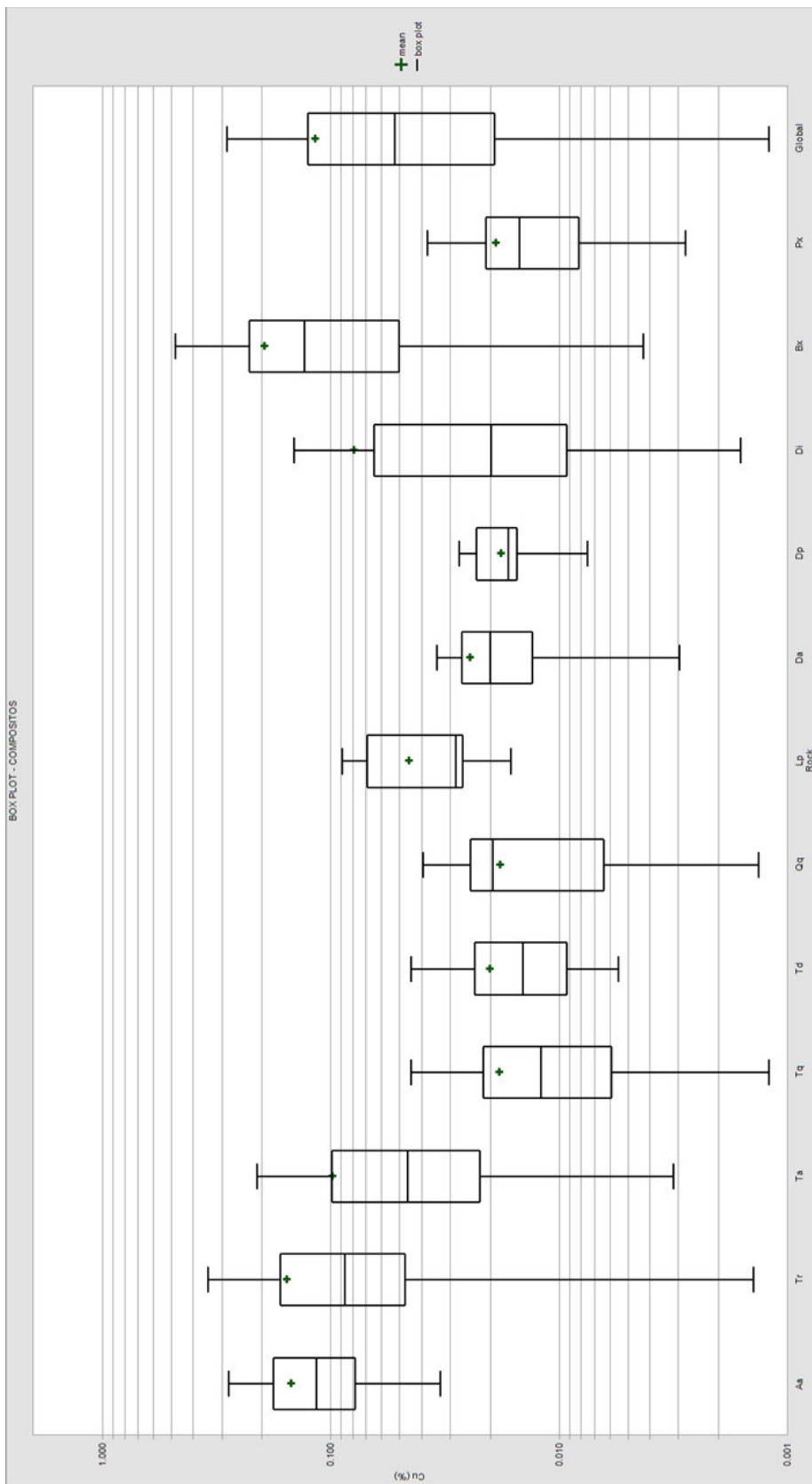


Figura 108. Boxplot de Cu(%) por litología en compósitos. Fuente: Elaboración propia.

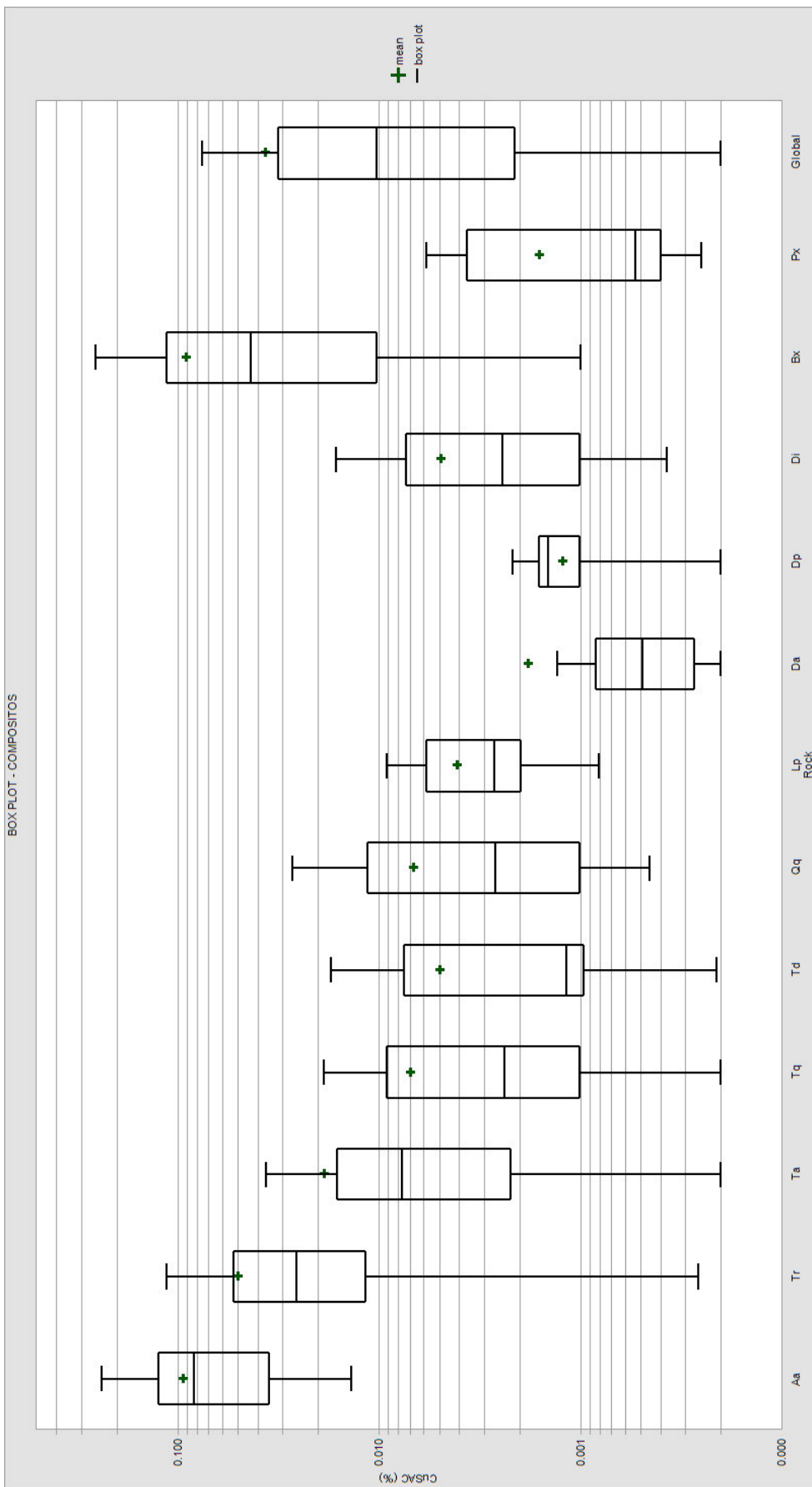


Figura 109. Boxplot de CuSAC(%) por litología en compósitos. Fuente: Elaboración propia.

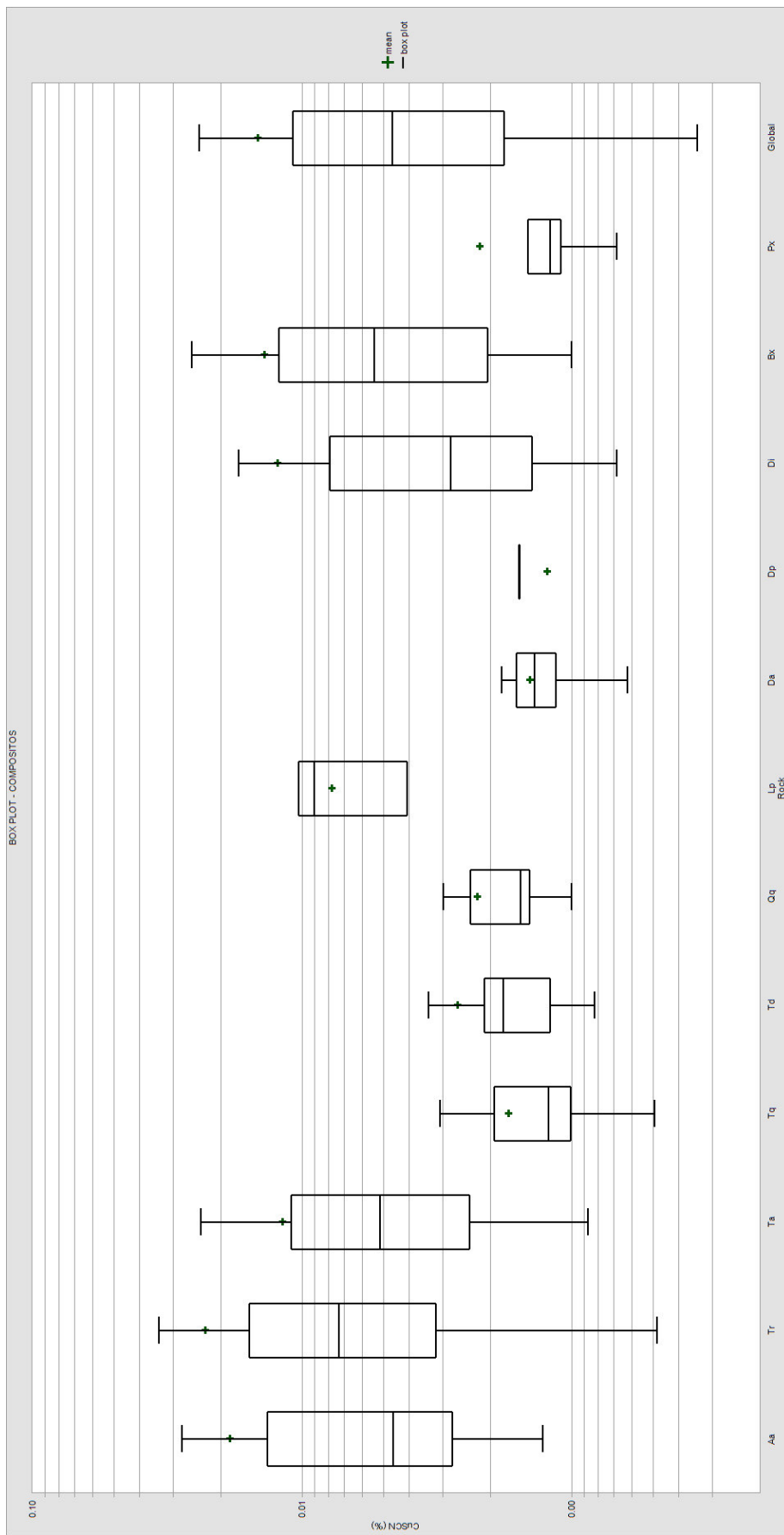


Figura 110. Boxplot de CuSCN(%) por litología en compósitos. Fuente: Elaboración propia.

3.16.3 Reportes estadísticos

Los reportes estadísticos se han agrupado por litología, e indican los valores de la población de datos y qué tan semejantes son. En la tabla se muestran parámetros estadísticos para leyes de Cu (%), CuSAC (%) y CuSCN (%).

Tabla 8. Valores estadísticos de Cu (%), CuSAC (%) y CuSCN (%) por litologías

| Rock | Element | Valid | Length | Minimum | Maximum | Mean | Median | Std. Devn. | Co. of Variation |
|------|-----------|-------|---------|---------|---------|--------|--------|------------|------------------|
| Aa | Cu(%) | 33 | 436.05 | 0.0330 | 0.6406 | 0.1489 | 0.0996 | 0.1192 | 0.8008 |
| | CuSAC (%) | 33 | 436.05 | 0.0137 | 0.3027 | 0.0937 | 0.0819 | 0.0729 | 0.7781 |
| | CuSCN(%) | 30 | 404.88 | 0.0013 | 0.2870 | 0.0186 | 0.0039 | 0.0518 | 2.7848 |
| Tr | Cu(%) | 546 | 7610.66 | 0.0014 | 3.7217 | 0.1565 | 0.0904 | 0.2911 | 1.8597 |
| | CuSAC (%) | 546 | 7610.66 | 0.0003 | 0.5790 | 0.0505 | 0.0261 | 0.0735 | 1.4559 |
| | CuSCN(%) | 451 | 6313.33 | 0.0005 | 1.0966 | 0.0228 | 0.0073 | 0.0698 | 3.0577 |
| Ta | Cu(%) | 465 | 6377.42 | 0.0031 | 1.8961 | 0.0986 | 0.0450 | 0.1942 | 1.9689 |
| | CuSAC (%) | 455 | 6227.42 | 0.0002 | 0.5360 | 0.0187 | 0.0072 | 0.0483 | 2.5847 |
| | CuSCN(%) | 354 | 4800.73 | 0.0009 | 0.2169 | 0.0118 | 0.0051 | 0.0239 | 2.0224 |
| Tq | Cu(%) | 128 | 1776.78 | 0.0012 | 0.1445 | 0.0182 | 0.0124 | 0.0195 | 1.0697 |
| | CuSAC (%) | 123 | 1712.05 | 0.0002 | 0.0770 | 0.0070 | 0.0020 | 0.0105 | 1.5080 |
| | CuSCN(%) | 92 | 1271.49 | 0.0005 | 0.0080 | 0.0017 | 0.0012 | 0.0011 | 0.6599 |
| Td | Cu(%) | 39 | 568.64 | 0.0055 | 0.1119 | 0.0201 | 0.0148 | 0.0186 | 0.9251 |
| | CuSAC (%) | 39 | 568.64 | 0.0002 | 0.0216 | 0.0050 | 0.0012 | 0.0061 | 1.2163 |
| | CuSCN(%) | 25 | 358.64 | 0.0008 | 0.0116 | 0.0026 | 0.0018 | 0.0028 | 1.0558 |
| Qq | Cu(%) | 43 | 636.00 | 0.0013 | 0.0601 | 0.0181 | 0.0195 | 0.0129 | 0.7103 |
| | CuSAC (%) | 43 | 636.00 | 0.0005 | 0.0267 | 0.0067 | 0.0026 | 0.0074 | 1.0953 |
| | CuSCN(%) | 19 | 276.00 | 0.0010 | 0.0113 | 0.0022 | 0.0015 | 0.0023 | 1.0138 |
| Lp | Cu(%) | 5 | 75.00 | 0.0162 | 0.0889 | 0.0457 | 0.0282 | 0.0315 | 0.6892 |
| | CuSAC (%) | 5 | 75.00 | 0.0008 | 0.0092 | 0.0041 | 0.0027 | 0.0034 | 0.8313 |
| | CuSCN(%) | 3 | 45.00 | 0.0041 | 0.0103 | 0.0078 | 0.0090 | 0.0033 | 0.4218 |
| Da | Cu(%) | 36 | 519.01 | 0.0030 | 0.1471 | 0.0247 | 0.0200 | 0.0240 | 0.9733 |
| | CuSAC (%) | 36 | 519.01 | 0.0002 | 0.0140 | 0.0018 | 0.0005 | 0.0031 | 1.6923 |
| | CuSCN(%) | 28 | 413.57 | 0.0003 | 0.0027 | 0.0014 | 0.0014 | 0.0005 | 0.3708 |
| Dp | Cu(%) | 10 | 136.30 | 0.0075 | 0.0272 | 0.0179 | 0.0166 | 0.0061 | 0.3397 |
| | CuSAC (%) | 10 | 136.30 | 0.0002 | 0.0022 | 0.0012 | 0.0011 | 0.0006 | 0.4733 |
| | CuSCN(%) | 2 | 16.30 | 0.0009 | 0.0016 | 0.0012 | 0.0009 | 0.0005 | 0.3794 |
| Di | Cu(%) | 226 | 3245.51 | 0.0016 | 0.9922 | 0.0793 | 0.0199 | 0.1523 | 1.9213 |
| | CuSAC (%) | 226 | 3245.51 | 0.0004 | 0.0447 | 0.0050 | 0.0024 | 0.0052 | 1.0542 |
| | CuSCN(%) | 155 | 2237.70 | 0.0007 | 0.1662 | 0.0123 | 0.0026 | 0.0272 | 2.2070 |
| Bx | Cu(%) | 280 | 3780.12 | 0.0043 | 2.5714 | 0.1958 | 0.1300 | 0.2666 | 1.3617 |
| | CuSAC (%) | 268 | 3614.31 | 0.0010 | 1.4110 | 0.0910 | 0.0432 | 0.1370 | 1.5052 |
| | CuSCN(%) | 207 | 2803.96 | 0.0010 | 0.2858 | 0.0138 | 0.0054 | 0.0324 | 2.3505 |
| Px | Cu(%) | 23 | 345.00 | 0.0028 | 0.0851 | 0.0189 | 0.0148 | 0.0174 | 0.9183 |
| | CuSAC (%) | 23 | 345.00 | 0.0003 | 0.0058 | 0.0016 | 0.0005 | 0.0018 | 1.1569 |
| | CuSCN(%) | 17 | 255.00 | 0.0007 | 0.0106 | 0.0022 | 0.0012 | 0.0025 | 1.1534 |

Fuente. Elaboración propia.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Dominios Geoestadísticos

Para la determinación de dominios Geoestadísticos se emplearon CPP (Cumulative Probability Plot), a continuación, se observa la distribución combinada de los CPP para el elemento Cu, diferenciados por el tipo de roca.

