



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA DE MINAS

MODELAMIENTO EMPÍRICO DE COLGADURAS EN MINERÍA DE CAVING

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL DE MINAS

LUIS DE BELÉN ARAYA ORTEGA

PROFESOR GUÍA:

ALVARO ALTAMIRANO CONDOR

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:

RAUL CASTRO RUIZ

EDUARDO VIERA QUEZADA

SANTIAGO DE CHILE

2018

**RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR AL
TÍTULO DE: INGENIERO CIVIL DE MINAS
FECHA: ABRIL DE 2018
PROFESOR GUÍA: RAÚL CASTRO RUÍZ**

RESUMEN

Los métodos de explotación por hundimiento corresponden a una de las mejores opciones para la extracción de yacimientos masivos a bajo costo. Una principal exigencia, es asegurar la continuidad operacional de la extracción. Para esto se deben tener en cuenta aquellos riesgos que afectando el punto anterior puedan repercutir en el aspecto económico, como ocurre con las interferencias operacionales que, disminuyen la productividad y obligan a incurrir en costos adicionales; tal como ocurre en el caso de formación de colgaduras, que interrumpen el flujo normal de mineral en los puntos de extracción, no permitiendo que estén disponibles y forzando a aplicar técnicas de reducción secundaria para reestablecerlos.

El objetivo general de este estudio, es desarrollar una herramienta predictiva a través de una metodología estadística denominada de regresión logística binaria cuyo producto principal es la generación de modelos. La motivación de utilizar lo anterior, radica en obtener la información proveniente de dichos modelos para la predicción de colgaduras con la finalidad de incorporarla en la planificación y diseño de los años posteriores.

La base de datos está basada en información proveniente de dos de los cuatro macrobloques pertenecientes a la faena minera Cadia East de Newcrest en Australia (PC1S1, PC1S2, PC2S1 y PC2S2). Del análisis realizado a los macrobloques denominados PC1S1 y PC2S1, se obtiene que la fragmentación de PC1S1 es fina en comparación de la mayoría de las minas que se conocen a nivel mundial respecto al uso de técnicas de preacondicionamiento, y se traduce en un comportamiento diferente en términos de colgaduras (baja cantidad de puntos de extracción colgados). Cabe destacar que, PC1S1 posee un caving maduro conectado a superficie, mientras que el PC2S1 aún no lo ha hecho, y se espera una disminución de la fragmentación y colgaduras cuando ocurra la conexión.

El estudio analizó varios sets de variables para representar el fenómeno en cuestión, sin embargo, aquellas que demostraron ser representativas y que a la vez no eran redundantes respecto a las demás corresponden a la extracción, uniformidad y RMR.

Basado en las variables seleccionadas se realizaron modelos de colgaduras para ambos bloques obteniendo aciertos globales de 54% y 60% para PC1S1 y PC2S1 respectivamente. De lo anterior, cabe señalar que el acierto de PC1S1 es bajo y no se recomiendan pronósticos de colgaduras sobre el footprint, mientras que si es posible ejecutarlo sobre PC2S1.

De cada modelo, se obtiene que un incremento en las variables de extracción y uniformidad reflejan una disminución del índice de colgaduras (eventos/1,000 t). De modo contrario, para mayores valores de la variable RMR, el índice de colgaduras se incrementa.

Haciendo uso del modelo para PC2S1, se establece un pronóstico de las zonas del footprint que se verán mayormente afectadas, y es que desde un comienzo el sector de mayor riesgo estuvo en el centro, se espera que se traslade hacia el este para finales del año 2018, concentrando el mayor porcentaje de área afectada por colgaduras/área activa en las calles de producción de 212 a 232.

ABSTRACT

Caving methods are one of the best options to extract ore massive deposits at low cost. A main requirement is to ensure operational continuity of extraction. For this purpose, those risks that may have an impact on economic aspect must be taken into account, as it is possible to mention the operational interferences that decreases productivity and lead to spend in higher costs. For example, the above occurs for hang ups in drawpoints, which interrupt the ore normal flow not allowing their availability, translating in extra cost of secondary reduction to re-establish the normal flow.

The general objective of this study is to develop a tool through a statistical methodology that allows generating models using binary logistic regression techniques, whose aim is to generate possible hang ups predictions to incorporate in planning and design for the next years.

The database is based on information from two of four macroblocks of Cadia East mine belonging to Newcrest located in Australia (PC1S1, PC1S2, PC2S1 and PC2S2). From the developed analysis to blocks PC1S1 and PC2S1, it is obtained that fragmentation of PC1S1 is finer compared to most of known mine around the world, regarding the use of preconditioning techniques, translating in a different behavior in terms of hang ups. Besides, PC1S1 has a mature caving connected to surface, while PC2S1 hasn't done yet, and a decreasing in fragmentation and hang ups is expected when the connection occurs.

The study analyzed several variables to represent the phenomenon, however, those variables that proved to be representative and were not redundant with respect to the others correspond to extraction, uniformity and RMR.

Based on the selected variables, hang up models were made from both blocks obtaining global hits of 54% and 60% for PC1S1 and PC2S1 respectively. From the above, it should be noted that the success of PC1S1 is low and not recommended forecasts of hangings on the footprint, while if it is possible to realize it on PC2S1.

From each model, it is obtained that an increase in extraction variables and uniformity reflect a decrease in the hang up index (events / 1,000 t). On the other hand, for higher values of the RMR variable, the hang up index is increased.

Using the model for PC2S1, it establishes the footprint areas that will be most affected. From the beginning the highest risk sector was in the center, it is expected to move to the east by the end of the year 2018, concentrating the highest percentage of area affected by hangings / active area in the production drifts from 212 to 232.

AGRADECIMIENTOS

Quiero comenzar agradeciendo a Dios y a mi familia, por todas esas conversaciones, expresiones de ánimo y discusiones fuente de un sinfín de sentimientos que terminaron reconfortando mis fuerzas.

A mis familiares cercanos que han sido apoyo fundamental a lo largo de mi vida, creyendo en mí, haciéndome sentir respaldado y que no estoy solo.

A mis más cercanos amigos Rubén, Sebita Reyes y Pancho Arriola. Éstos dos últimos, con los cuales hemos estado en contacto desde el Liceo compartiendo momentos inolvidables, que sin esperarlo se convirtieron en grandes recuerdos que me ayudan hasta hoy a subir mi ánimo cuando lo necesito.

Al profesor Raúl, le agradezco la oportunidad de poder trabajar con él, por sus preguntas y cuestionamientos que permiten descubrir mejoras para aristas de trabajo no son fáciles de visualizar.

A mi profesor Co-guía Álvaro, por su experiencia, paciencia y tiempo para responder mis preguntas y dudas de gran aporte en el trabajo.

A los chicos de BCTEC y BCLab; Seba, Juanpi, Alvaro, Pancho, Lenin, Vanessa, Yina y María Elena por su alegría y apoyo cuando lo necesité.

A Fabián y Gody por el estudio que hicimos juntos a lo largo de la carrera y por las actividades extras en las que pudimos compartir que me ayudaron a crecer como persona, teniendo una talle o una crítica constructiva para mi vida.

A todos aquellos amigos que compartieron la pasión por el deporte (fútbol, tenis de mesa o squash) y que se encontraron a lo largo de la carrera conmigo como Renán, Daniel Pedraza, Javo, César y Oscar.

A quienes conocí durante la carrera y que igualmente me ayudaron de una u otra manera, como Héctor, Paolo, Humberto, Iris, Canales, Jupu, Alcaíno, Tixi, Soto y Simón.

A todos aquellos que se tomaron el tiempo para compartir y entablar una conversación conmigo y que no mencioné, les extiendo mi gratitud igualmente.

Finalmente, a mi perrito pepito, que siempre me alegraba el día cuando regresaba cansado.

TABLA DE CONTENIDO

1	Introducción	1
1.1	Introducción	1
1.2	Motivación del trabajo	2
1.3	Objetivos	3
1.4	Metodología de trabajo.....	4
1.5	Contenidos de la memoria.....	5
2	Revisión Bibliográfica.....	6
2.1	Introducción	6
2.2	Colgaduras.....	6
2.3	Modelos físicos de colgaduras	8
2.4	Regresión Logística.....	11
2.4.1	Fundamentos de Regresión Logística.....	11
2.4.2	Matriz de contingencia	12
2.4.3	Ajuste de Regresión Logística.....	13
2.4.4	Odds Ratio.....	13
2.4.5	Principio de parsimonia.....	13
2.4.6	Análisis ROC.....	13
2.5	Modelamiento estadístico.....	14
2.5.1	Usos actuales de regresión logística.....	14
2.5.2	Modelos actuales de colgaduras	19
2.6	Pre acondicionamiento del macizo rocoso	20
2.6.1	Fracturamiento hidráulico	21
2.6.2	Debilitamiento dinámico con explosivos (DDE)	21
2.6.3	Pre acondicionamiento mixto.....	22
2.7	Conclusiones del capítulo.....	23
3	Metodología	25
3.1	Introducción	25
3.2	Estudio exploratorio de datos y construcción de variables independientes.....	25
3.3	Preparación de la base de datos.....	28
3.4	Análisis univariable y multivariable.....	29
3.5	Calibración y validación.....	29
3.6	Análisis y recomendaciones	30

3.7	Conclusiones	30
4	Estudio exploratorio de datos y construcción de variables independientes.....	31
4.1	Introducción	31
4.2	Información de la faena.....	31
4.3	Cadia East PC1S1.....	32
4.3.1	Antecedentes	32
4.3.2	Extracción.....	37
4.3.3	Litología	38
4.3.4	Uniformidad	40
4.3.5	RMR.....	41
4.3.6	Efecto de variables en la fragmentación.....	42
4.4	Cadia East PC2S1.....	47
4.4.1	Antecedentes	47
4.4.2	Extracción.....	51
4.4.3	Litología	52
4.4.4	Uniformidad	54
4.4.5	RMR.....	55
4.4.6	Efecto de las variables en la fragmentación	56
4.5	Conclusiones del capítulo.....	58
4.5.1	Conclusiones para PC1S1	58
4.5.2	Conclusiones para PC2S1	58
5	Construcción de modelos multivariables	60
5.1	Introducción	60
5.2	Preparación de la base de datos y análisis de variables.....	60
5.2.1	Preparación de la base de datos.....	60
5.3	Construcción de los modelos.....	61
5.3.1	Análisis univariable.....	61
5.3.2	Análisis multivariable PC1S1	61
5.3.3	Análisis multivariable PC2S1	63
5.4	Calibración y validación del modelo.....	65
5.5	Mapas de riesgo.....	67
5.6	Proyecciones a partir del modelo – Forecast.....	70
5.7	Interpretación del índice de colgaduras mediante simulación.....	72
5.8	Conclusiones del capítulo.....	75
6	Conclusiones	76

6.1	Conclusiones Generales	76
6.2	Recomendaciones para trabajos futuros	78
7	Bibliografía	79
8	Anexos.....	81
8.1	Calibración de los modelos	81
8.1.1	Calibración modelo PC1S1	81
8.1.2	Calibración modelo PC2S1	83
8.2	Información de RMR	84
8.3	Fragmentación.....	85

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Metodología de trabajo	4
Figura 2: Forma de un arco mecánico (Kvapil, 2008)	7
Figura 3: Diagrama de fuerzas de un arco mecánico (Kvapil,2008).....	7
Figura 4: Ejemplo de curva ROC.....	14
Figura 5: Esquema del uso de fracturamiento hidráulico.....	21
Figura 6: Fracturas generadas mediante DDE.....	22
Figura 7: Esquema del pre acondicionamiento utilizado en Cadia East en PC1S1(MassMin,2016)	23
Figura 8: Base de datos para evento raro	28
Figura 9: Vista aérea de CVO (Cadia Technical Report).....	31
Figura 10: Configuración de Cadia East (Geotechnical Report).....	32
Figura 11: Cotas de los niveles de producción y hundimiento para PC1S1 y PC2S1.....	33
Figura 12: Secuencia de extracción para el PC1	33
Figura 13: Extracción registrada a Julio de 2017 para PC1S1	34
Figura 14: Altura extraída registrada a Julio de 2017 para PC1S1	34
Figura 15: Tonelaje extraído acumulado a Julio de 2017 para PC1S1.....	35
Figura 16: Tasas de extracción y puntos de extracción activos para PC1S1.....	36
Figura 17: Velocidad de extracción y cave back en función del porcentaje de extracción para PC1S1	36
Figura 18: Velocidad de extracción y cave back en función de la altura extraída para PC1S1	37
Figura 19: Promedio de índice de colgaduras de enero a diciembre de 2016 para PC1S1	37
Figura 20: Relación entre la altura extraída y la altura extraída para PC1S1, con la cantidad de datos disponibles.....	38
Figura 21: Litología por punto de extracción para PC1S1.....	39
Figura 22: Relación entre índice de colgaduras y altura extraída para PC1S1- rocas volcánica y monzonita	39
Figura 23: Relación del índice de colgaduras y la uniformidad para PC1S1	40
Figura 24: RMR para el nivel de producción de PC1S1	41
Figura 25: Relación entre el índice de colgaduras y RMR para PC1S1.....	42
Figura 26: Puntos de extracción con información de fragmentación para PC1S1.....	43
Figura 27: Puntos de extracción seleccionados del footprint	43
Figura 28: Relación de fragmentación con la extracción para los puntos 108E05, 112W11,102W03,104E06.....	44
Figura 29: Relación de fragmentación con la extracción para el punto 108E03	45
Figura 30: Dispersión de d80 vs extracción, mostrando el efecto de la conexión a superficie.	45
Figura 31: Dispersión de d80 vs extracción para la roca volcánica.	46
Figura 32: Dispersión de d80 vs extracción para la roca monzonita.....	46
Figura 33: Secuencia de extracción para PC2S1.....	47
Figura 34: Porcentaje de extracción por punto de extracción para PC2S1	48
Figura 35: Altura extraída por punto de extracción para PC2S1.....	48
Figura 36: Tonelaje acumulado por punto de extracción para PC2S1	49
Figura 37: Tasa de extracción y puntos activos por mes para PC2S1.....	49
Figura 38: Velocidad de extracción en función del porcentaje de extracción para PC2S1	50