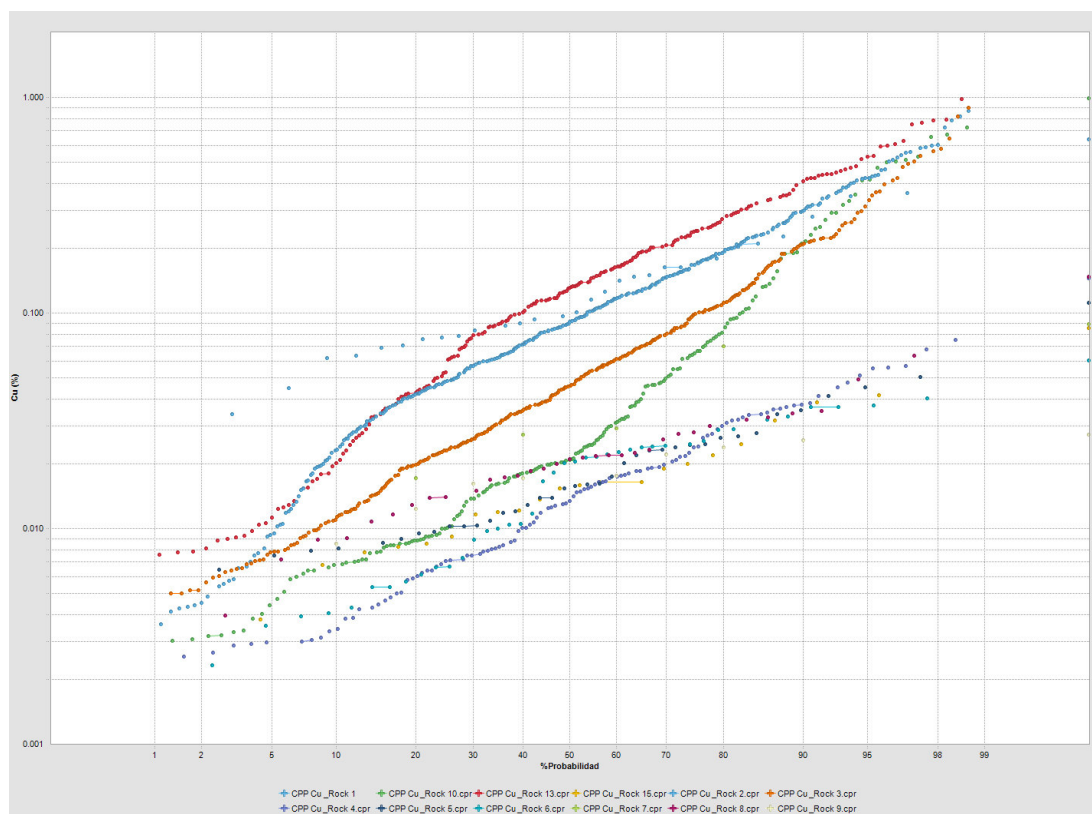


Figura 111. CPP del elemento Cu (%) por tipo de roca. Fuente: Elaboración propia.

4.1.1 Cumulative probability plot y Box plot

En base a la interpretación del logueo de los taladros involucrados en el proyecto Purple Hill, se observan 2 tipos de mineralización, correspondiente a Leach Capping y a zona Primaria.

Sin embargo, en la zona de Leach Capping observamos la presencia únicamente de 4 tipos de litología: Alta Andesita (Aa), Riolita Toquepala (Tr), Andesita Toquepala (Ta) y la Brecha angular (Bx). Debido a esto es que se muestra a continuación gráficos Box Plot diferenciando las mencionadas zonas mineral.

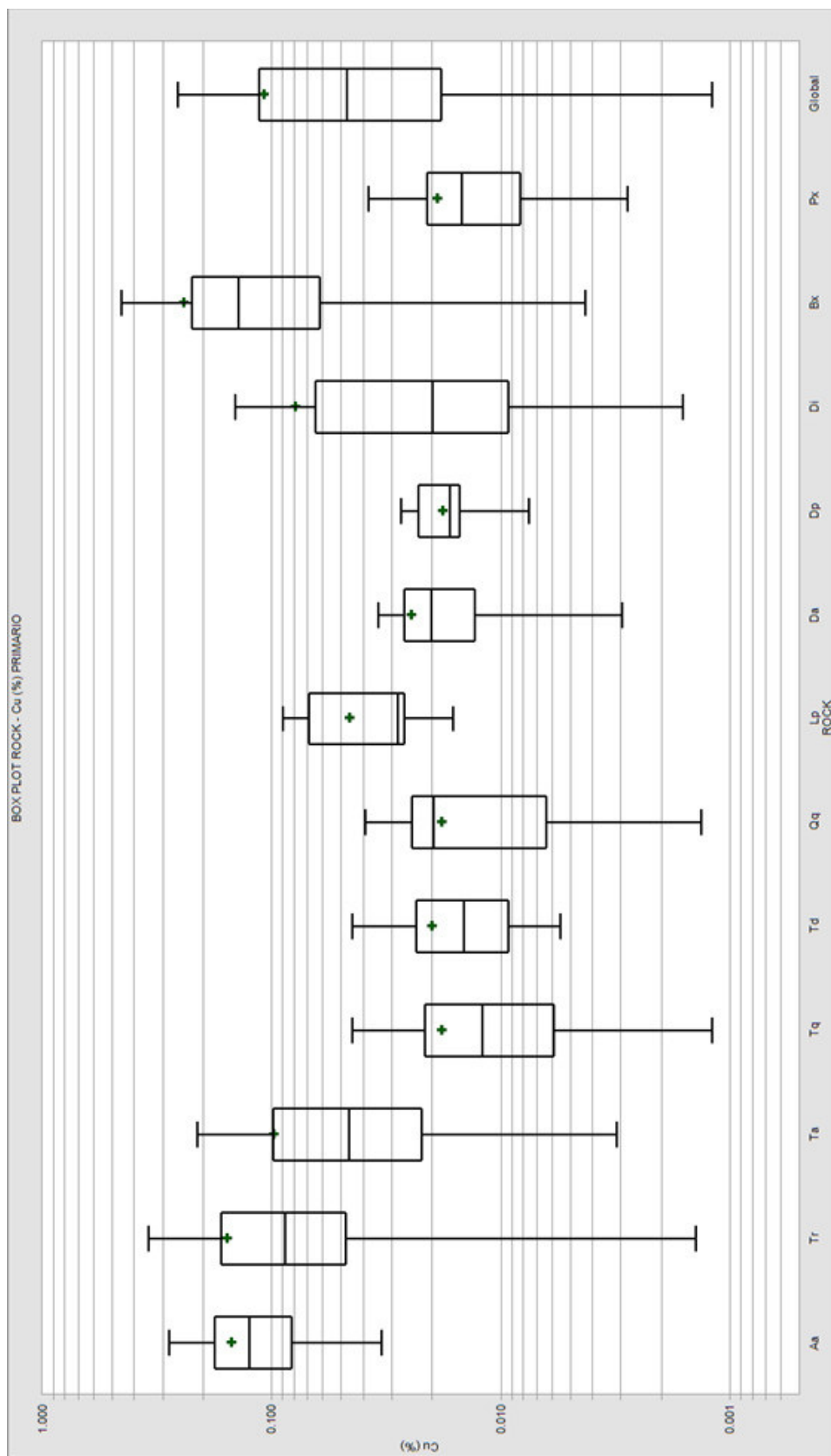


Figura 112. Boxplot de compósitos, Cu(%) por roca en zona mineral primaria. Fuente: Elaboración propia.

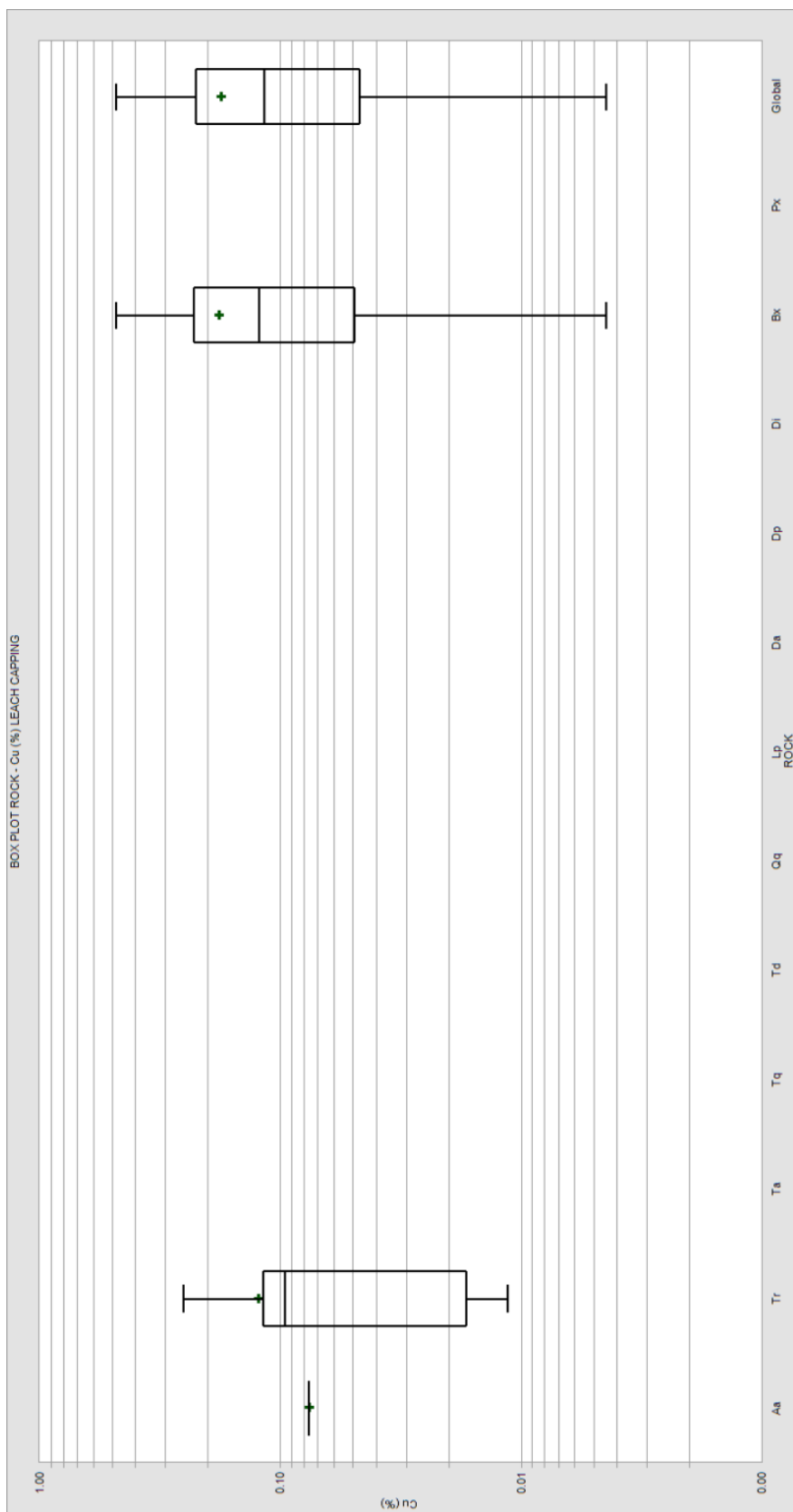


Figura 113. Boxplot de compósitos, Cu(%) por roca en zona mineral Leach capping. Fuente. Elaboración propia.

En la zona mineral leach capping únicamente se tiene información en 3 litologías (Aa, Tr y Bx), sin embargo, se evidencia un comportamiento distinto a la zona mineral primaria que será descrito más adelante.

A partir del CPP y del Boxplot se determinan los dominios geológicos que serán considerados en el proyecto Purple Hill. A pesar de que en lo que respecta al elemento cobre (Cu), el comportamiento en la litología Bx es similar tanto en la zona de Sulfuros primarios como en la de Leach capping (Figura 114), se considera necesaria la diferenciación por el comportamiento del óxido de cobre (CuSAC), evidenciado en la Figura 115.

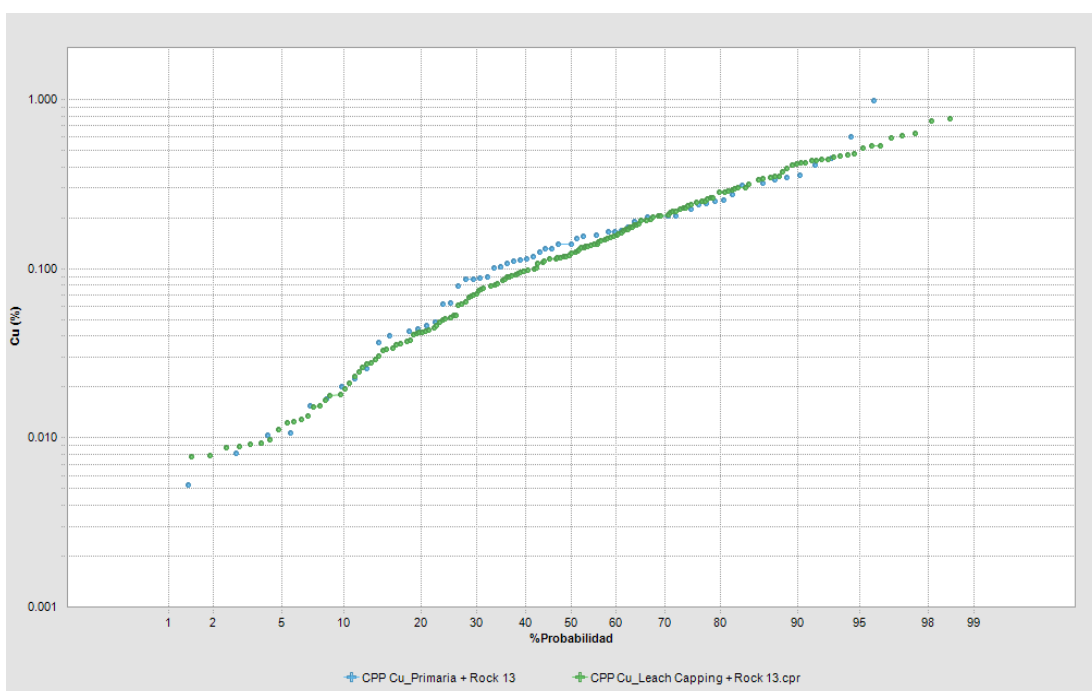


Figura 114. CPP del elemento Cu(%) en la Bx, zona primaria vs leach capping.
Fuente: Elaboración propia.

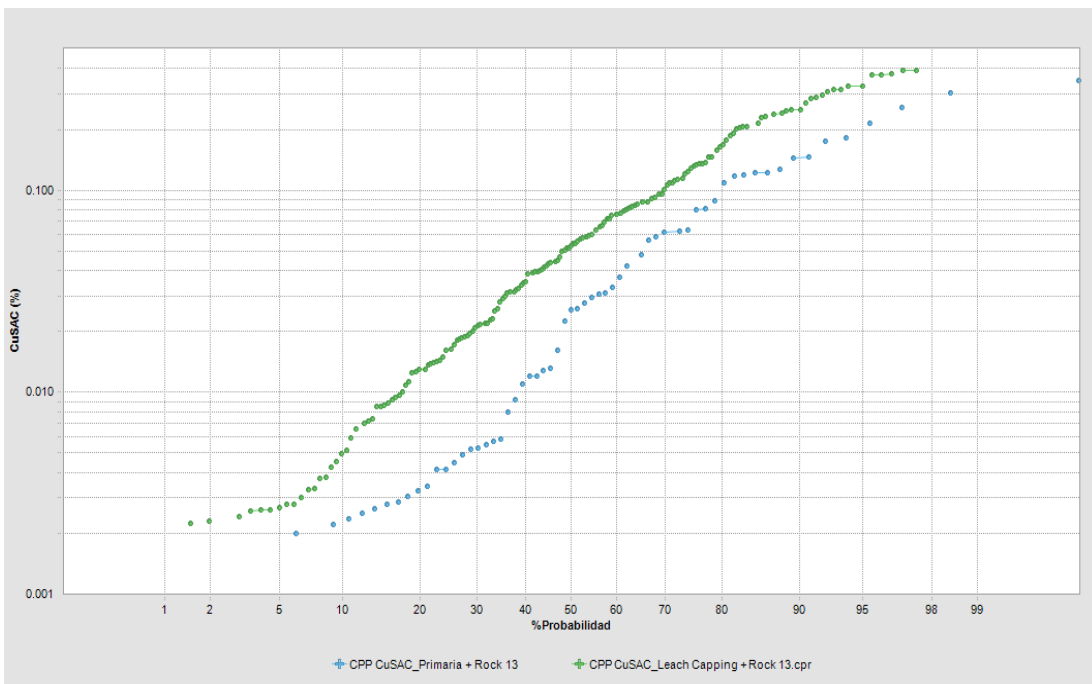


Figura 115. CPP de CuSAC(%) en la Bx, zona primaria vs leach capping. Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, se observa en términos generales un comportamiento distinto del Cu(%) y CuSAC(%) entre ambas zonas minerales. La diferencia de la cantidad de información es también una razón para la diferenciación que se considera.

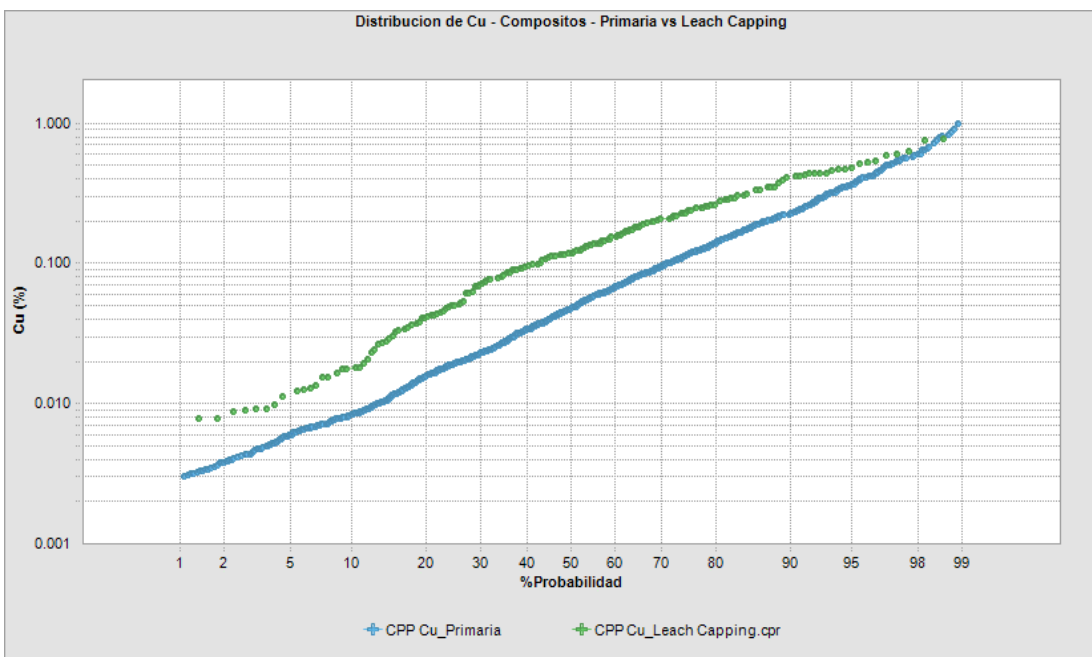


Figura 116. CPP de Cu(%) en zona Primaria vs Leach capping. Fuente: Elaboración propia.