Figura 39: Velocidad de extracción en función de la altura extraída para PC2S1	50
Figura 40: Número total de eventos por punto de extracción para PC2S1	51
Figura 41: Índice de colgaduras por punto de extracción para PC2S1.....	51
Figura 42: Relación del índice de colgaduras con el porcentaje de extracción para PC2S1	52
Figura 43: Relación del índice de colgadura con la altura extraída para PC2S1.....	52
Figura 44:Litología por punto de extracción para PC2S1	53
Figura 45: Relación de índice de colgadura con extracción por litología para PC2S1	53
Figura 46: Relación del índice de colgaduras y la uniformidad para PC2S1	54
Figura 47: RMR para el nivel de producción para PC2S1	55
Figura 48: Relación del índice de colgaduras con RMR para PC2S1	56
Figura 49: Puntos con información de fragmentación para PC2S1	56
Figura 50: Dispersión de d80 en función de la altura extraída, PC2S1.....	57
Figura 51: Dispersión de d80 en función de la altura extraída para la roca volcánica, PC2S1	57
Figura 52: Dispersión de d80 en función de la altura extraída para la roca monzonita, PC2S1	57
Figura 53: Probabilidad de índice de colgadura mayor a 1 en función de la altura extraída.	64
Figura 54: Probabilidad de índice de colgadura mayor a 1 en función del RMR.	64
Figura 55: Probabilidad de índice de colgadura mayor a 1 en función de la uniformidad.....	65
Figura 57: Mapa de riesgo para la condición inicial, altura extraída cero.	67
Figura 58: Mapa de riesgo obtenido mediante regresión logística (izquierda) y mapas de eventos registrados, de abril-mayo de 2016	68
Figura 59: Mapa de riesgo obtenido mediante regresión logística (izquierda) y mapas de eventos registrados, de junio-julio de 2016.....	68
Figura 60: Mapa de riesgo obtenido mediante regresión logística (izquierda) y mapas de eventos registrados, de agosto-septiembre de 2016	69
Figura 61: Mapa de riesgo obtenido mediante regresión logística (izquierda) y mapas de eventos registrados, de octubre-noviembre de 2016	69
Figura 62: Comparación de cantidad de puntos de extracción predichos vs los registrados en la base de datos para 2016.....	70
Figura 63: Área afectada por colgaduras respecto al área activa para los años 2016 a 2018.....	70
Figura 64: Movimiento de los sectores de riesgo proyectado para el 2018.	71
Figura 65: Plan de producción del año 2018 en función del área afectada por colgaduras/área activa	72
Figura 66: Total de colgaduras predichas para el año 2018	72
Figura 67: Esquema de la simulación en Promodel para disponibilidad de puntos de extracción... 73	73
Figura 68: Disponibilidad de puntos de extracción vs I.C (López,2017).....	73
Figura 69: Curva ROC del modelo PC1S1	82
Figura 70: Curva ROC del modelo PC2S1	84
Figura 71: Dispersión de d50 vs extracción, mostrando el efecto de la conexión a superficie.	85
Figura 72: Dispersión de d20 vs extracción, mostrando el efecto de la conexión a superficie.	85

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Relación entre frecuencia de colgaduras y la razón D/d (Hustrulid,2004)	6
Tabla 2: Tipos de colgaduras	8
Tabla 3: Matriz de clasificación de uniformidad.....	27
Tabla 4: índice de uniformidad vectorizado.....	27
Tabla 5: Matriz de contingencia.....	12
Tabla 6:Resumen de P32 según zonas geotécnicas resultantes de la estimación.....	20
Tabla 7: Variables independientes para el modelo de dilución del panel III Andina clúster LHD...	15
Tabla 8: Modelamiento de entrada de dilución para el panel III de Andina	15
Tabla 9: Variables independientes para el modelo de entrada de dilución para El Salvador	16
Tabla 10: Modelos de dilución para El Salvador	16
Tabla 11: Variables independientes para Pipa Norte y Pipa Sur Andes DET.....	17
Tabla 12: Modelos de ingreso de agua de barro para Pipa Norte y Pipa Sur Andes DET	18
Tabla 13: Variables independientes para la entrada de agua de barro para la mina Diablo Regimiento DET	18
Tabla 14: Modelos de entrada de agua de barro para mina Diablo Regimiento DET.....	19
Tabla 15: Clasificación de las variables independientes en el estudio.....	24
Tabla 16: Comportamiento esperado de las variables consideradas en el estudio	24
Tabla 17: Clasificación para el macizo rocoso por RMR (Bieniawski, 1989).....	28
Tabla 18: Propiedades del macizo rocoso	32
Tabla 19: Tasas de extracción diarias por periodos para PC1S1.....	35
Tabla 20: Detalle del índice de colgadura en función de la altura extraída para PC1S1.....	38
Tabla 21: Detalle del índice de colgadura por litología para PC1S1	40
Tabla 22: Detalle de la relación del índice de colgaduras y la uniformidad para PC1S1.	41
Tabla 23: Detalle de la relación índice de colgaduras y RMR para PC1S1	42
Tabla 24: Cantidad de mediciones para generar curvas de fragmentación en los puntos con mayor información.	44
Tabla 25: Tasa de extracción diaria para PC2S1.....	50
Tabla 26: Detalle del índice de colgaduras por litología para la altura de extraída	54
Tabla 27: Detalle del índice de colgadura en función del RMR para PC2S1	56
Tabla 28: Detalle de la fragmentación en función de la altura extraída por tipo de roca para PC2S1	58
Tabla 29: Resultados del análisis univariable para la litología.	61
Tabla 30: Resultados del análisis univariable generado para PC1S1	62
Tabla 31: Modelo final obtenido para PC1S1	62
Tabla 32: Resultados del análisis univariable generado para PC2S1	63
Tabla 33: Modelo final obtenido para PC2S1	63
Tabla 34: Probabilidad de corte para el intervalo de 10% a 40% para el modelo PC2S1.....	65
Tabla 35: Probabilidad de corte para el intervalo de 21 a 29% del modelo PC2S1.....	66
Tabla 36: Probabilidad de corte para el intervalo de 25 a 26 % del modelo PC2S1.....	66
Tabla 37: Confiabilidad esperada para el modelamiento según la etapa del proyecto.....	67
Tabla 38: Resumen del forecast para 2018.	72
Tabla 39: Influencia de la estrategia de reducción secundaria en la disponibilidad promedio de los puntos de extracción.....	74

Tabla 40: Probabilidad de corte para el intervalo de 10% a 30% del modelo PC1S1.....	81
Tabla 41: Probabilidad de corte para el intervalo de 11% a 13% del modelo PC1S1.....	81
Tabla 42: Probabilidad de corte para el intervalo de 10% a 11% del modelo PC1S1.....	82
Tabla 43: Probabilidad de corte para el intervalo de 21% a 29% del modelo PC2S1.....	83
Tabla 44: Probabilidad de corte para el intervalo de 25.1% a 25.9% del modelo PC2S1.....	83
Tabla 45: Información detallada del RMR por tipo de roca (Geotechnical Report, Cadia East)	84

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1: Expresión para el índice de uniformidad.....	26
Ecuación 2: Expresión para la sensibilidad de un modelo de regresión logística	12
Ecuación 3: Expresión para la especificidad de un modelo de regresión logística	12
Ecuación 4: Expresión para la precisión de un modelo de regresión logística	12
Ecuación 5: Expresión para el sesgo de un modelo de regresión logística	13
Ecuación 6: Expresión para la confiabilidad de un modelo de regresión logística	13
Ecuación 7: Expresión para PSS de un modelo de regresión logística	13
Ecuación 8: Expresión del P_{32}	19
Ecuación 9: Modelo de colgaduras para Esmeralda.....	20
Ecuación 10: Expresión para el cálculo del porcentaje de extracción.....	26
Ecuación 11: Expresión para el cálculo de la altura extraída.....	26
Ecuación 12: Tasa de extracción.....	26
Ecuación 13: Índice de colgaduras.....	26
Ecuación 14: Modelo multivariable de colgaduras para PC1S1	62
Ecuación 15: Modelo multivariable de colgaduras para PC2S1	63

1 Introducción

1.1 Introducción

El block caving es un método en el cual mediante un corte basal de un bloque o panel se induce el hundimiento de éste. Dicho proceso trae como consecuencia la fragmentación del material, a lo largo de la columna de extracción, en la cual no toda distribución de tamaños es aceptable. De hecho, una concentración de gran tamaño o fragmentación gruesa en los puntos de extracción (salida del material fragmentado) para las condiciones de diseño y operación que se trabajan actualmente, produce una problemática en la continuidad operacional del sistema, debido a que constituye un factor clave en la formación de colgaduras.