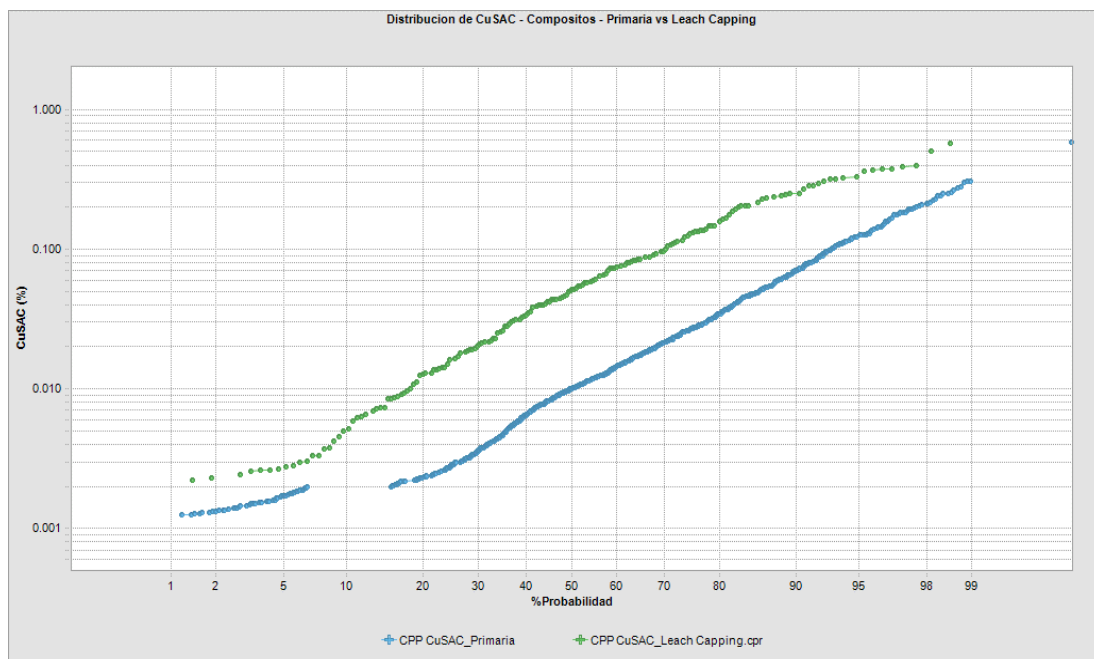


Figura 117. CPP de CuSAC (%) en zona Primaria vs Leach capping. Fuente: Elaboración propia.

Con apoyo de la estadística descrita y en base al conocimiento e interpretación geológica se procede a la determinación de los siguientes dominios geostatísticos:

| Tipo Mineral | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 15 | 10 | 13 |
|--------------|---------|-----|----|----|-----|----|----|-----|----|----|-----|-----|-----|
| Código | Símbolo | Aa | Tr | Ta | Tq | Td | Qq | Lp | Da | Dp | Px | Di | Bx |
| 313 | LC | C01 | | | - | - | - | - | - | - | - | - | C02 |
| 310 | P | C03 | | | C04 | | | C05 | | | C06 | C07 | |

Dominio Geostatístico

Grupo C01

Grupo C02

Grupo C03

Grupo C04

Grupo C05

Grupo C06

Grupo C07

Mineralización + Roca

(LC)-(Aa,Tr,Ta)

(LC)-(Bx)

(P)-(Aa, Tr, Ta)

(P)-(Tq, Td, Qq)

(P)-(Lp, Da, Dp, Px)

(P)-(Di)

(P)-(Bx)

Simbología

Tipo Mineral

P= Primario LC= Leach Capping

Tipo Roca

Aa= Alta Andesita

Lp= Latita

Tr= Riolita Purple

Da= Dacita

Ta= Andesita Purple

Dp= Dacita porfirítica

Tq= Pórfido de cuarzo

Px= Brecha Pebble

Td= Dolerita Purple

Di= Diorita

Qq=Pórf. Qz Quellaveco

Bx= Brecha angular

Figura 118. Tabla de dominios geostatísticos del proyecto “Purple Hill”. Fuente: Elaboración propia.

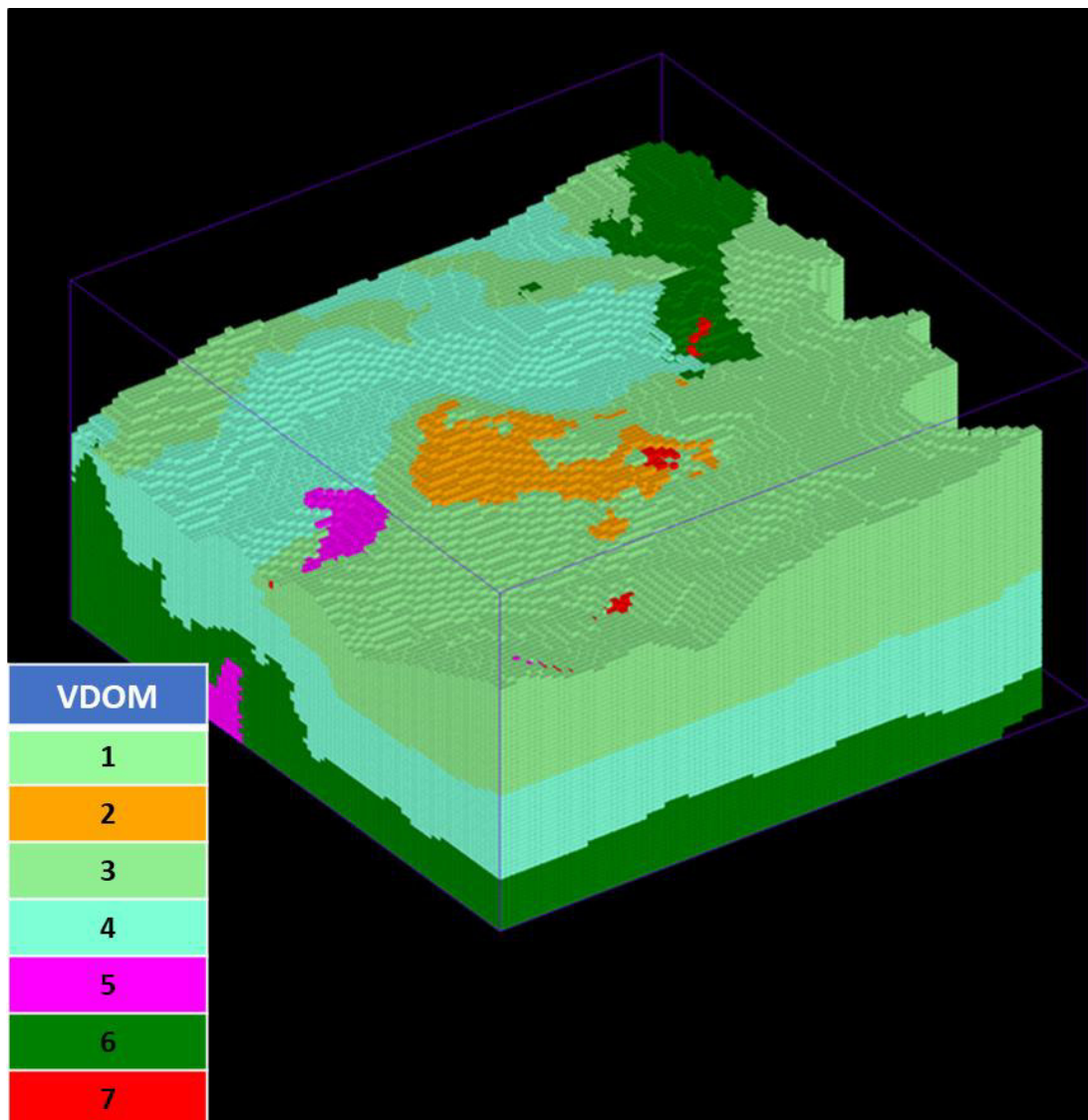


Figura 119. Modelo de bloques con la variable VDOM, correspondiente al dominio geoestadístico. Fuente: Elaboración propia.

4.1.2 Contact plot

Los contact plot comparan un conjunto de valores de un determinado elemento con un contacto geológico definido, en este caso se usa el contacto entre los dominios geoestadísticos establecidos. Esto permite ver rápidamente las tendencias de la ley en la zona de contacto litológica.

La aplicación más común de estos ploteos es para definir el contacto entre distintos datos relacionados espacialmente, y en particular, para delimitar cuál es el grado de diversidad entre esos valores, o, a la inversa, cuán suave es la transición entre ambos.

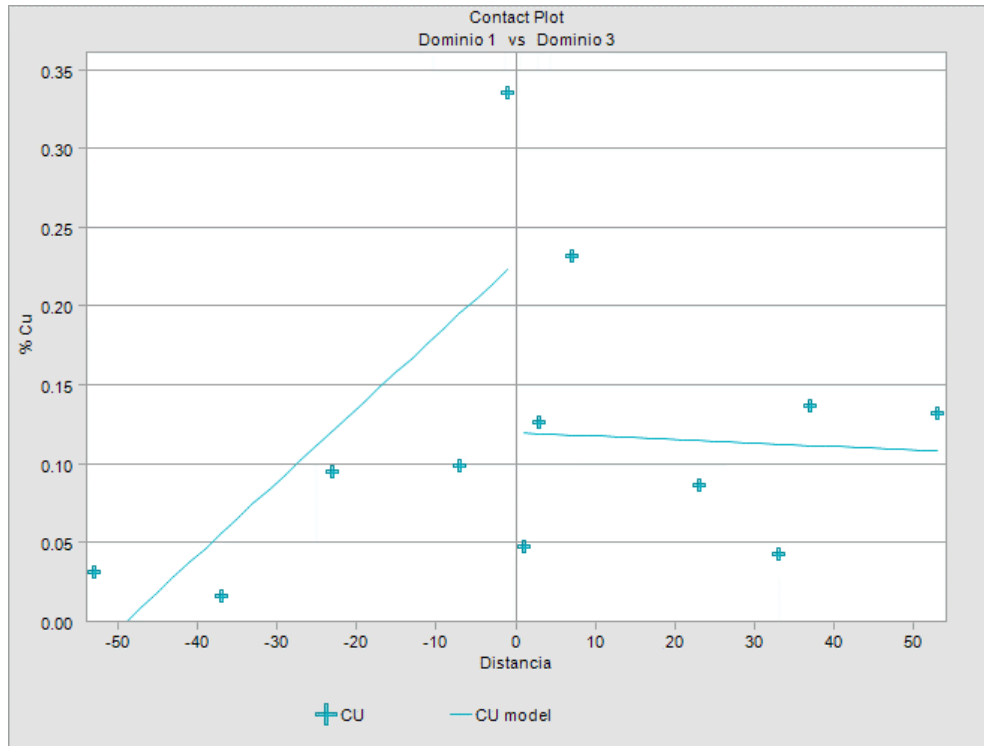


Figura 120. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 1 y Dominio 3. Fuente: Elaboración propia.

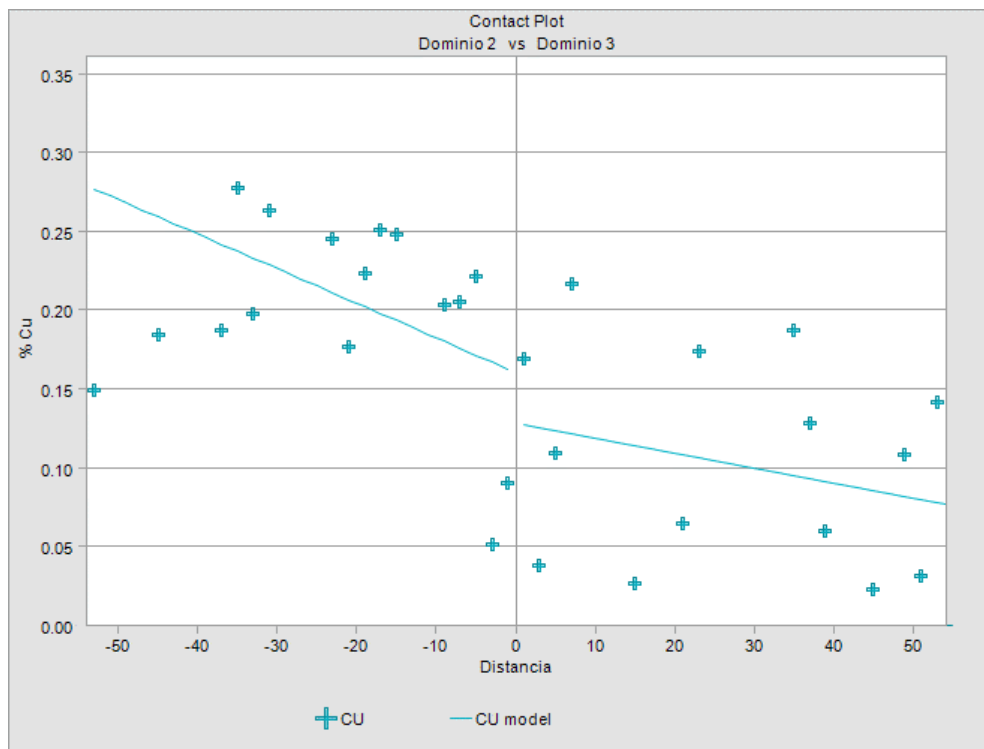


Figura 121. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 2 y Dominio 3. Fuente: Elaboración propia.

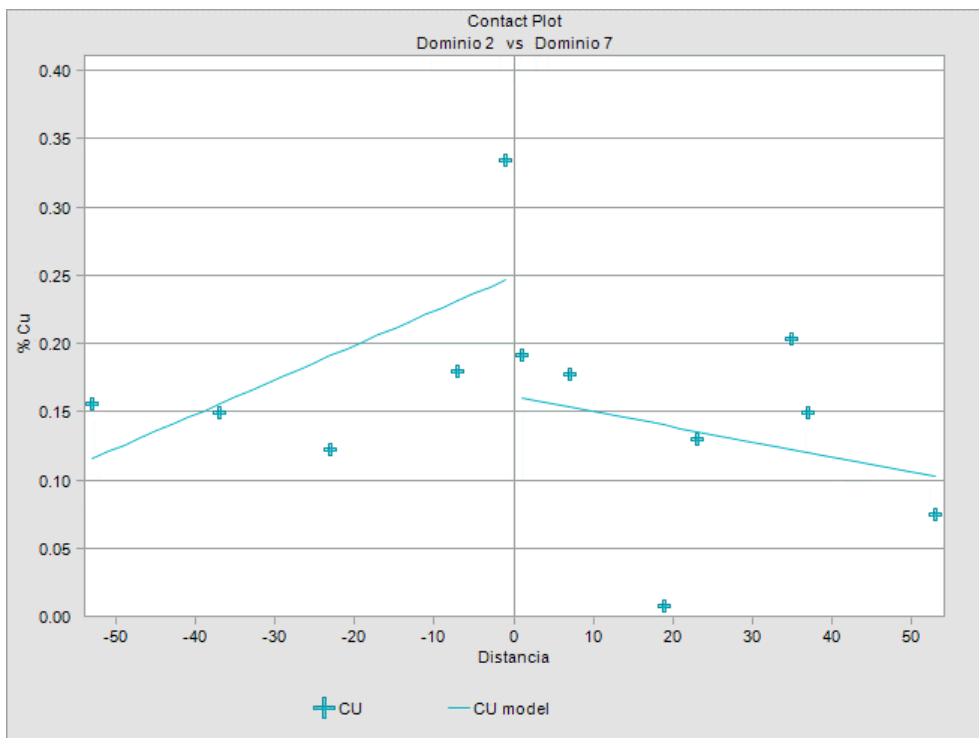


Figura 122. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 2 y Dominio 7. Fuente: Elaboración propia.

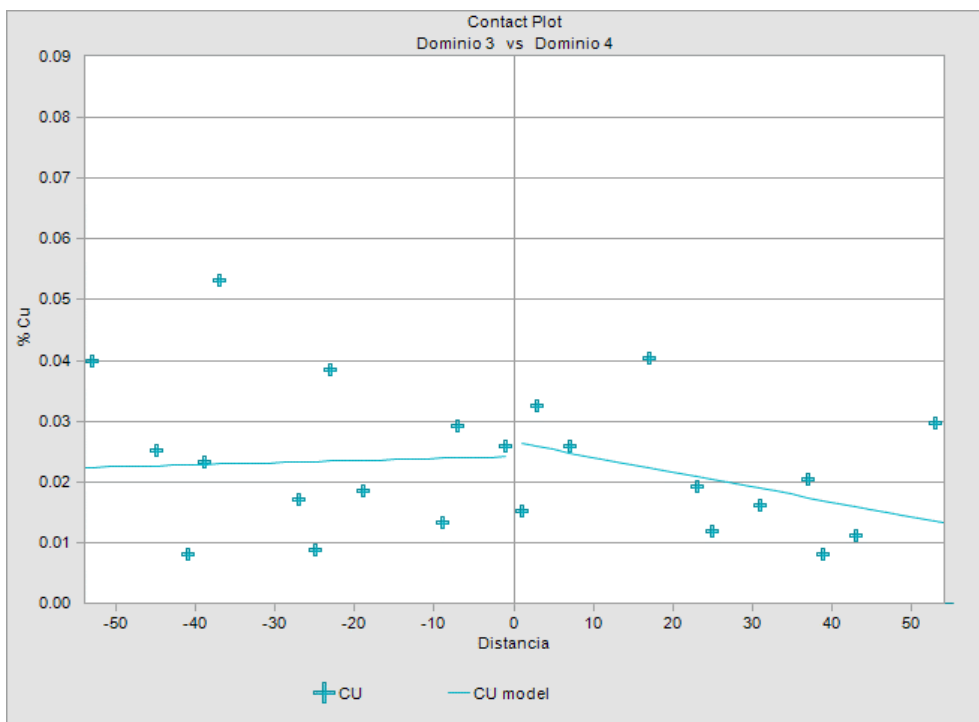


Figura 123. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 3 y Dominio 4. Fuente: Elaboración propia.

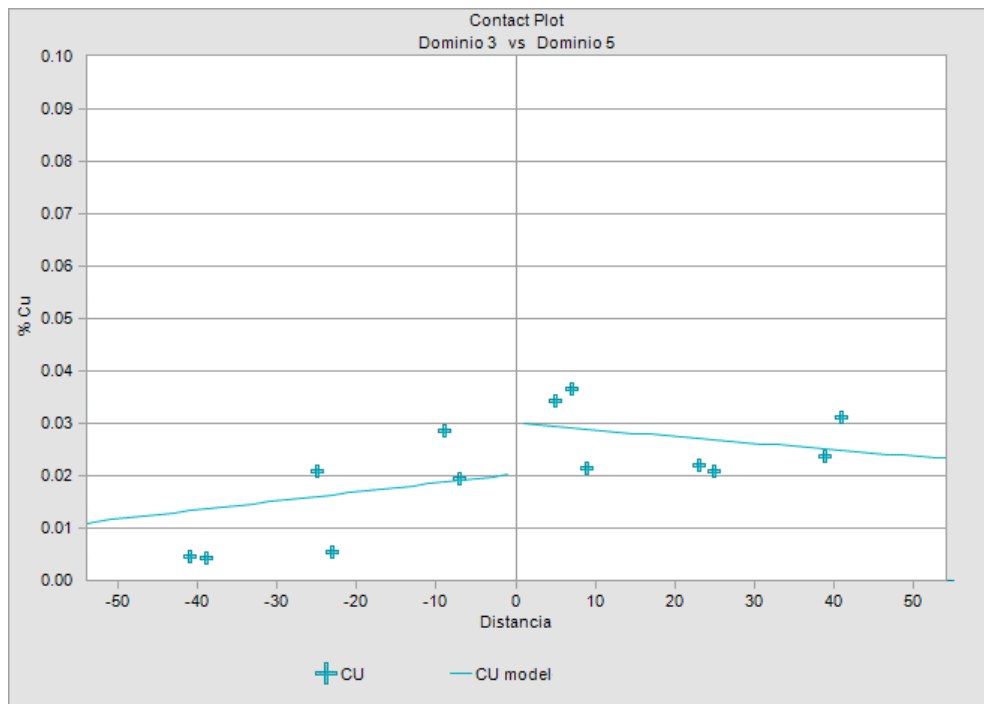


Figura 124. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 3 y Dominio 5. Fuente: Elaboración propia.

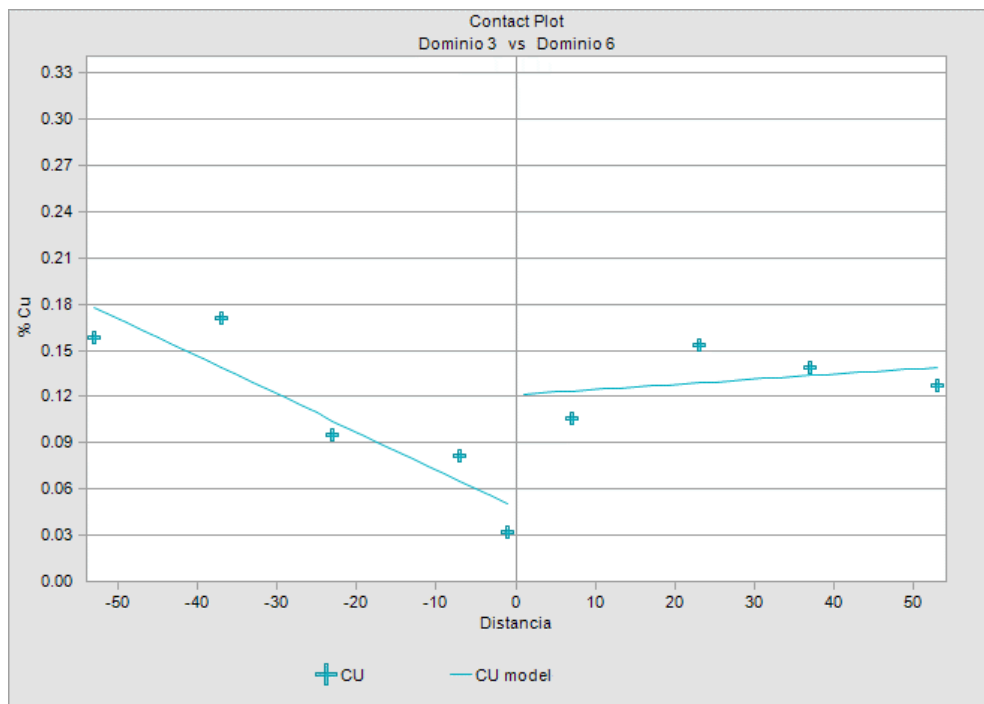


Figura 125. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 3 y Dominio 6. Fuente: Elaboración propia.

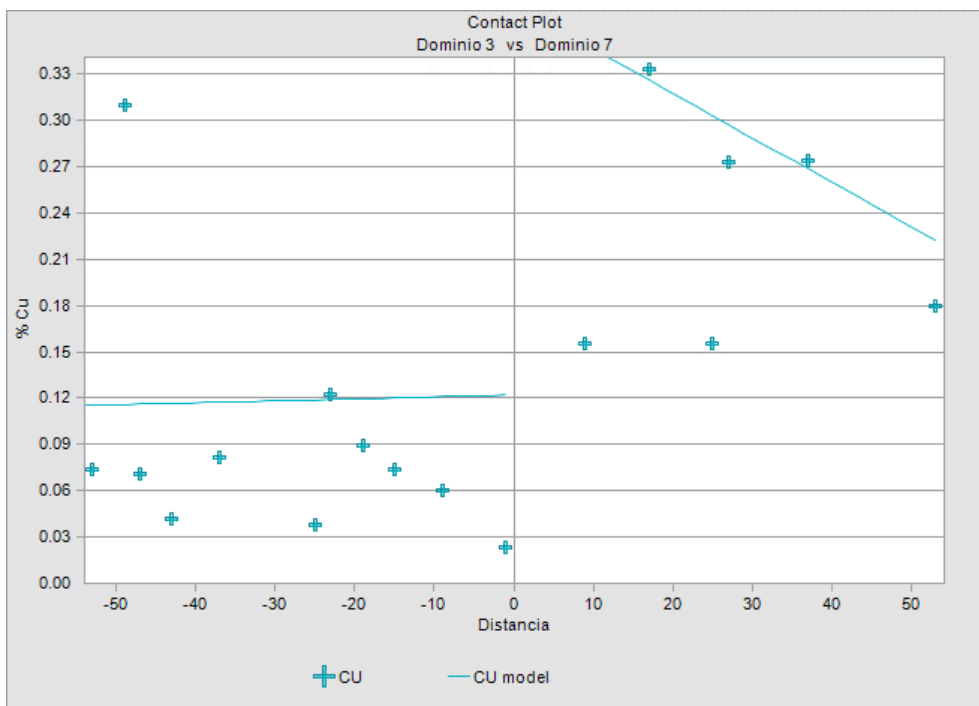


Figura 126. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 3 y Dominio 7. Fuente: Elaboración propia.

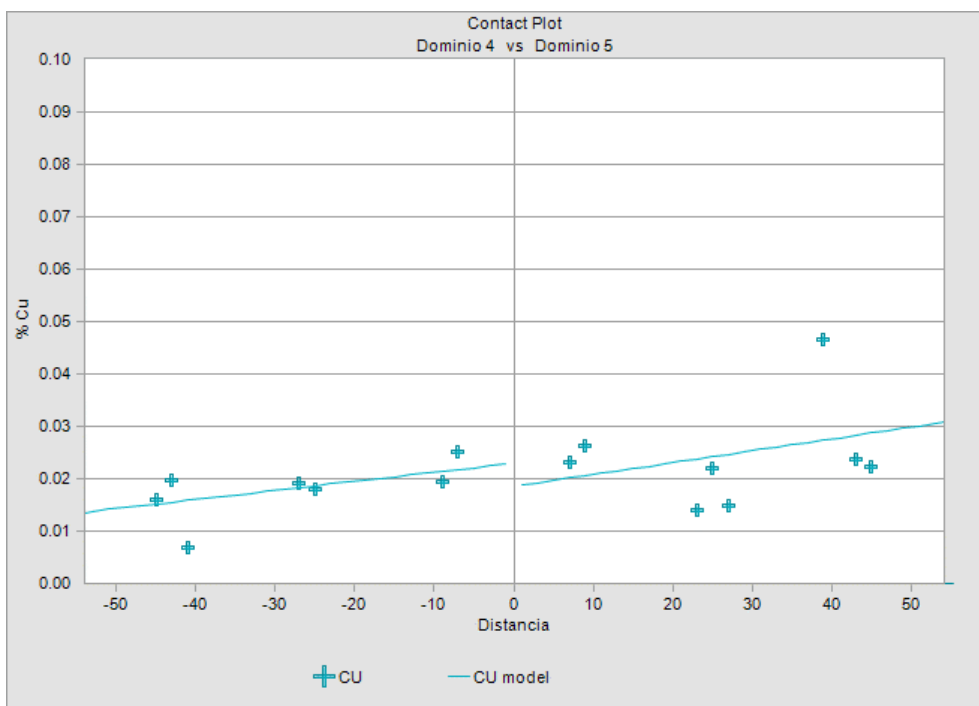


Figura 127. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 4 y Dominio 5. Fuente: Elaboración propia.

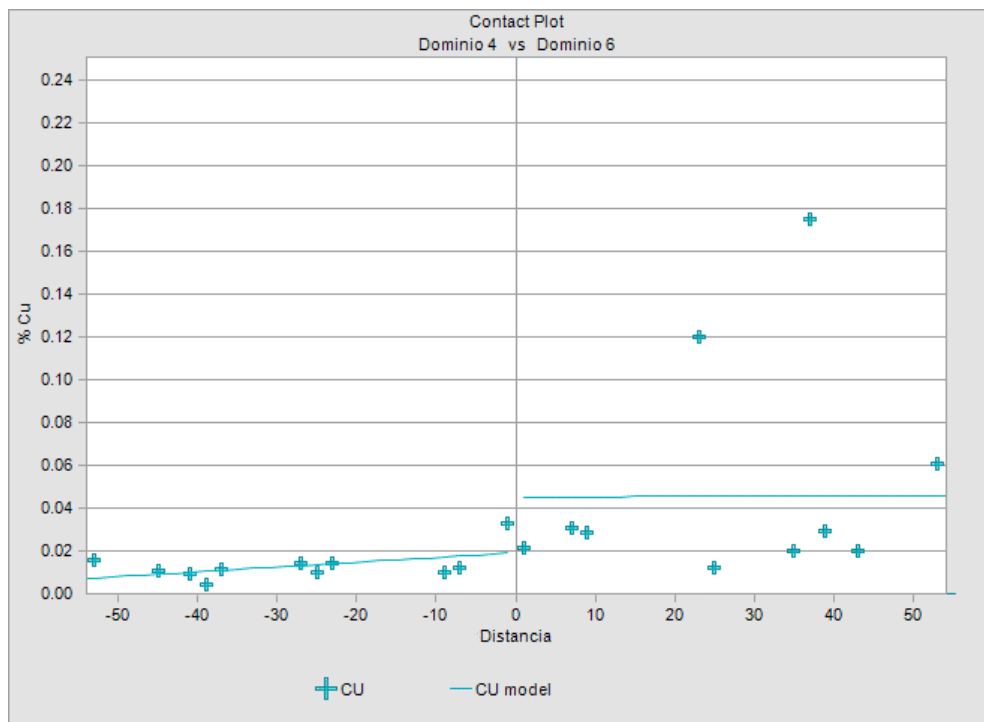


Figura 128. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 4 y Dominio 6. Fuente: Elaboración propia.

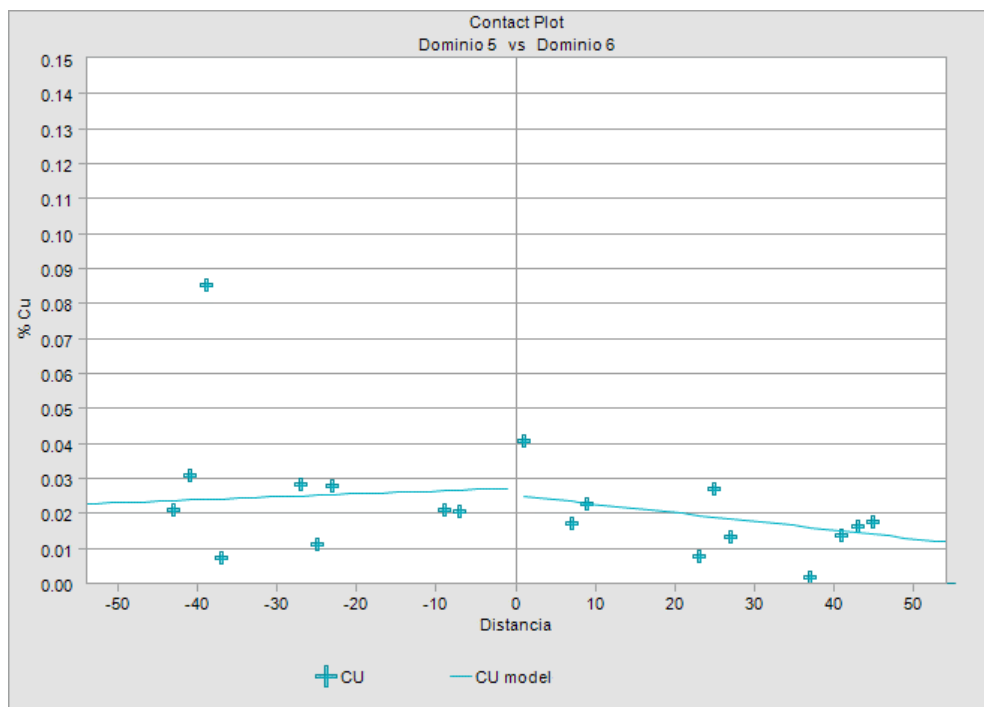


Figura 129. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 5 y Dominio 6. Fuente: Elaboración propia.

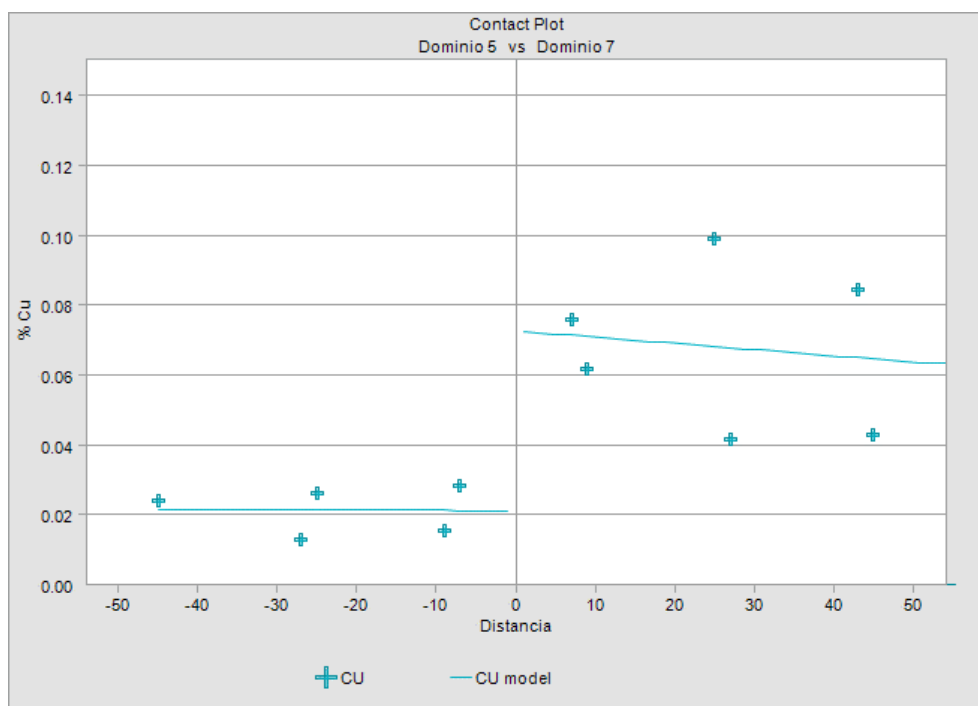


Figura 130. Contact plot del elemento Cu(%) Dominio 5 y Dominio 7. Fuente: Elaboración propia.

4.2 Variografía y parámetros de interpolación

La continuidad de la mineralización en cada dominio geológico se evalúa con la base del variograma. En la investigación se han determinado 7 agrupamientos por litología y tipo de mineralización para el elemento cobre

Se ha realizado variogramas experimentales omnidireccionales para determinar una dirección preferencial de anisotropía y variogramas unidireccionales ortogonales entre sí. De esta manera se modela los variogramas tridimensionales para cada variable dentro de cada dominio geoestadístico.

Para la interpolación del Cu, CuSAC y CUSCN en el modelo de bloques se usó el método de Kriging ordinario, considerando 2 compósitos como el mínimo para interpolar un bloque y 15 como máximo, además por cada taladro empleado para la estimación de un bloque se toma como máximo 3 compósitos.

La selección de los parámetros de búsqueda se hace basado en el análisis variográfico de los diferentes grupos (litología y mineralización). El elipsoide de

búsqueda de esta estimación se ajusta de acuerdo a las direcciones y los alcances de los variogramas obtenidos.

La interpolación para el Cu (%), se realizó usando el método de kriging ordinario con área de influencia para las diferentes litologías y tipos de mineral, teniendo como envolvente de contacto duro a los dominios geoestadísticos: C01, C02, C03, C04, C05, C06, C07.

La interpolación para el CuSAC (%), se realizó usando el método de kriging ordinario con área de influencia para las diferentes litologías y tipos de mineral, teniendo como envolvente de contacto duro a los dominios geoestadísticos: C01, C02, C03, C04, C05, C06, C07.

La interpolación para el CuSCN (%), se realizó usando el método de kriging ordinario con área de influencia para las diferentes litologías y tipos de mineral, teniendo como envolvente de contacto duro a los dominios geoestadísticos: C01, C02, C03, C04, C05, C06, C07.

4.3 Validación de la interpolación

Los modelos de los metales económicos (Cu (%), CuSAC (%) y CuSCN (%)) fueron validados sistemáticamente para detectar errores o sesgos en los valores probables de los bloques, siendo fundamental en el control de calidad que permite evaluar la aplicabilidad a los modelos de planificación a corto, mediano y largo plazo. Los métodos de validación usados para la presente investigación son los Swath Plots y las curvas tonelaje – ley.

4.3.1 Swath Plots

Se compararon las leyes del metal económico Cu (%), CuSAC(%) y CuSCN (%), interpolados con el modelo del vecino más cercano (nearest neighbor) mediante la revisión de un conjunto de "Secciones de barrido" a través del modelo de bloques en las direcciones NS, EW, a intervalos de 20 m y 15 m en bancos. En los siguientes gráficos observaremos los Swath Plots tanto de manera global a analizar en cada sector en las direcciones EW, NS y Elevación

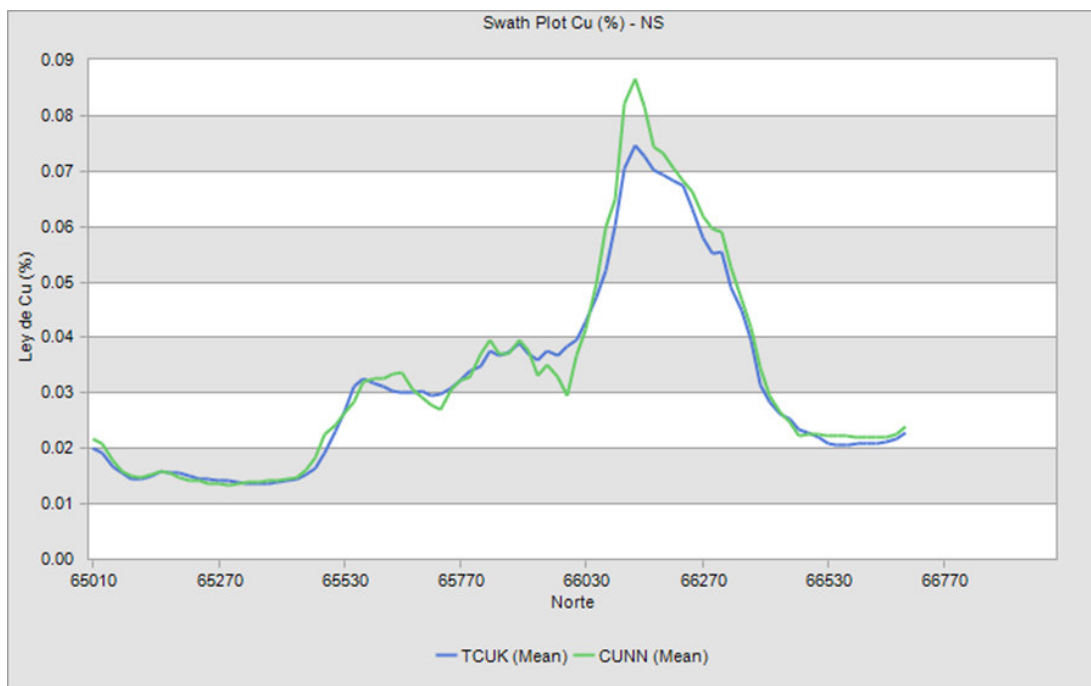


Figura 131. Swath plot de Cu (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección N-S. Fuente: Elaboración propia.