Las colgaduras interrumpen el flujo de mineral mediante arcos mecánicos de distinto tamaño, produciéndose sobre la batea o en ella debido a material grueso o a fino debido a la compactación. La presencia de colgaduras tiene directa influencia en la planificación, ya que se utilizan valores de disponibilidad para los puntos de extracción típicos en la mayoría de los casos, los cuales no son satisfechos debido a la ocurrencia de eventos. Con el objetivo de cumplir con las metas productivas, este hecho influye a que los puntos de extracción con mayor disponibilidad, debido a sus condiciones favorables para no presentar colgaduras deban tener una extracción mayor, disminuyendo la uniformidad, que se ha registrado es un factor de riesgo para el ingreso de agua de barro o dilución.

Respecto a la predicción de colgaduras, se ha generado un amplio espectro para el modelamiento del suceso mediante modelos físicos, estableciendo las principales variables y factores ajustando un factor de escala. En relación a los modelos estadísticos no se ha reportado de manera unificada cuáles son las variables que influyen en el proceso, debido a la variabilidad de cada operación. En donde López (2017) ha establecido una metodología utilizando las variables de extracción y la caracterización del macizo basado en el P_{32} .

Actualmente se utiliza la predicción de fragmentación mediante el software BCF, que permite llevar una medida de colgaduras utilizando el p_{80} al cual se generan el fenómeno, sin embargo, los resultados no son del todo acertado produciéndose sub y sobre estimaciones dependiendo del caso evaluado.

Para abarcar el problema en cuestión, el presente trabajo plantea desarrollar una herramienta que muestre, en base a las condiciones operacionales y de entorno, la probabilidad de colgaduras para los puntos de extracción en un periodo determinado y además presenta un caso de aplicación que permite utilizar el modelo para predicciones de años posteriores a la toma de datos.

1.2 Motivación del trabajo

Los métodos de explotación por hundimiento como en panel/block caving operados en Chile y alrededor de mundo están sometidos a una serie de dificultades y riesgos operacionales que eventualmente afectan la productividad del sistema, lo cual repercute en el ámbito económico. Algunos ejemplos son los ingresos de agua de barro, dilución y las consecuencias que presenta el riesgo de colgaduras en los puntos de extracción, el cual se traduce que éstos no estén disponibles, y a su vez repercute en la planificación, ya que un punto colgado se traduce en que no es posible realizar extracción de mineral en este.

A la fecha, los trabajos de modelamiento físico a escala han sido prolíficos y en base a condiciones de diseño y operacionales, permiten establecer el impacto de las colgaduras. Por otro lado, la metodología disponible actual no establece un procedimiento general para abordar este problema a largo plazo. La metodología propuesta se basa en el uso de estadísticos multivariantes, que sumado al trabajo existente (López,2017), permite generar una mejor evaluación de las colgaduras a partir de información recopilada en terreno, y así contribuir en la toma de decisiones a nivel de operación y diseño.

A modo resumen, el presente trabajo es el resultado de una herramienta que permita indicar los sectores que se encuentran más propensos a presentar colgaduras según las condiciones relativas a la extracción y de entorno.

1.3 Objetivos

Objetivo Principal

- Plantear un modelo predictivo de eventos de colgaduras mediante técnicas estadísticas de regresión logística, considerando el rol que tiene la operación, el macizo rocoso y el diseño en la ocurrencia de éstos.

Objetivos Específicos o Alcances

- Construir una base de datos que recopila información de tonelaje extraído, fragmentación, colgaduras, litología, uniformidad y del macizo rocoso para Cadia East.
- Realizar análisis estadístico que permita identificar principales variables que inciden en la ocurrencia de colgaduras.
- Construir un modelo multivariable a partir de las variables definidas, utilizando la base de datos.

Limitaciones

- La base de datos de colgaduras está acotada para el año 2016.
- Las mediciones de fragmentación no son para todos los puntos de extracción.

1.4 Metodología de trabajo

Se presenta la metodología del trabajo para satisfacer los objetivos planteados anteriormente.