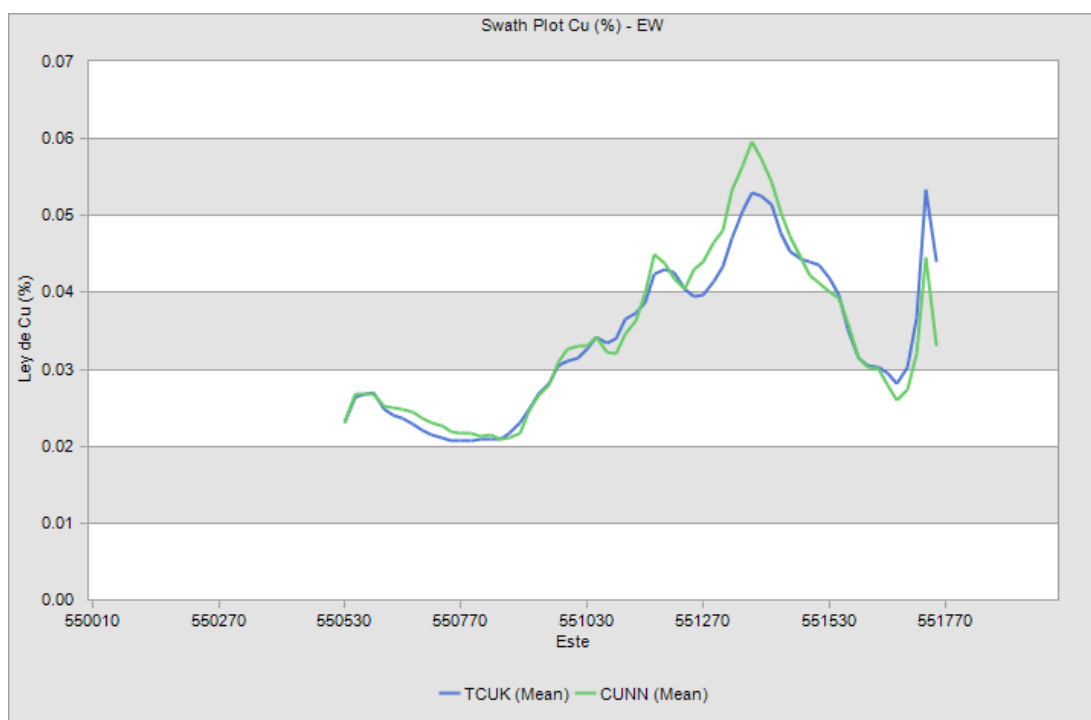


Figura 132. Swath plot de Cu (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección E-W. Fuente: Elaboración propia.

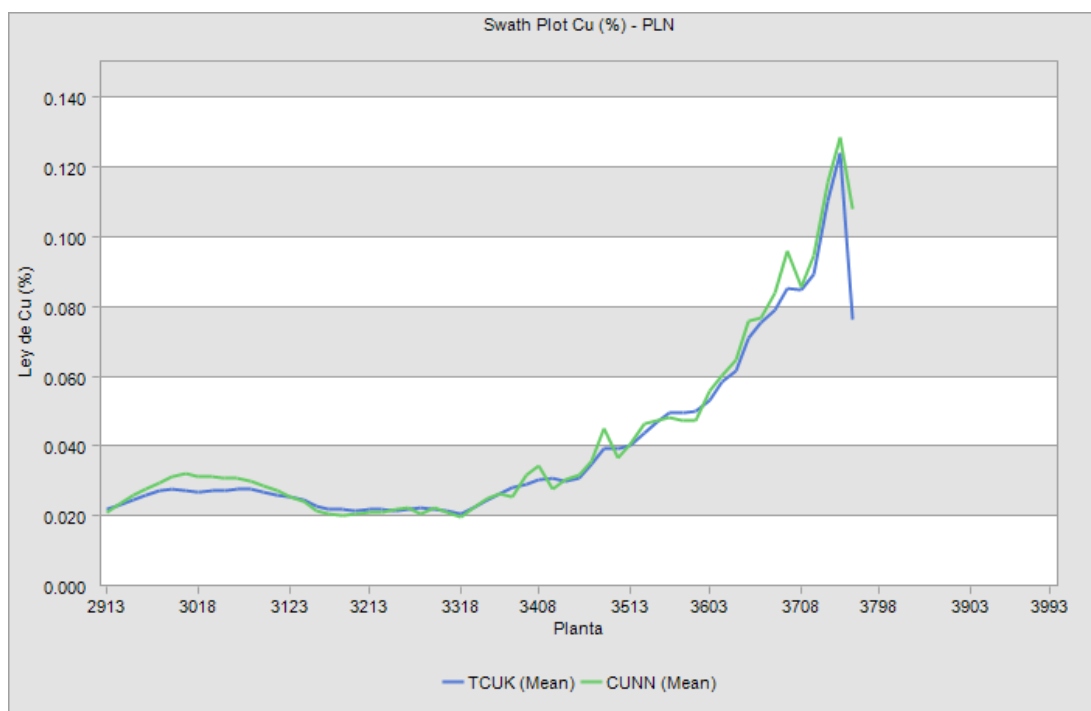


Figura 133. Swath plot de Cu (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección de la cota. Fuente: Elaboración propia.

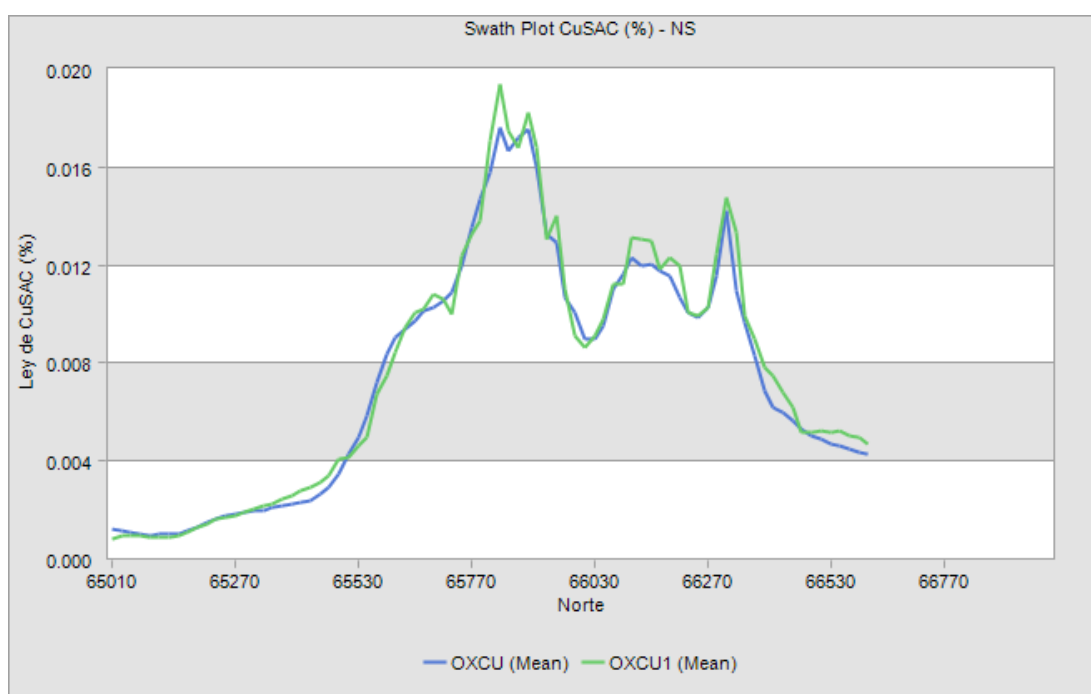


Figura 134. Swath plot de CuSAC (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección N-S. Fuente: Elaboración propia.

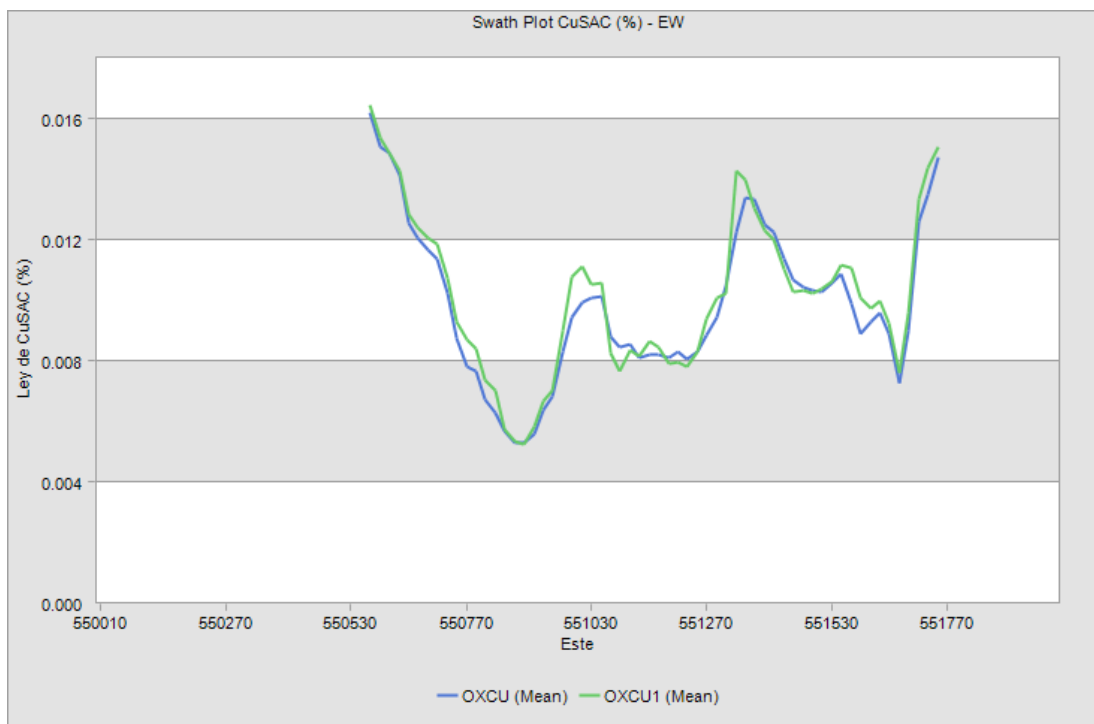


Figura 135. Swath plot de CuSAC (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección E-W. Fuente: Elaboración propia.

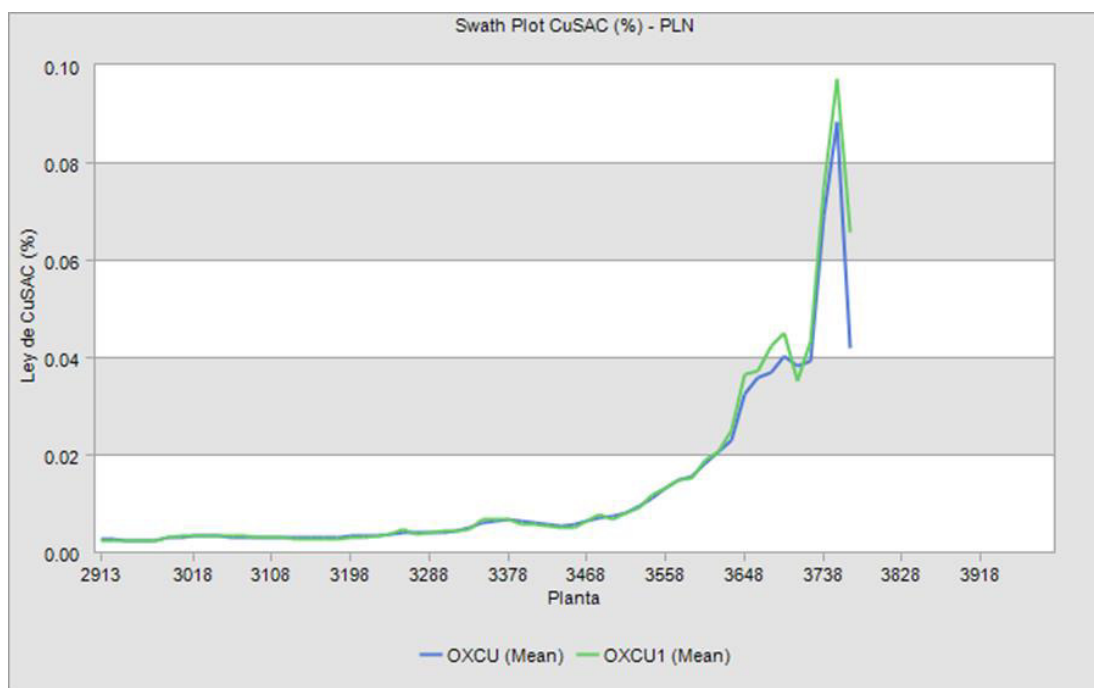


Figura 136. Swath plot de CuSAC (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección de la cota. Fuente: Elaboración propia.

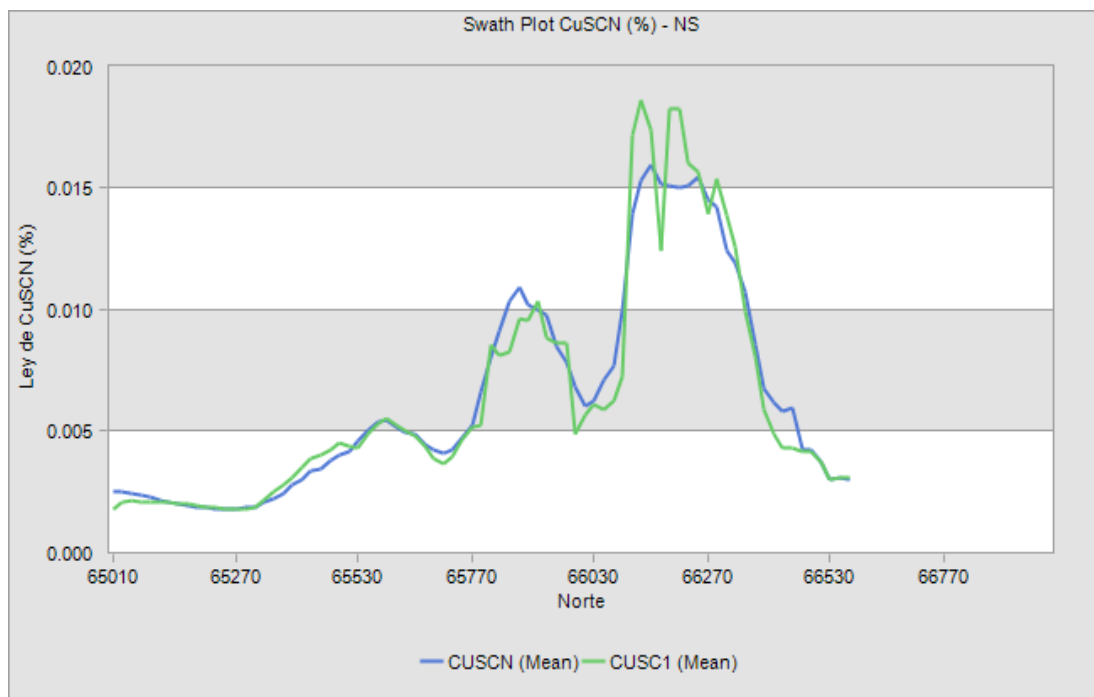


Figura 137. Swath plot de CuSCN (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección N-S. Fuente: Elaboración propia.

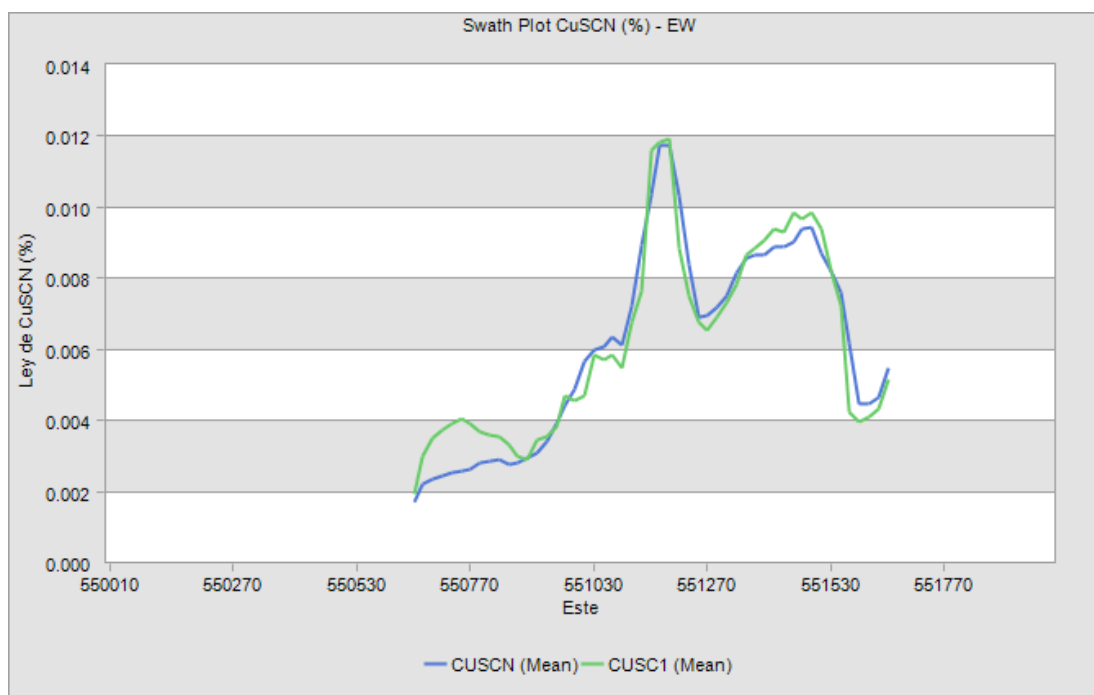


Figura 138. Swath plot de CuSCN (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección E-W. Fuente: Elaboración propia.

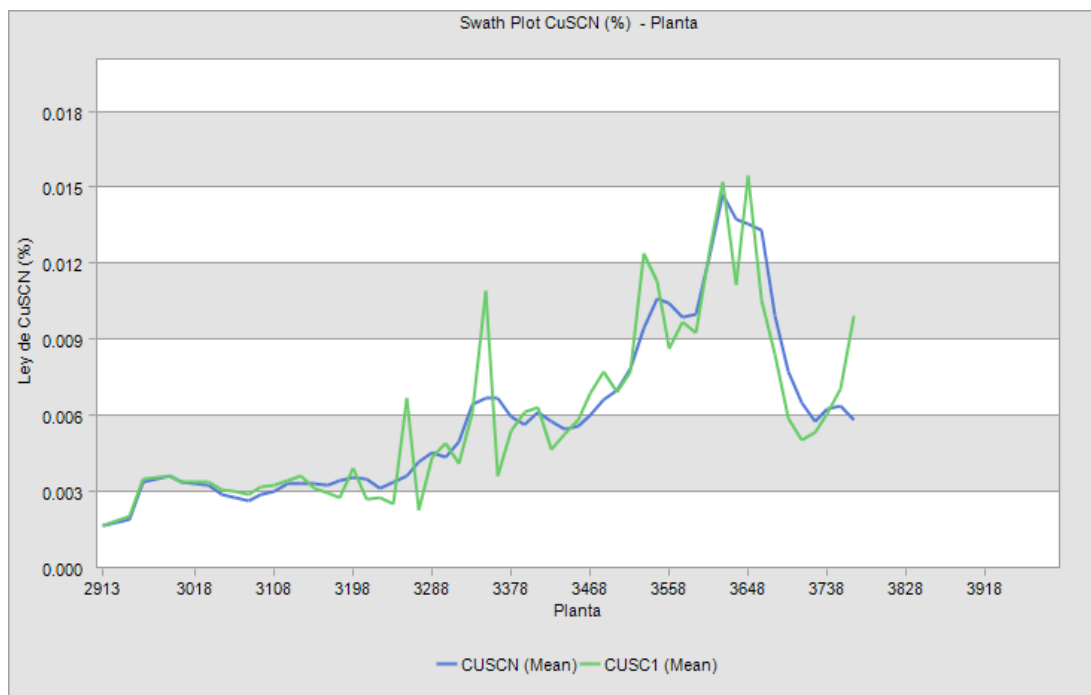


Figura 139. Swath plot de CuSCN (%) entre estimación por kriging y estimación nearest neighbor, en dirección de la cota. Fuente: Elaboración propia.