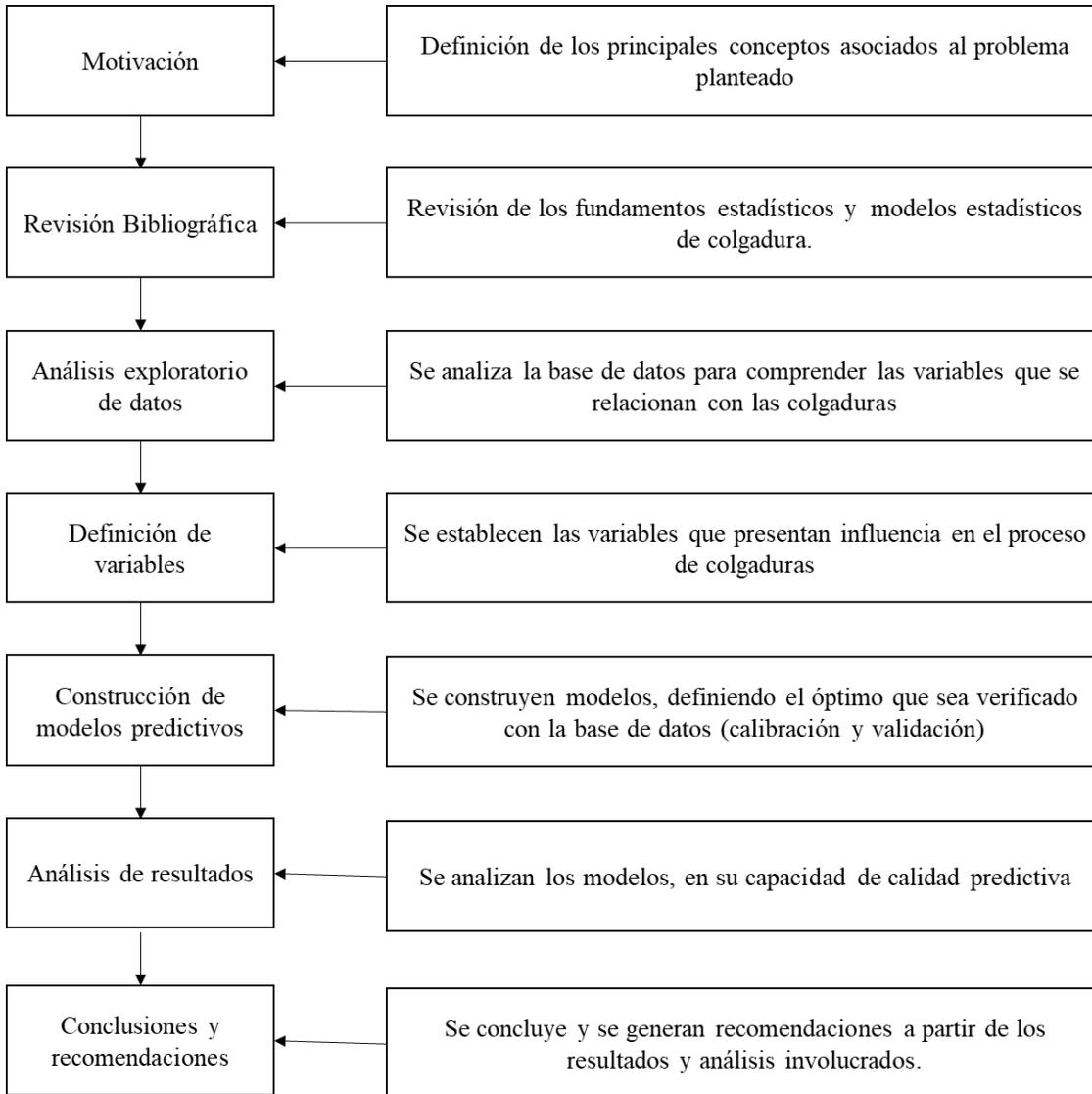


Figura 1: Metodología de trabajo

La Figura 1, presenta la metodología empleada en el trabajo de memoria, la cual comienza con la conceptualización del problema que conlleva a realizar el modelamiento empírico, utilizando un procedimiento análogo a los trabajos en los que se generaron modelos de dilución, agua de barro y el modelo de colgaduras de Esmeralda (López,2017). Dicho procedimiento se basa en la comprensión del fenómeno mediante un análisis estadístico básico que permite establecer las variables que componen el modelo final. Dicho modelo se calibra (estableciendo la probabilidad de corte) y se valida (utilizando la información que no formó parte de la base de datos empleada para generar el modelo). Finalmente, en base a lo que se observa según el historial de operación se generan conclusiones y recomendaciones.

1.5 Contenidos de la memoria

A continuación, se exponen los capítulos que estructuran el presente trabajo de memoria con una descripción de sus respectivos contenidos:

Capítulo 1: Introducción

Se introduce el tema del presente trabajo, dando a conocer los principales objetivos y alcances que persigue y delimita el presente estudio, además de su justificación.

Capítulo 2: Revisión bibliográfica

Corresponde a la revisión del marco teórico y estado del arte de los antecedentes que introducen la realización del trabajo de memoria. Además, se expone el análisis crítico sobre la revisión relacionada a la problemática en estudio.

Capítulo 3: Metodología del estudio

Formulación de los lineamientos y bases a seguir para la construcción de modelos multivariados.

Capítulo 4: Estudio exploratorio de datos y construcción de variables independientes

Presentación del estudio exploratorio de la base de datos y variables influyentes del fenómeno. Planteamiento de hipótesis ante la construcción de modelos.

Capítulo 5: Construcción de modelos multivariados

Se expone la construcción de la base de datos empleada para obtener los modelos. Junto a esto, se muestran los resultados obtenidos y análisis efectuados ante la construcción, calibración y validación de los modelos.

Capítulo 6: Conclusiones y Recomendaciones

Corresponde a las conclusiones obtenidas a partir del trabajo llevado a cabo, además de comentarios y recomendaciones para trabajos futuros.

2 Revisión Bibliográfica

2.1 Introducción

El presente capítulo aborda una revisión de los principios y fundamentos relacionados al trabajo. Para ello, se presenta una recopilación de antecedentes principales que permiten la comprensión del tema y se detalla a continuación:

- Colgaduras en el proceso productivo.
- Modelos físicos aplicados en minería de caving
- Principios de regresión Logística
- Pre acondicionamiento

2.2 Colgaduras

Una colgadura corresponde a la formación de un arco estable, ya sea por presencia de material grueso, o por fino mediante compactación que obstruyen un punto de extracción, impidiendo el libre flujo gravitacional lo cual provoca su cierre (Gómez, 2014).

Existen diferentes estudios sobre colgaduras en silos y piques de traspaso con el objetivo de establecer la frecuencia de colgaduras y obtener su valor mediante reglas y aproximaciones. Una de las reglas más utilizadas es la razón entre el tamaño máximo de partícula (d) y la abertura de la estructura (D). La relación permite predecir la posible condición de flujo que se puede tener en un sistema de traspaso de mineral (Gómez, 2014). A continuación, se detalla su rango de valores.

Tabla 1: Relación entre frecuencia de colgaduras y la razón D/d (Hustrulid,2004)

Razón	Frecuencia de colgaduras
$D/d > 5$	Baja
$3 < D/d < 5$	Probable
$D/d < 3$	Muy Alta

La formación de arcos mecánicos para materiales gruesos, puede presentarse tanto en mineral como en estéril, representan un problema operacional en minería de caving y suelen tener una frecuencia de aparición mayor que los arcos continuos. El arco mecánico puede formarse en toda la zona de extracción, y estudios en silos indican que los arcos mecánicos en material grueso poseen forma parabólica como se muestra en la Figura 2.

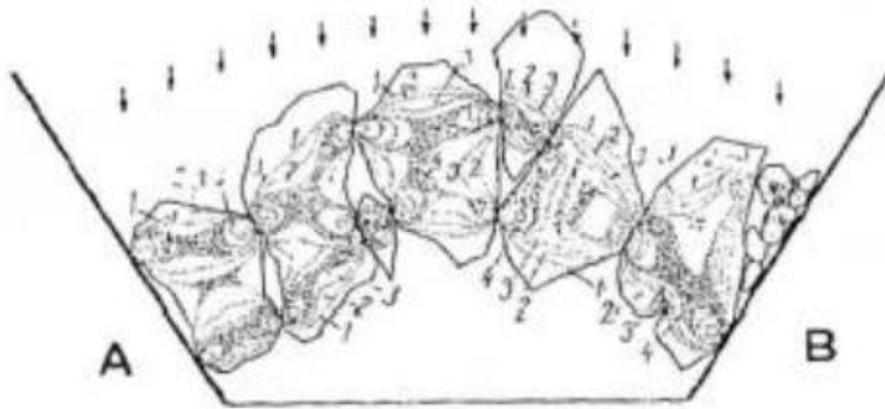


Figura 2: Forma de un arco mecánico (Kvapil, 2008)

La parte inferior de una batea generalmente tiene muros inclinados en un ángulo α . La altura del arco es menor cuando la inclinación de los muros es mayor. Además, el ángulo α puede afectar a la zona de concentración de esfuerzos, debido a que, con muros más inclinados, la zona de concentraciones de esfuerzos puede aumentar significativamente.

La Figura 3 muestra un diagrama de una colgadura representando la distribución de esfuerzos formados debajo del arco y la altura como función de la inclinación de los muros (Kvapil,2008).

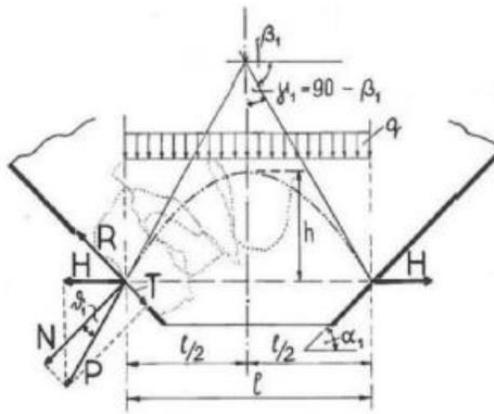


Figura 3: Diagrama de fuerzas de un arco mecánico (Kvapil,2008)

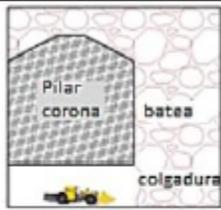
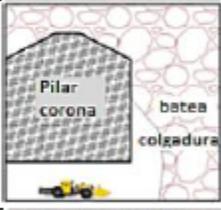
Las causas de las colgaduras por grueso pueden tener diversos orígenes. Kvapil (2008) estudió sus posibles razones, de las cuales se pueden enumerar las siguientes características:

- La línea media del arco tiene forma parabólica
- La reducción del punto de extracción es la principal causa de generación de arcos.
- La capa inferior de bloques se tranca en la salida del material.
- Al disminuir la altura del arco se incrementan los esfuerzos en los muros del punto de extracción.

- Punto de extracción con muros excesivamente inclinados son peligrosos en operación ($\alpha > 60^\circ$).
- El arco se forma más fácilmente si la movilidad del material grueso es baja.
- Arcos planos pueden ser formados si las partículas son más irregulares y fuertes.
- Los arcos se forman más fácilmente si los bloques de rocas son más grandes.
- Una apertura pequeña facilita la formación de arcos y una apertura grande la reduce.

La clasificación de una colgadura puede ser establecida según la altura en que ocurra, como se palntea en la Tabla 2 (Olivares, 2014).

Tabla 2: Tipos de colgaduras

Tipo colgadura	Esquema	Descripción
1. En el punto de extracción (colgaduras bajas)		Colgaduras formadas en el punto de extracción. Estas colgaduras se forman por un arco estable de mineral que se apoya en el piso y los muros del punto de extracción, lo que provoca una interrupción en el flujo y el equipo LHD no es capaz de extraer mineral.
2. En la batea (colgaduras altas)		Colgaduras formadas dentro de la batea. Este tipo de colgaduras son soportadas por los muros de la batea y puede cubrir tanto uno como los dos puntos de extracción asociados a ella.
3. Sobre la batea (colgaduras altas)		Colgaduras formadas por un gran arco estable soportado en el <i>crown pillar</i> . Este tipo de colgaduras podría cubrir varias bateas.

2.3 Modelos físicos de colgaduras

Los modelos físicos han sido implementados para generar conocimiento de las colgaduras en la minería de caving, evaluando las principales variables y parámetros para validarlos desde una escala experimental a una operación real. A continuación, se presentan los trabajos que permiten comprender las causas de la formación de arcos mecánicos.

Fuenzalida (2012). Estudio del flujo gravitacional confinado y su aplicación a minería de caving.

Generó un modelo cuyo enfoque del estudio se centró en comprender los mecanismos físicos en un flujo gravitacional confinado aplicado para minería de caving mediante una configuración experimental. Sus ensayos buscan registrar los cambios al modificar el esfuerzo aplicado por la prensa

hidráulica y el tamaño del material a utilizar. Los principales resultados de sus experimentaciones fueron:

- La compactación aumenta con el esfuerzo vertical aplicado, y presentan un mayor índice de ruptura.
- Para el material más fino se observó que tuvo un mayor grado de compactación que el material grueso, pues el material fino tiene una mayor probabilidad de acomodamiento de sus partículas.
- El tamaño de partícula no tiene un efecto significativo en la geometría de las zonas de extracción, ni tampoco en las zonas de movimiento estudiadas.
- La extracción disminuye cuando se aumenta el esfuerzo vertical.
- A un mayor esfuerzo vertical, menor es la probabilidad de un flujo continuo y se incrementan las probabilidades de colgaduras por compactación del material.

Orellana (2012). Evaluación de variables de diseño del sistema de minería continua a partir de experimentación en laboratorio.

Generó un modelamiento a escala de laboratorio de las características del diseño para el sistema de minería continua en la operación mediante Block/Panel Caving. Para generar lo anterior, se estudió el efecto de las variables de diseño del sistema en los índices operacionales y comprobar si se cumple la similitud dinámica de la modelación en laboratorio de la tecnología de minería continua a través de materiales granulares equivalentes. Los principales resultados respecto a la formación de colgaduras son:

- Una disminución de la galería zanja disminuye la masa entre colgaduras.
- Un incremento de la altura de la batea disminuye la masa entre colgaduras.
- Se observa que a mayor resistencia (UCS), mayor es el número de colgaduras en un intervalo de tiempo.

Gómez (2014). Modelo de fragmentación secundaria y colgaduras en minería de caving.

Mediante experimentos de flujo granular bajo altas condiciones de confinamiento, generó un modelo predictivo de colgaduras y de fragmentación secundaria. Sus principales conclusiones se detallan a continuación:

- Una mayor aplicación de carga vertical, se traduce en una menor masa de material que fluye entre colgaduras; es decir, ocurre una mayor cantidad de colgaduras.
- Disminuye la frecuencia de colgaduras al incrementar el esfuerzo vertical.
- Aumento del esfuerzo vertical aumenta la altura de las colgaduras.

Olivares (2014) Influencia de fino y humedad en flujo gravitacional confinado.

Planteó una metodología para predecir las características de flujo de materiales finos y gruesos, con presencia de humedad bajo confinamiento para replicar el estado de esfuerzos de las minas explotadas mediante block/panel caving. Dentro de sus conclusiones respecto a la formación de colgaduras, se tiene que:

- Las grandes colpas son el principal factor de colgaduras en los puntos de extracción.
- Hay un aumento de colgaduras al incrementar el confinamiento, el porcentaje de finos presentes estando en presencia de humedad.

- La altura y el diámetro de las colgaduras dependen de la presencia de humedad y de finos y ocurren en menor altura para una alta cantidad de las variables mencionadas.

López (2016) Estudio Experimental de Colgaduras.

Cuantificó de manera experimental el efecto de las variables de diseño de las bateas y la granulometría en la frecuencia de colgaduras y sobretamaño. Las principales variables estudiadas fueron el largo y altura de la batea, el ángulo zanja batea y la granulometría. Sus principales resultados son:

- Cuando la granulometría utilizada en los experimentos fue más fina, el tonelaje entre colgaduras aumentó.
- Un aumento en el ángulo de la batea incrementó la masa entre colgaduras, sin embargo, se debe considerar el efecto de la fricción de las paredes. Mientras que una disminución en el largo de la batea aumentó la masa entre colgaduras.
- El aumento de la altura de la batea disminuye la masa entre colgaduras.

Sotomayor (2016). Recomendación de malla de extracción para el proyecto mina Chuquicamata subterránea.

Su trabajo fue recomendar una malla de extracción para los macrobloques centrales N1 y S1 del nivel superior de la mina en función de la influencia del largo de batea y su ángulo hacia el pilar zanja en la frecuencia de colgaduras y el flujo del material fragmentado. Sus principales conclusiones fueron

- El uso de la batea más larga reduce el número de eventos en torno al 50% respecto a una batea más corta.
- La disminución en el ángulo de la batea disminuye la frecuencia de colgaduras.
- Una granulometría más fina disminuye la frecuencia de colgaduras.
- Una malla de 16 x 20 (m) resulta mejor opción que una de 16 x 15 (m) para la ocurrencia de colgaduras en el caso de estudio.

Abarca (2016). Estudio y aplicación de un modelo de fragmentación Secundaria para el proyecto mina Chuquicamata Subterráneo.

Su objetivo fue crear un modelo de fragmentación secundaria para el proyecto de la mina Chuquicamata subterránea, haciendo uso de la metodología planteada por Gómez (2014). Sus principales resultados se detallan a continuación:

- Las características propias del material tienen una gran influencia en el proceso de fragmentación secundaria, como el test de carga puntual y el factor de forma, específicamente la redondez.
- A mayor resistencia a la carga puntual, menor es la fragmentación.
- A mayor redondez del material, menor es la reducción.