4.3.2 Curvas tonelaje-ley

El exceso de suavizamiento debido a la interpolación se puede detectar mediante la comparación de las curvas de tonelaje ley del modelo interpolado contra las curvas de tonelaje ley asignación de leyes por vecinos cercanos (Nearest Neighbors) o curvas teóricas de corrección volumen-varianza, la curva del modelo de corrección volumen-varianza o del modelo poligonal se utiliza como un sustituto de la realidad.

Una brecha entre las curvas indica la presencia de suavizamiento excesivo, si el exceso de suavizamiento es grave, por lo general puede reducirse limitando el número de compósitos utilizados en la estimación o subdividir el depósito en dominios con diferente ley media vía métodos determinísticos, esto se debe analizar con los análisis de contactos o estadísticas descriptivas, para buscar contactos duros de las familias.

Por el contrario, si el grado de suavizamiento es demasiado bajo, el número de compósitos utilizados en la estimación y/o el tamaño de la zona de búsqueda debe ser aumentada. En el presente estudio se utilizó la corrección log-normal indirecta para corregir el cambio de soporte.

Se ejecutaron una interpolación de kriging ordinario (OK) para los elementos Cu (%), CuSAC (%) y CuSCN(%). Para verificar el efecto de suavizamiento de cada modelo se ejecutó la corrección de Volumen Varianza, en forma Global, las revisiones finales son satisfactorias.

A continuación, se muestran los gráficos globales de la interpolación por Kriging Ordinario respecto a las curvas de tonelaje ley de la asignación de leyes por vecinos cercanos (Nearest Neighbors o NN).

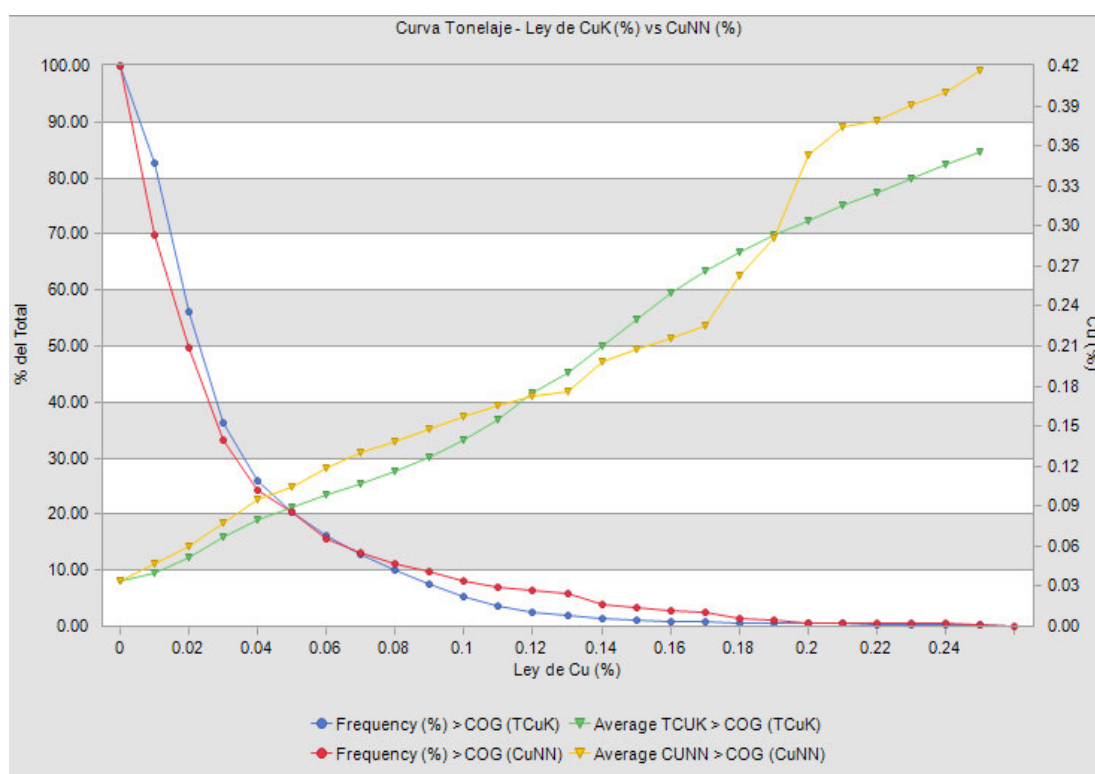


Figura 140. Curva tonelaje-ley de Cu (%) estimado por kriging vs Cu (%) estimado por nearest neighbor. Fuente: Elaboración propia.

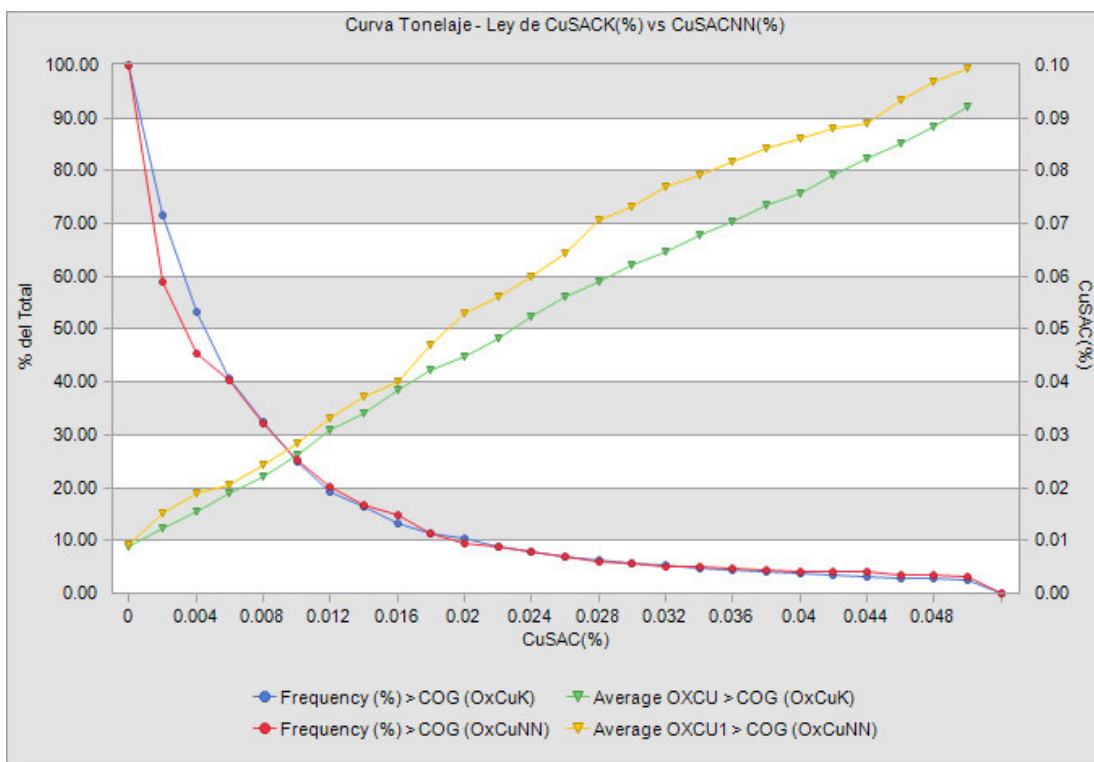


Figura 141. Curva tonelaje-ley de CuSAC (%) estimado por kriging vs CuSAC (%) estimado por nearest neighbor. Fuente: Elaboración propia.

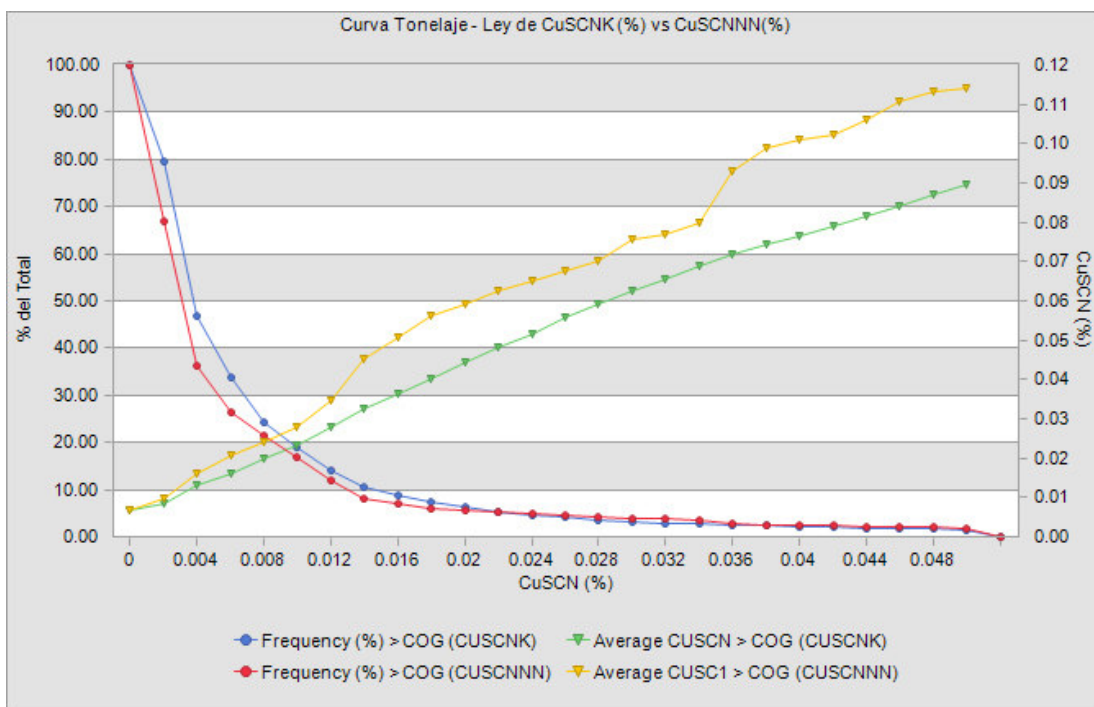


Figura 142. Curva tonelaje-ley de CuSCN (%) estimado por kriging vs CuSCN (%) estimado por nearest neighbor. Fuente: Elaboración propia.

4.4 Clasificación de recursos minerales

Se usó el método de varianza combinada de Kriging e índice de confianza relativa de Bond que fue calculado para cada bloque.

Este método consiste en hallar la varianza combinada local de Kriging, se establecen los límites de confianza mínimo y máximo de acuerdo a su distribución estadística al 95% de confianza. El RCB (Relative Confidence of Bond) se calcula con estos datos obtenidos: $RCB = 0.5 * (\text{Límite superior de confianza} - \text{Límite inferior Confidencia}) / \text{Ley de Kriging del polígono}$.

El RCB más bajo está asociado con bloques donde los compósitos usados en el kriging tienen una baja varianza y son los más cercanos entre el compósito y el Bloque interpolado.

Zona menor a la mediana del RCB (<2.068); Zona entre la Media del RCB y el doble de la mediana (2.068-4.136) y la última parte corresponde a la zona mayor al doble de la mediana del RCB (>4.136). Evaluando a nivel global bloques conteniendo valores mayores a 0.05 %Cu, como un potencial económico a futuro las zonas mayores a 0.05 %Cu.

El número de taladros usado para la interpolación de los polígonos es importante a ser considerado. El criterio completo es presentado en la siguiente tabla.

Tabla 9. Criterio para clasificación de recursos minerales

| CATEGORÍA | ÍNDICE RCB | NÚMERO DE SONDAJES |
|-----------|---------------------|--------------------|
| MEDIDO | Menor 2.068 | 2 o más |
| INDICADO | Menor 2.068 | Solo 1 |
| INDICADO | Entre 2.068 y 4.136 | Cualquier número |
| INFERIDO | Mayor a 4.136 | Cualquier número |

Fuente: Elaboración propia.

La estimación de recursos se ha realizado por Kriging, la clasificación de recursos se realizó con el método de varianza de kriging, variabilidad espacial variográfica, distancia al sondaje más cercano y el número de sondajes usado en calculo probabilístico.

En cuanto a los recursos medidos e indicados se tiene que sobre el cut-off de 0.1 se tiene 103 millones de toneladas con ley promedio de 0.1381 % Cu, CuSCN de 0.0237% y CuSAC de 0.0420%; sobre el cut-off de 0.2% de Cu. se tiene 8 millones de toneladas con ley promedio de 0.3087 % Cu, CuSCN de 0.0380% y CuSAC de 0.1458%. Finalmente, sobre el cut-off de 0.3 se tiene 3.5 millones de toneladas con ley promedio de 0.4077 % Cu, CuSCN de 0.0593% y CuSAC de 0.1667%.

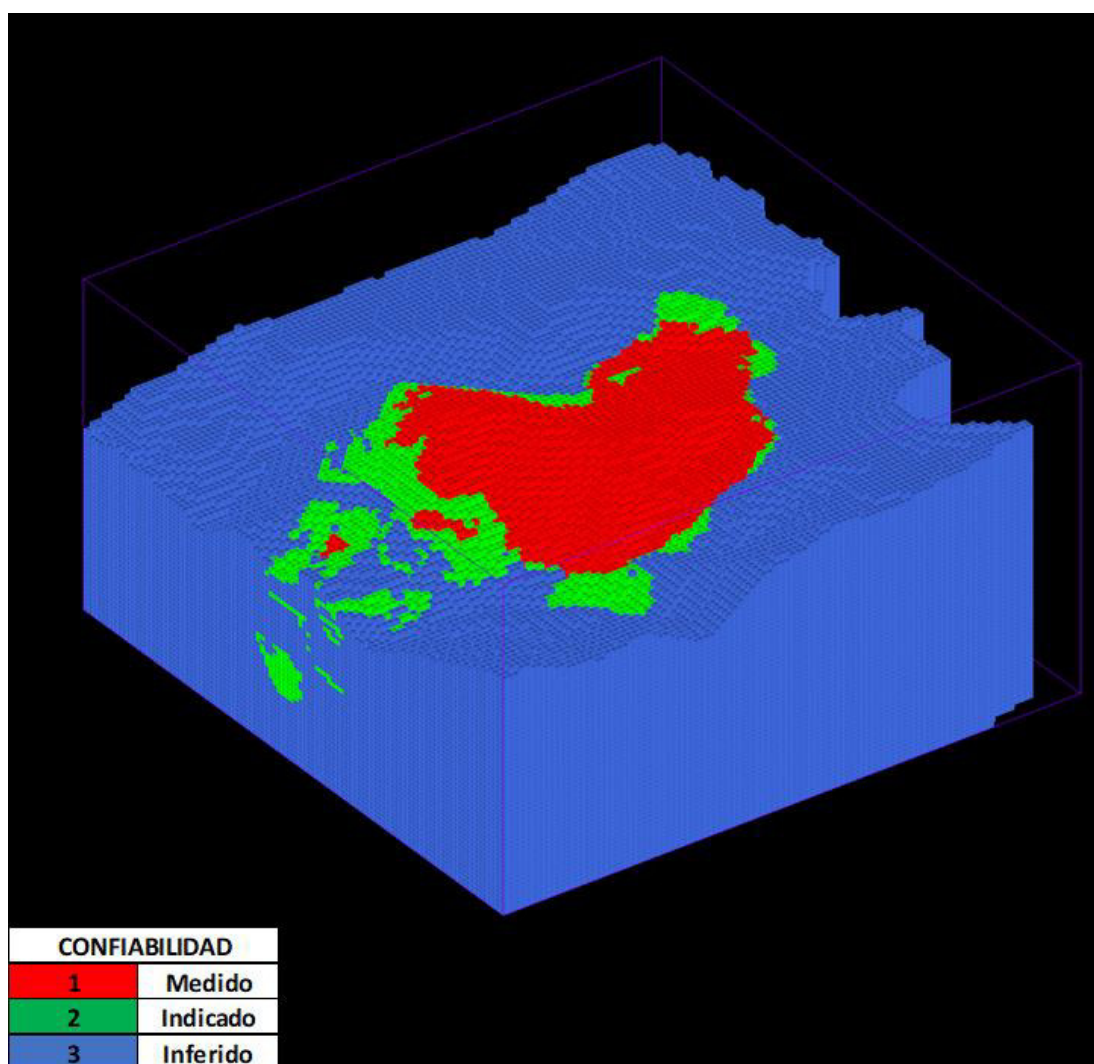


Figura 143 . Modelo de bloques con la variable CONF, correspondiente al grado de confiabilidad. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 10. Recursos medidos e indicados del proyecto “Purple Hill” por rangos de cut-off de 0.05% de Cu

| CATEGORIA | Cut-off | TM | Cu (%) | CuSCN (%) | CuSAC (%) |
|-----------|---------|---------------|--------|-----------|-----------|
| Medido | >=0.000 | 741,182,000 | 0.0567 | 0.0108 | 0.0139 |
| | >=0.050 | 340,058,100 | 0.0898 | 0.0173 | 0.0225 |
| | >=0.100 | 92,660,940 | 0.1409 | 0.0256 | 0.0454 |
| | >=0.150 | 19,119,000 | 0.2311 | 0.0311 | 0.1006 |
| | >=0.200 | 8,570,634 | 0.3100 | 0.0380 | 0.1478 |
| | >=0.250 | 5,442,837 | 0.3604 | 0.0465 | 0.1646 |
| | >=0.300 | 3,515,551 | 0.4077 | 0.0593 | 0.1667 |
| | >=0.350 | 1,994,836 | 0.4730 | 0.0800 | 0.1510 |
| | >=0.400 | 1,273,261 | 0.5306 | 0.0909 | 0.1422 |
| | >=0.450 | 826,747 | 0.5899 | 0.1102 | 0.1183 |
| | >=0.500 | 560,501 | 0.6465 | 0.1346 | 0.0613 |
| | >=0.550 | 465,197 | 0.6718 | 0.1427 | 0.0264 |
| | >=0.600 | 351,018 | 0.7033 | 0.1366 | 0.0204 |
| | >=0.650 | 255,168 | 0.7348 | 0.1510 | 0.0209 |
| | >=0.700 | 159,480 | 0.7719 | 0.1724 | 0.0232 |
| | >=0.750 | 111,636 | 0.7973 | 0.1879 | 0.0226 |
| | >=0.800 | 31,896 | 0.8545 | 0.2405 | 0.0235 |
| Indicado | >=0.000 | 1,252,561,000 | 0.021 | 0.003 | 0.005 |
| | >=0.050 | 72,904,980 | 0.0792 | 0.0092 | 0.0151 |
| | >=0.100 | 10,615,900 | 0.1133 | 0.0075 | 0.0315 |
| | >=0.150 | 286,296 | 0.1904 | 0.0290 | 0.0147 |
| | >=0.200 | 127,584 | 0.2226 | 0.0390 | 0.0110 |
| | >=0.250 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.300 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.350 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.400 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.450 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.500 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.550 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.600 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.650 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.700 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.750 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.800 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 11. Recursos Inferidos y Medidos+Indicados del proyecto “Purple Hill” por rangos de cut-off de 0.05 % de Cu

| CATEGORIA | Cut-off | TM | Cu (%) | CuSCN (%) | CuSAC (%) |
|------------------------------|-------------------|---------------|--------|-----------|-----------|
| Medido + Indicado | >=0.000 | 1,993,743,000 | 0.0342 | 0.0058 | 0.0080 |
| | >=0.050 | 412,963,080 | 0.0879 | 0.0159 | 0.0212 |
| | >=0.100 | 103,276,840 | 0.1381 | 0.0237 | 0.0440 |
| | >=0.150 | 19,405,296 | 0.2305 | 0.0311 | 0.0993 |
| | >=0.200 | 8,698,218 | 0.3087 | 0.0380 | 0.1458 |
| | >=0.250 | 5,442,837 | 0.3604 | 0.0465 | 0.1646 |
| | >=0.300 | 3,515,551 | 0.4077 | 0.0593 | 0.1667 |
| | >=0.350 | 1,994,836 | 0.4730 | 0.0800 | 0.1510 |
| | >=0.400 | 1,273,261 | 0.5306 | 0.0909 | 0.1422 |
| | >=0.450 | 826,747 | 0.5899 | 0.1102 | 0.1183 |
| | >=0.500 | 560,501 | 0.6465 | 0.1346 | 0.0613 |
| | >=0.550 | 465,197 | 0.6718 | 0.1427 | 0.0264 |
| | >=0.600 | 351,018 | 0.7033 | 0.1366 | 0.0204 |
| | >=0.650 | 255,168 | 0.7348 | 0.1510 | 0.0209 |
| | >=0.700 | 159,480 | 0.7719 | 0.1724 | 0.0232 |
| | >=0.750 | 111,636 | 0.7973 | 0.1879 | 0.0226 |
| | >=0.800 | 31,896 | 0.8545 | 0.2405 | 0.0235 |
| Inferido | >=0.000 | 117,205,800 | 0.0092 | 0.0026 | 0.0015 |
| | >=0.050 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.100 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.150 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.200 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.250 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.300 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.350 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.400 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.450 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.500 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.550 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.600 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.650 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.700 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.750 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| | >=0.800 | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |

Fuente: Elaboración propia.

V. CONCLUSIONES

- Se aplicó el método del kriging ordinario para la estimación de recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú.
- A partir del EDA se determinaron los dominios geoestadísticos para la estimación de recursos minerales del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú; considerando variables categóricas (características geológicas) y continuas (valores de elementos).
- A partir de la información geológica obtenida del logueo de taladros se elaboró un modelo geológico del proyecto Purple Hill en Tacna, Perú.
- Producto de la categorización de recursos a partir de una estimación aplicando el método de kriging ordinario se obtuvo que, en recursos medidos se tiene 8,570,624 toneladas con 0.310% de Cu considerando una ley de corte de 0.20% de Cu; en recursos indicados se tiene 127,584 toneladas con 0.222% de Cu considerando una ley de corte de 0.20% de Cu.

VI. RECOMENDACIONES

- Automatizar la base de datos para evitar errores en el manejo de la información obtenida desde el muestreo hasta la consolidación de esta, siendo precisa, concordante, validada y robusta, es en base a la data que se realiza todo el estudio y se obtienen resultados confiables para una toma de decisión.
- Emplear la técnica del kriging ordinario en yacimientos polimetálicos con sistemas de vetas, mantos u otros para validar su precisión en depósitos distintos a los pórfidos.
- Determinar los dominios de estimación como punto de partida para poder definir los escenarios de estudio, considerando que representan unidades geológicas o geoestadísticas con comportamientos distintos en el espacio, los límites y toda la información que abarcan son clave para poder estimar los recursos de un proyecto o un depósito en explotación.
- Generar variogramas y emplear parámetros de búsqueda independientes para cada elemento que se desee estimar, dado que, en la naturaleza, la distribución de los elementos no es homogénea, optimizando el método de estimación de kriging ordinario.

BIBLIOGRAFÍA

- Alperin, M. (2013) *Introducción al análisis estadístico de datos geológicos*. Editorial de la Universidad Nacional de La Plata. Argentina.
- Ávila, M. (2019) “*Desarrollo de guía de mejores prácticas en estimación de recursos mineros para yacimientos tipo pórfido cuprífero en Chile*”. Universidad de Chile.
- Buscaglione, V. (2016) *Aplicación de truncación para la estimación de leyes*. Universidad de Chile.
- Cahuana, W. (2019) “*Aplicación de la simulación condicional a los dominios de estimación de recursos de la mina Cuajone*”. Universidad Nacional de Huancavelica, Perú.
- Cossio, D., & Rivera, H. (2017). *Caracterización Geoquímica del Elemento Zinc en la Mina Toquepala y sus implicancias en el tratamiento metalúrgico*. Revista Del Instituto De investigación De La Facultad De Minas, Metalurgia Y Ciencias geográficas, 20(39), 13–26.
- Domingos, D.; Oliveira, I.; Rodrigues, G.; Ferraz, L. (2017). *In bathymetric surfaces: idw or kriging?*. Bulletin of Geodetic Sciences, 3(3),492-508. ISSN: 1413-4853.
- Elissetche Correa, P. N., & Emery, X. (2010). *Modelamiento de Recursos de un Yacimiento Exótico*. Santiago de Chile.
- Emery X. (2007). *Apunte de Geoestadística*. Santiago: Universidad de Chile.
- Emery X.; Séguret, S. (2020) *Geoestadística de yacimientos de cobre chilenos*. Editorial Caligrama – España.

- Mamani, L. (2020). “Proceso de estimación de recursos minerales y aplicación de los métodos geoestadísticos aplicado en los cuerpos mineralizados 1, 2 y 5 en la unidad Cerro Lindo”. Universidad Nacional de San Agustín.
- MINEM (2022), “Anuario Minero 2021 – Ministerio de Energía y Minas” Primera edición, Lima.
- Navarro, P & Gustavo, A. (2020) *Comparación entre la aplicación de Kriging y Cokriging para estimar especies de cobre en un yacimiento tipo pórfido cuprífero*. Universidad de Chile
- Pizarro, S. (2011) *Modelamiento geoestadístico de leyes de cobre total y soluble*. Universidad de Chile.
- Puga, C. (2021) “*Impacto de muestreo y modelamiento en la estimación mediante kriging*”. Universidad de Chile.
- Vargas, E. (2020) “*Caracterización y estimación de los recursos no metálicos de la formación Herradura como fuente de la industria cerámica distrito de Asia, provincia de Cañete – región Lima*”. Universidad Nacional de San Agustín.

ANEXOS

ANEXO 1 : GLOSARIO

BoxPlot: Diagrama de cajas, herramienta gráfica que permite tener una idea visual de la distribución de los datos.

Brownfield: Trabajo en un terreno o instalación existente previamente trabajado o muy cercano a uno.

Compósitos: Regularización de las muestras a intervalos que coinciden con la altura de los bancos o una fracción de esta. Se emplea para modelar los recursos de yacimientos grandes, diseminados de baja ley que generalmente se explotan con minería a cielo abierto.

Contact plot: Herramienta gráfica que compara un conjunto de valores de un determinado elemento con un contacto geológico definido.

Contaminación: Es la transferencia involuntaria de material de una muestra o del ambiente a otra muestra que será medida.

CPP: Gráfico de probabilidad acumulada, herramienta gráfica que permite comparar una distribución experimental con una distribución de referencia (normal o lognormal generalmente).

EDA: (Análisis estadístico de data), es un conjunto de técnicas estadísticas cuya finalidad es conseguir un entendimiento básico de los datos y de las relaciones existentes entre las variables analizadas.

Estimador insesgado: Estimador que posee la propiedad de que el promedio de las estimaciones efectuadas a partir de todas las muestras posibles de un determinado tamaño es igual al valor verdadero o poblacional.

Exactitud: La cercanía de una medición respecto al valor real.

Histograma: Herramienta gráfica que permite representar la distribución de frecuencias de una variable continua, describiendo su tendencia y dispersión.

Intervalo de confianza: Límites de confianza, corresponde a un rango de valores dentro del cual se encontraría el valor estimado con una probabilidad determinada, usualmente empleado al 95%.

Media: Promedio aritmético de un conjunto de valores.

Modelo de bloques: Representación simplificada de un yacimiento mineral y sus alrededores, que se puede considerar como una pila de “cubos” que representan pequeños volúmenes de roca en un depósito.

Outliers: Son muestras en el set de datos que se encuentran excepcionalmente alejadas de la mayor parte de los datos.

Precisión: La capacidad de repetir consistentemente los resultados de una medición en condiciones similares.

Recurso mineral: Parte de la corteza terrestre con rocas o sustancias minerales que pueden ser explotadas con beneficio económico.

RCB: Relative Confidence of Bond, método consiste en hallar la varianza combinada local de Kriging, se establecen los límites de confianza mínimo y máximo de acuerdo a su distribución estadística al 95% de confianza.

Sesgo: Asimetría que presenta una distribución de frecuencias.

Soporte: Es el tamaño o volumen de la muestra que define la variable regionalizada.

Variable regionalizada: Es un atributo o dimensión que depende de la ubicación geográfica, como la litología, la calidad geomecánica, ensayos químicos.

Varianza: Medida de dispersión de la información.

ANEXO 2: BASE DE DATOS PERFORACIÓN DIAMANTINA

Tabla 12. Coordenadas de los DDH empleados para la investigación (pt.1)

| # | HOLEID | EAST | NORTH | RL | DEPTH |
|----|-----------|----------|---------|--------|-------|
| 1 | DH-01-17 | 551108.6 | 65826.4 | 3716.7 | 150 |
| 2 | DH-02-17 | 550921.0 | 65533.2 | 3717.8 | 150 |
| 3 | DH-03-17 | 550801.8 | 65532.6 | 3715.3 | 120 |
| 4 | DH-04-17 | 551106.8 | 65771.9 | 3705.6 | 200 |
| 5 | DH-05-17 | 550860.8 | 65528.6 | 3717.4 | 150 |
| 6 | DH-06-17 | 551040.4 | 65769.2 | 3724.1 | 127 |
| 7 | DH-07-17 | 550807.2 | 65473.3 | 3690.0 | 150 |
| 8 | DH-08-17 | 551168.4 | 65888.0 | 3708.3 | 501 |
| 9 | DH-09-17 | 550864.6 | 65652.6 | 3765.6 | 165 |
| 10 | DH-10-17 | 550862.3 | 65710.2 | 3761.7 | 150 |
| 11 | DH-100-18 | 551499.8 | 65919.5 | 3621.4 | 189 |
| 12 | DH-11-17 | 550923.1 | 65716.5 | 3751.6 | 150 |
| 13 | DH-12-17 | 550864.8 | 65595.4 | 3756.9 | 102 |
| 14 | DH-13-17 | 550918.0 | 65769.1 | 3743.9 | 150 |
| 15 | DH-14-17 | 550861.3 | 65764.6 | 3740.5 | 135 |
| 16 | DH-15-17 | 550985.8 | 65770.8 | 3735.0 | 200 |
| 17 | DH-16-17 | 551167.8 | 65947.5 | 3710.2 | 123 |
| 18 | DH-17-17 | 551048.6 | 65829.5 | 3741.2 | 192 |
| 19 | DH-18-17 | 551115.9 | 65947.1 | 3710.6 | 102 |
| 20 | DH-19-17 | 551052.3 | 65943.3 | 3707.3 | 120 |
| 21 | DH-20-17 | 550988.2 | 65827.1 | 3746.4 | 150 |
| 22 | DH-21-17 | 551168.4 | 65826.5 | 3692.9 | 102 |
| 23 | DH-22-17 | 551108.8 | 65882.4 | 3729.5 | 138 |
| 24 | DH-23-17 | 551041.6 | 65893.8 | 3727.0 | 126 |
| 25 | DH-24-17 | 551229.4 | 65943.7 | 3693.9 | 81 |
| 26 | DH-25-17 | 550984.1 | 65886.0 | 3716.3 | 120 |
| 27 | DH-26-17 | 551171.4 | 66004.7 | 3693.3 | 105 |
| 28 | DH-27-17 | 550930.9 | 65831.4 | 3721.0 | 114 |
| 29 | DH-28-17 | 551116.2 | 66009.6 | 3689.9 | 87 |
| 30 | DH-29-17 | 550866.8 | 65830.4 | 3710.0 | 102 |
| 31 | DH-30-17 | 550925.5 | 65906.8 | 3689.9 | 132 |
| 32 | DH-31-17 | 551231.9 | 65878.4 | 3679.5 | 81 |
| 33 | DH-32-17 | 550989.9 | 65948.6 | 3691.5 | 108 |
| 34 | DH-33-17 | 551163.7 | 65767.8 | 3678.4 | 165 |
| 35 | DH-34-17 | 551048.3 | 66006.5 | 3683.1 | 90 |
| 36 | DH-35-17 | 550930.4 | 65949.1 | 3676.8 | 81 |
| 37 | DH-36-17 | 551101.2 | 65706.6 | 3684.3 | 180 |
| 38 | DH-37-17 | 551179.4 | 66121.5 | 3693.2 | 500 |
| 39 | DH-38-18 | 551040.6 | 65469.7 | 3680.5 | 132 |
| 40 | DH-39-18 | 551227.1 | 65773.3 | 3651.5 | 114 |
| 41 | DH-40-18 | 551161.4 | 65706.2 | 3660.1 | 132 |
| 42 | DH-41-18 | 551232.4 | 66122.2 | 3685.7 | 132 |
| 43 | DH-42-18 | 551229.9 | 65826.2 | 3663.9 | 99 |
| 44 | DH-43-18 | 551178.1 | 66067.3 | 3685.2 | 108 |
| 45 | DH-44-18 | 551292.3 | 65886.5 | 3673.7 | 117 |
| 46 | DH-45-18 | 551233.4 | 66187.2 | 3705.4 | 117 |
| 47 | DH-46-18 | 551286.2 | 65941.2 | 3677.4 | 150 |
| 48 | DH-47-18 | 551176.0 | 66185.6 | 3705.4 | 150 |
| 49 | DH-48-18 | 551120.3 | 66246.1 | 3714.9 | 150 |
| 50 | DH-49-18 | 551286.5 | 65828.0 | 3642.3 | 150 |
| 51 | DH-50-18 | 551233.2 | 66064.1 | 3673.2 | 129 |
| 52 | DH-51-18 | 551054.1 | 66186.5 | 3683.0 | 111 |
| 53 | DH-52-18 | 551219.3 | 65709.7 | 3639.0 | 135 |
| 54 | DH-53-18 | 551112.6 | 66128.7 | 3679.0 | 117 |
| 55 | DH-54-18 | 551347.1 | 65877.6 | 3651.3 | 132 |
| 56 | DH-55-18 | 551111.7 | 66066.1 | 3678.4 | 105 |
| 57 | DH-56-18 | 550988.5 | 66193.6 | 3666.6 | 165 |
| 58 | DH-57-18 | 551350.7 | 65939.7 | 3657.9 | 132 |
| 59 | DH-58-18 | 550993.4 | 66065.5 | 3659.7 | 81 |
| 60 | DH-59-18 | 551352.5 | 65998.8 | 3637.7 | 117 |
| 61 | DH-60-18 | 551116.1 | 66189.1 | 3692.8 | 105 |
| 62 | DH-61-18 | 551289.9 | 66067.5 | 3652.2 | 165 |
| 63 | DH-62-18 | 551062.8 | 66244.7 | 3700.0 | 150 |
| 64 | DH-63-18 | 550888.0 | 66467.3 | 3654.6 | 487 |

Tabla 13. Coordenadas de los DDH empleados para la investigación (pt. 2)

| # | HOLEID | EAST | NORTH | RL | DEPTH |
|-----|----------|----------|---------|--------|-------|
| 65 | DH-64-18 | 551230.3 | 66002.0 | 3681.0 | 135 |
| 66 | DH-65-18 | 550995.6 | 66296.9 | 3701.4 | 102 |
| 67 | DH-66-18 | 550995.6 | 66249.5 | 3687.8 | 132 |
| 68 | DH-67-18 | 550999.0 | 66370.7 | 3676.8 | 132 |
| 69 | DH-68-18 | 551054.3 | 66305.9 | 3707.2 | 218 |
| 70 | DH-69-18 | 551114.3 | 66307.7 | 3722.1 | 201 |
| 71 | DH-70-18 | 550986.5 | 65710.1 | 3720.9 | 150 |
| 72 | DH-71-18 | 551046.8 | 65710.3 | 3700.8 | 165 |
| 73 | DH-72-18 | 551070.7 | 66357.4 | 3699.5 | 132 |
| 74 | DH-73-18 | 551046.2 | 65649.8 | 3682.5 | 150 |
| 75 | DH-74-18 | 550937.9 | 66310.4 | 3688.2 | 132 |
| 76 | DH-75-18 | 551104.1 | 65585.8 | 3648.5 | 150 |
| 77 | DH-76-18 | 551055.5 | 66068.6 | 3668.6 | 150 |
| 78 | DH-77-18 | 551124.8 | 65350.9 | 3609.0 | 500 |
| 79 | DH-78-18 | 550989.5 | 66007.2 | 3674.0 | 132 |
| 80 | DH-79-18 | 550806.0 | 65706.2 | 3746.4 | 132 |
| 81 | DH-80-18 | 550804.9 | 65774.5 | 3726.3 | 150 |
| 82 | DH-81-18 | 551410.8 | 66065.4 | 3632.2 | 150 |
| 83 | DH-82-18 | 551283.6 | 65704.6 | 3615.2 | 150 |
| 84 | DH-83-18 | 551346.7 | 66068.8 | 3630.2 | 150 |
| 85 | DH-84-18 | 551294.8 | 65768.3 | 3616.4 | 135 |
| 86 | DH-85-18 | 551348.9 | 66120.9 | 3640.1 | 150 |
| 87 | DH-86-18 | 551346.8 | 65755.9 | 3616.1 | 500 |
| 88 | DH-87-18 | 551416.0 | 66123.4 | 3653.5 | 150 |
| 89 | DH-88-18 | 551292.0 | 66125.2 | 3666.7 | 165 |
| 90 | DH-89-18 | 551354.3 | 66182.6 | 3655.7 | 150 |
| 91 | DH-90-18 | 551372.7 | 65821.1 | 3625.6 | 150 |
| 92 | DH-91-18 | 551353.7 | 66235.0 | 3665.1 | 500 |
| 93 | DH-92-18 | 551412.6 | 65880.5 | 3621.6 | 165 |
| 94 | DH-93-18 | 551411.2 | 65946.3 | 3627.7 | 156 |
| 95 | DH-94-18 | 551427.2 | 65986.6 | 3624.6 | 500 |
| 96 | DH-95-18 | 551288.3 | 66005.3 | 3657.2 | 150 |
| 97 | DH-96-18 | 551300.8 | 66243.7 | 3682.5 | 139 |
| 98 | DH-97-18 | 551293.0 | 66181.6 | 3684.4 | 150 |
| 99 | DH-98-18 | 551173.8 | 66246.6 | 3718.5 | 507 |
| 100 | DH-99-18 | 551235.4 | 66245.3 | 3709.2 | 150 |
| 101 | CA10 | 551211.9 | 65783.8 | 3662.5 | 114 |
| 102 | CA11 | 551081.3 | 65773.8 | 3715.6 | 86 |
| 103 | CA12 | 551095.1 | 65795.5 | 3715.8 | 173 |
| 104 | CA13 | 551147.3 | 65682.5 | 3659.5 | 99 |
| 105 | CA14 | 551330.9 | 65842.8 | 3648.0 | 80 |
| 106 | CA15 | 551353.5 | 65927.7 | 3657.0 | 76 |
| 107 | CA16 | 550945.6 | 66315.2 | 3688.4 | 82 |
| 108 | CA17 | 550966.0 | 65220.1 | 3553.0 | 703 |
| 109 | CA18 | 551291.7 | 65678.9 | 3595.6 | 752 |
| 110 | CA19 | 551606.4 | 65623.8 | 3505.2 | 652 |
| 111 | CA2 | 551052.7 | 65859.2 | 3745.8 | 381 |
| 112 | CA20 | 550738.6 | 65744.3 | 3715.3 | 521 |
| 113 | CA21 | 551026.4 | 66461.7 | 3696.5 | 401 |
| 114 | CA22 | 551213.3 | 65854.8 | 3677.4 | 400 |
| 115 | CA23 | 551300.6 | 66138.7 | 3667.3 | 564 |
| 116 | CA24 | 551421.3 | 66209.5 | 3671.2 | 468 |
| 117 | CA3 | 551233.4 | 65873.5 | 3677.5 | 320 |
| 118 | CA4 | 550963.8 | 65787.1 | 3745.7 | 125 |
| 119 | CA5 | 551011.5 | 66299.2 | 3701.8 | 200 |
| 120 | CA6 | 551148.7 | 65883.3 | 3715.7 | 141 |
| 121 | CA7 | 550966.4 | 65940.3 | 3689.8 | 80 |
| 122 | CA8 | 551137.5 | 65968.3 | 3703.0 | 71 |
| 123 | CA9 | 550969.9 | 65853.5 | 3723.7 | 114 |
| 124 | COND-01 | 550959.7 | 65098.8 | 3512.5 | 600 |
| 125 | COND-02 | 551197.1 | 65120.1 | 3549.8 | 600 |
| 126 | COND-03 | 551209.9 | 65438.0 | 3600.5 | 600 |
| 127 | COND-04 | 551303.8 | 65661.6 | 3612.3 | 600 |
| 128 | COND-05 | 551414.3 | 65750.0 | 3613.8 | 600 |