Henríquez (2017). Rol de la socavación en la productividad de la minería de caving

Enfocó su investigación en el rol que tiene la altura de socavación en la frecuencia de colgaduras y sobretamaños, y la manera en que afecta la productividad en los puntos de extracción. Para ello realizó pruebas de laboratorio de una columna con 2 puntos de extracción. Sus principales resultados son los siguientes:

- Las alturas de socavación altas hacen que las colgadas aparezcan en un periodo posterior, permitiendo la extracción de material fino al comienzo sin interferencias.
- El tonelaje extraído sin colgadas para las alturas de socavación de 10 (m), 20 (m) y 40 (m) son de aproximadamente 3500 t ,5300 t y 9400 t respectivamente.

De los modelos físicos presentados anteriormente se puede mencionar que sus resultados si bien son robustos, deben ser ajustados y escalados, debido a que cada faena minera posee particularidades relativas a la ubicación geográfica, y a la operación que se encuentra sometida.

2.4 Regresión Logística

2.4.1 Fundamentos de Regresión Logística

La regresión logística forma parte de un conjunto de métodos estadísticos. Es la variante que permite asignar peso a diferentes factores en la ocurrencia de un evento.

Generalmente la regresión logística tiene valor cuando la variable dependiente asigna respuestas politómicas (esto es, un conjunto finito de valores o respuestas categóricas, vale decir: muy alto, medio, bajo, muy bajo), pero es especialmente útil cuando el resultado es binario (solo dos respuestas), siendo el caso más común.

Las variables independientes que utiliza el modelo pueden ser de 2 tipos: variables tipo dummy, y variables cuantitativas:

- Variables tipo dummy: Corresponde a aquellas variables cuyos valores se asignan mediante clases, de tal modo se deben definir como 1 si pertenece a la clase, o valor nulo si es que no pertenece. De modo que las clases definen a la variable completamente mediante estas “subvariables”.
- Variables cuantitativas: Son aquellas cuyo dominio de valores puede ser real, en donde dicho valor define completamente la variable.

La regresión logística utiliza la siguiente expresión para determinar la probabilidad de que acontezca un valor 1 para la variable dependiente (Hosmer & Lemeshow,2013)).

$$p(x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n}}$$

En donde, $\beta_0, \beta_i \forall i \in \{1,2,..,n\}$.La función de probabilidad anterior puede ser trabajada de una manera lineal. Para esto, se genera una transformada logit cuya finalidad es obtener una expresión más sencilla al ser de manera lineal.

$$g(x) = \log \left\{ \frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right\}, \pi(x) = E[Y/X]$$

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 x_n + \dots + \beta_n x_n$$

Cabe destacar que una ventaja de la regresión logística es la capacidad para trabajar casos raros (King and Zeng, 2001). Se entiende como caso raro, aquel fenómeno cuya ocurrencia no es superior al 5% de la muestra total. En presencia de dicho caso, se debe ajustar una corrección al universo de datos para mantener el comportamiento de la variable dependiente y además lograr representar de manera adecuada el fenómeno en cuestión. La corrección se aplica mediante una selección aleatoria en la

base de datos del 25 al 30% con registro de no ocurrencia del fenómeno y se conforma nueva base de datos con lo anterior sumado a los casos raros disponibles o que presentan ocurrencia.

Otra de las ventajas es que los modelos de regresión logística no requieren que las variables independientes distribuyan normalmente (Tabachnick & Fidell, 2013). Sumado a esto, se puede mencionar que las variables independientes pueden ser continuas, dicotómicas o una mezcla de ellas (Valencia, 2016).

2.4.2 Matriz de contingencia

Una regresión logística está basada en la historia que ha tenido un fenómeno, por lo tanto, se utilizan datos reales para establecer un modelo estadístico. Dicho modelo, debe ser evaluado por su desempeño predictor, y pueden ser utilizadas matrices de contingencias.

El cálculo de la matriz de contingencia está basado en la clasificación de todos los casos que pueden presentarse mediante el contraste de información observada y predicha. Los elementos que componen la matriz son las variables de verdaderos positivos (VP), falsos positivos (FP), falsos negativos (FN), y verdaderos negativos (VN) de acuerdo al acierto entre la estimación y la observación de un evento según la Tabla 3.

Tabla 3: Matriz de contingencia

Matriz de contingencia		Casos Reales	
		Positivos	Negativos
Casos Hipotéticos	Positivos	Verdadero Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
	Negativos	Falso Positivo (FP)	Falso Negativo (FN)

De esto se establece una serie de parámetros que permiten comparar distintos modelos de estimación como: sensibilidad (Ecuación 1), especificidad (Ecuación 2), precisión (Ecuación 3), sesgo (Ecuación 4), confiabilidad (Ecuación 5) y PSS (Ecuación 6).

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN}$$

Ecuación 1: Expresión para la sensibilidad de un modelo de regresión logística

$$\text{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FP}$$

Ecuación 2: Expresión para la especificidad de un modelo de regresión logística

$$\text{Precisión} = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN}$$

Ecuación 3: Expresión para la precisión de un modelo de regresión logística

$$\text{Sesgo} = \frac{VP + FP}{VP + FN}$$

Ecuación 4: Expresión para el sesgo de un modelo de regresión logística

$$\text{Confiabilidad} = \frac{1}{2}(\text{Sensibilidad} + \text{Especificidad})$$

Ecuación 5: Expresión para la confiabilidad de un modelo de regresión logística

$$\text{PSS} = \text{Sensibilidad} - \text{Especificidad}$$

Ecuación 6: Expresión para PSS de un modelo de regresión logística

2.4.3 Ajuste de Regresión Logística

Los coeficientes $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ de una regresión lineal son obtenidos por la diferencia de mínimos cuadrados. En una regresión logística se hace uso del método de máxima verosimilitud (Ibragimov, 2011)). El método contiene estimadores que maximizan la verosimilitud, aumentando la probabilidad de obtener el valor observado. El método de verosimilitud no es único, sin embargo, es aceptado y bastante utilizado (Hosmer, Lemeshow, & Sturdivant, 2013).

2.4.4 Odds Ratio

Se define como Odds Ratio (OR) al aumento de probabilidad de que ocurra un evento, dado un incremento de una variable de riesgo. Los OR son calculados con una expresión exponencial de los coeficientes de regresión de las variables independientes. Por ejemplo, si un coeficiente es 3, el correspondiente OR corresponde a e^3 , por lo tanto, las probabilidades del suceso son e^3 mayores ante una variación de una unidad de la variable. Si $\beta=0$, la variable asociada pasa a ser irrelevante para el modelo.

$$OR = e^{\beta_i(x_1 - x_2)}$$

2.4.5 Principio de parsimonia

Una regresión logística debe presentarse en su manera más simplificada, evitando redundancia de variables, de manera que se tenga la menor cantidad posible de variables. Cada modelo debe ser robusto de manera que no modifique sus coeficientes al agregar información correspondiente a un mismo periodo de tiempo. En caso de integrar una variable nueva, debería ser testada y mostrarse que es estadísticamente relevante para la variable independiente (Valencia, 2016).