ANEXO 3: GUÍA DE ELABORACIÓN

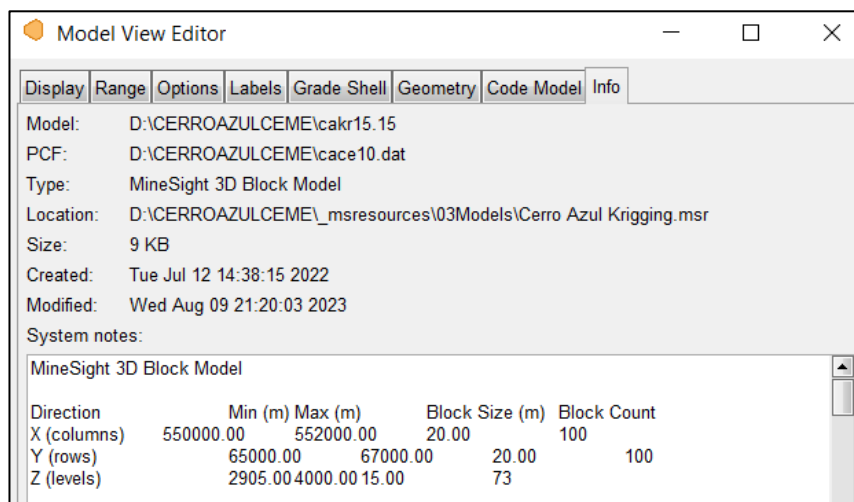


Figura 144. Características del modelo de bloques. Fuente: Elaboración propia.

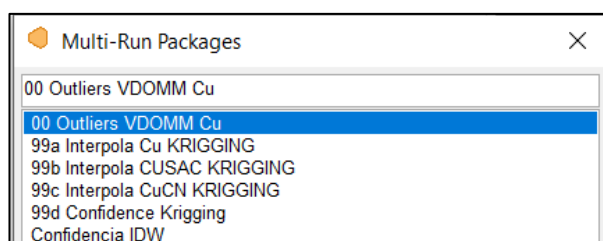


Figura 145. Multi-run elaborado con principales pasos de estimación por el método de kriging ordinario. Fuente: Elaboración propia.

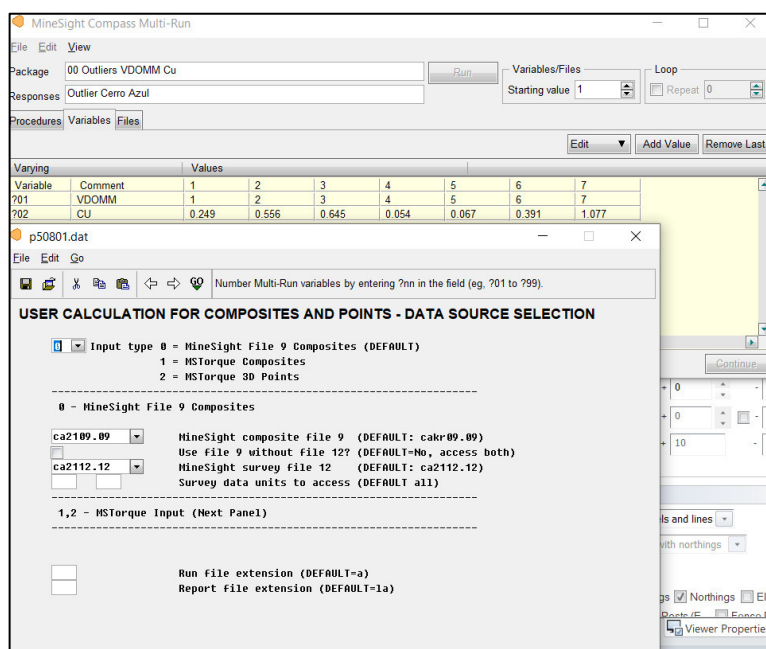


Figura 146. Panel principal del proceso de capping para el tratamiento de valores outliers. Fuente: Elaboración propia.

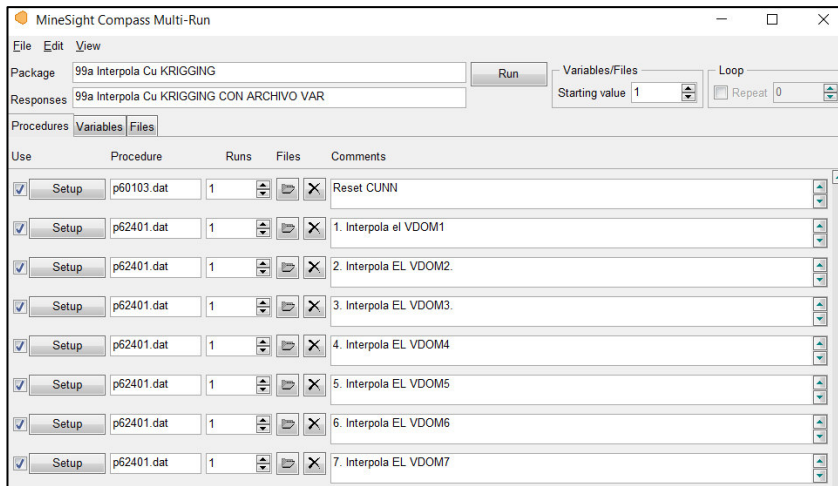


Figura 147. Multi-run de estimación del elemento Cu por el método del kriging ordinario. Fuente: Elaboración propia.

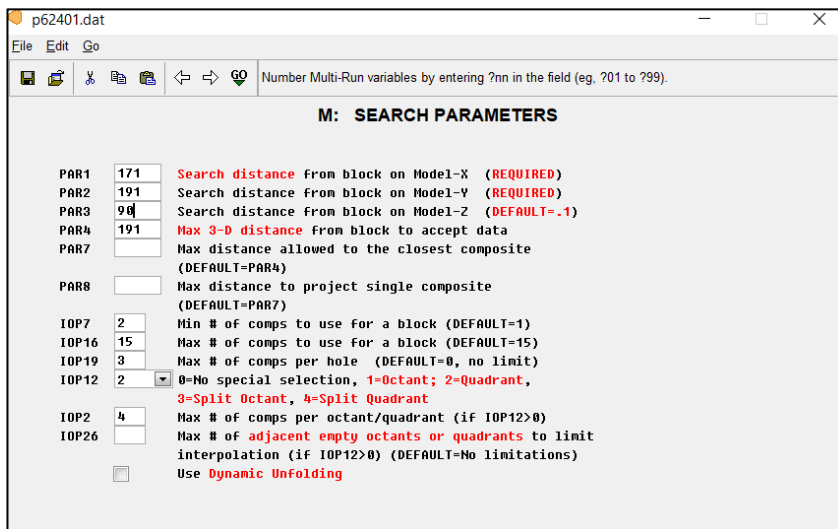


Figura 148. Configuración de parámetros de búsqueda. Fuente: Elaboración propia.

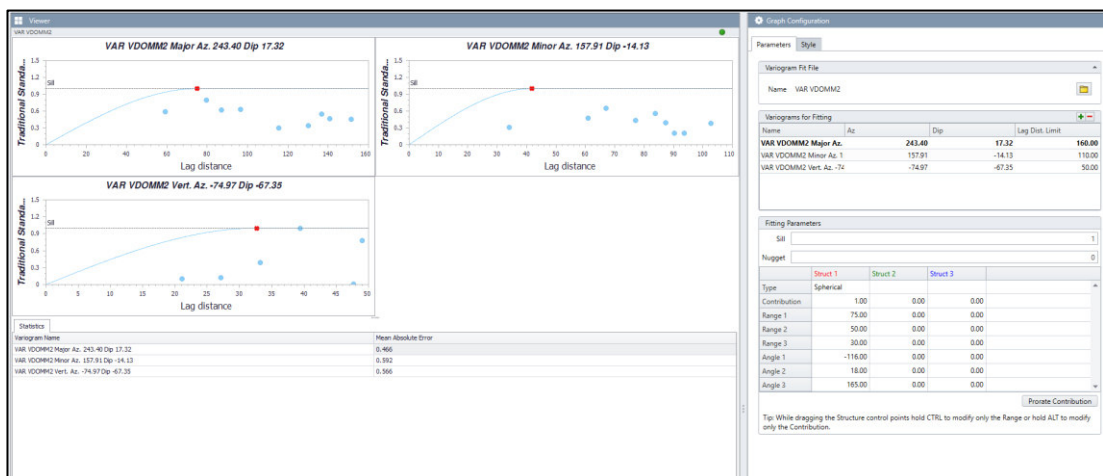


Figura 149. Variogramas generados por dominios. Fuente: Elaboración propia.

Figura 150. Carguío de parámetros de variograma en el proceso de estimación por el método de kriging ordinario. Fuente: Elaboración propia.

Figura 151. Configuración de modelo de variograma esférico. Fuente: Elaboración propia.

Figura 152. Configuración de dominios que serán afectados por la estimación por el método de kriging ordinario. Fuente: Elaboración propia.

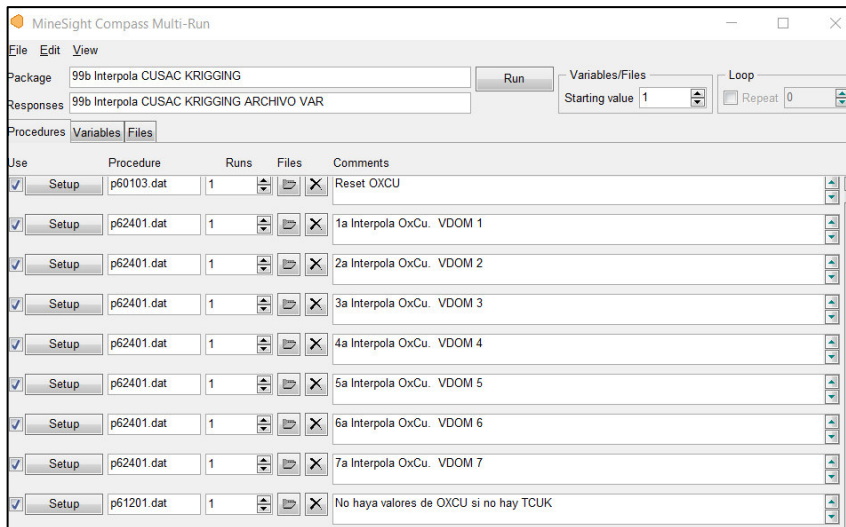


Figura 153. Multi-run de estimación de CuSAC por el método del kriging ordinario. Fuente: Elaboración propia.

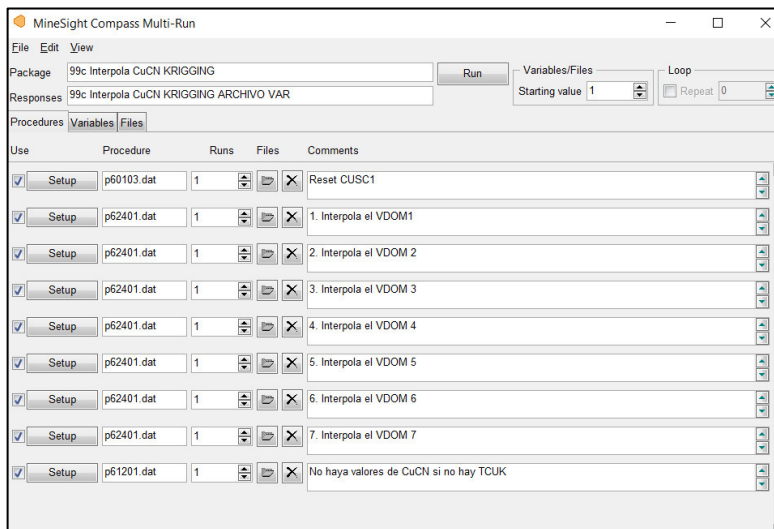


Figura 154. Multi-run de estimación de CuSCN por el método del kriging ordinario. Fuente: Elaboración propia.

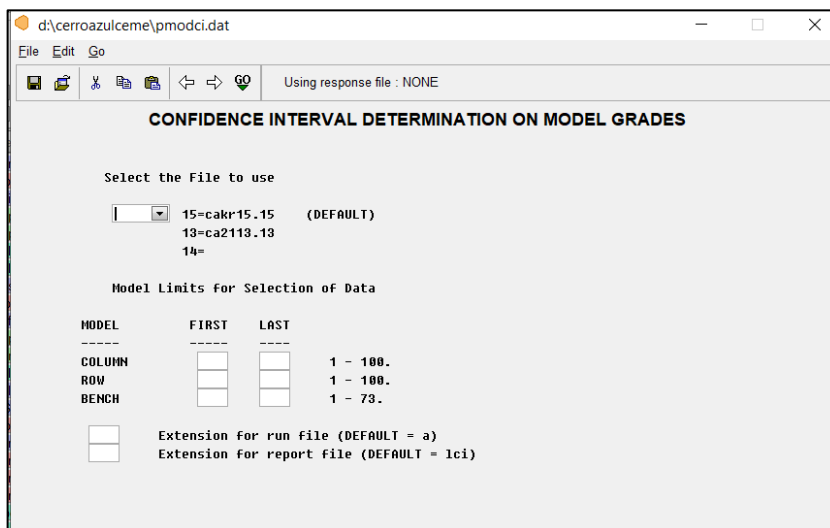


Figura 155. Configuración para el cálculo de RCB. Fuente: Elaboración propia.

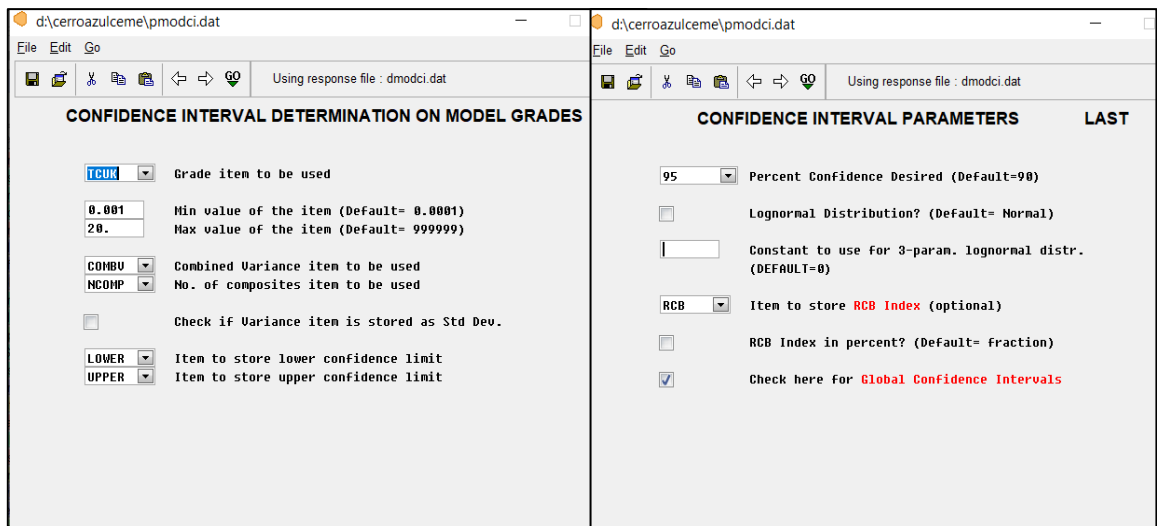


Figura 156. Paneles de cálculo RCB. Fuente: Elaboración propia.

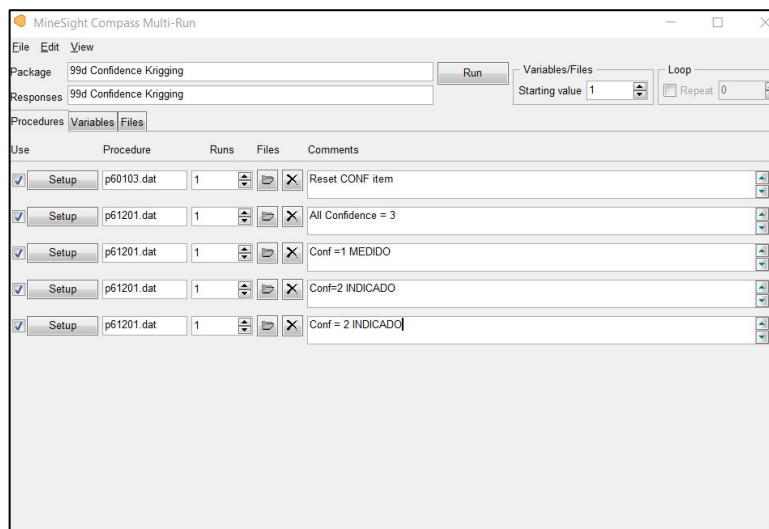


Figura 157. Multi-run para el cálculo de confianza. Fuente: Elaboración propia.