2.4.6 Análisis ROC

La sensibilidad y especificidad de los modelos denotan el desempeño del estimador, dependiendo de la probabilidad de corte que se utilice para definir la ocurrencia del evento. Sin embargo, una forma más completa para determinar la exactitud del modelo corresponde al área característica bajo la curva (ROC). La curva ROC discrimina la probabilidad de detectar la ocurrencia verdadera (sensibilidad) y la falsa (1- especificidad) para un conjunto de probabilidades de corte. Dicha probabilidad asigna la ocurrencia del evento ($Y = 1; P\left(\frac{Y}{X}\right) > P_{corte}$) y la no ocurrencia ($Y = 0; P\left(\frac{Y}{X}\right) < P_{corte}$).

El área bajo la curva ROC, cuyo intervalo varía desde 0.5 a 1, arroja una medida del modelo para discriminar entre aquellos sujetos que experimentan el resultado de interés. De este modo, se utiliza

un criterio para determinar el comportamiento del modelo dependiendo de su área (Hosmer,2013), en donde se plantea que un área ROC=0.5 corresponde a una nula discriminación. A continuación, se presentan las confiabilidades del modelamiento según las etapas del proyecto (BCTEC,2017).

- Área ROC > 50% para etapa de perfil
- Área ROC > 60% para etapa conceptual
- Área ROC > 70% para etapa básica
- Área ROC > 80% para etapa de detalle
- Área ROC > 90% para etapa de ejecución y operación

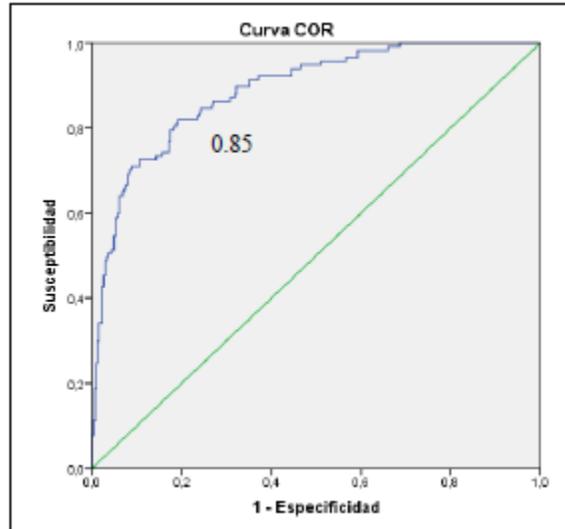


Figura 4: Ejemplo de curva ROC

2.5 Modelamiento estadístico

2.5.1 Usos actuales de regresión logística.

La regresión logística se ha utilizado en medicina para predecir enfermedades en función de factores de riesgo (Hosmer, Lemeshow, & Sturdivant, 2013) (De la Fuente, 2011) con gran éxito.

Relacionado a la minería, se ha utilizado para la predicción de entrada de agua de barro (Navia, Castro & Valencia, 2014), (Garcés, Castro, Valencia & Armijo, 2016), (Cifuentes, 2016) y (Valencia,2016).

A continuación, se presentan algunos casos aplicados en minería para dilución y agua de barro.

2.5.1.1 Modelos de dilución

El modelo de dilución para Panel III Andina Clúster LHD (Cifuentes,2017), posee como variable dependiente (aquella que se busca predecir) el riesgo de entrada de dilución acumulada al 3%. Las variables independientes se presentan en la Tabla 4. Dicho trabajo fue motivado debido al riesgo al que se ven expuesto los puntos de extracción con una entrada temprana de dilución, en la cual se ha registrado que un aumento en el 10% de dilución tendría un efecto de pérdida alrededor de un 16% en el flujo de caja anual. La Tabla 4, presenta la variable β cuya interpretación a partir del signo es; un aumento de la variable producirá un incremento de la variable dependiente (β de signo positivo), mientras una disminución de la variable hará decrecer la variable independiente (β de signo negativo).

Tabla 4: Variables independientes para el modelo de dilución del panel III Andina clúster LHD

Variable independiente	Descripción	Signo de β
Columna extraída (%) (CE)	Relación entre tonelaje extraído respecto a las toneladas in-situ para cada período	Positivo
Altura de columna primario (m) (AP)	Expresa la altura de columna de roca primaria para un punto.	Negativo
Estado vecinos (%) (Ev)	Indica el porcentaje de vecinos geométricos a un punto de extracción que tienen presencia de dilución.	Positivo
Uniformidad (%) (U)	Indica el porcentaje de tonelajes que son extraídos de forma uniforme por el punto o clúster a distintas escalas de tiempo.	Negativo
Velocidad (tpd/m2) (V)	Expresa las velocidades de extracción asociadas a un punto o clúster a distintas escalas de tiempo.	Positivo

Cabe señalar, que por la naturaleza de la dilución, esta puede presentarse de manera lateral o vertical, de manera que se plantea un modelo para cada escenario y uno generalizado en la Tabla 5.

Tabla 5: Modelamiento de entrada de dilución para el panel III de Andina

Modelo	Variables	Ecuación
Generalizado	Estado vecinos (%)	$P[\%] = \frac{e^{-1.401+4.990*Ev+2.985*CE-0.011*AP-1.294*U30d}}{1 + e^{-1.401+4.990*Ev+2.985*CE-0.011*AP-1.294*U30d}}$
	Altura de columna primario (m)	
	Columna extraída (%)	
	U. Cluster 30 días (%)	
Ingreso vertical	Altura de columna primario (m)	$P[\%] = \frac{e^{1.884-0.017*AP-5.106*CE-3.530*U30d}}{1 + e^{1.884-0.017*AP-5.106*CE-3.530*U30d}}$
	Columna extraída (%)	
	U. 30 días (%)	
Ingreso Lateral	Estado vecinos (%)	$P[\%] = \frac{e^{-3.398+3.615*Ev+2.346*CE}}{1 + e^{-3.398+3.615*Ev+2.346*CE}}$
	Columna extraída (%)	

El modelo de dilución para El Salvador (Arancibia, 2017), posee como variable dependiente la primera entrada de dilución acumulada al 3%, cuando hay una extracción de la columna in situ menor al 100%, mientras las variables independientes se presentan en la Tabla 6. Al igual que en el caso anterior intenta aportar una herramienta estratégica que permita hacer frente a la disminución del flujo de caja anual de manera que pueda plantear una estrategia de extracción.

Tabla 6: Variables independientes para el modelo de entrada de dilución para El Salvador

Variable independiente	Descripción	Signo de β
Columna extraída (%) (CE)	Relación entre tonelaje extraído respecto a las toneladas in-situ para cada período	Positivo
Altura de columna in situ (m) (AC)	Expresa la altura de columna de roca primaria y secundaria para un punto.	Negativo
Estado vecinos (%) (Ev)	Indica el porcentaje de vecinos geométricos a un punto de extracción que tienen presencia de dilución.	Positivo
Uniformidad (%) (U)	Indica el porcentaje de tonelajes que son extraídos de forma uniforme por el punto o clúster a distintas escalas de tiempo.	Negativo
Velocidad (tpd/m ²) (V)	Expresa las velocidades de extracción asociadas a un punto o clúster a distintas escalas de tiempo.	Positivo

El modelo de dilución para El Salvador se presenta en la Tabla 7

Tabla 7: Modelos de dilución para El Salvador

Modelo por sector	Variabes	Ecuación
ICE	(Ev) (%) (AC) (m) (U) (%)	$P[\%] = \frac{e^{0.31+4.45*Ev-0.01*AC-0.86*U}}{1 + e^{0.31+4.45*Ev-0.01*AC-0.86*U}}$
ICW	(Ev) (m) (AC) (m) (CE) (%) (U) (%)	$P[\%] = \frac{e^{1.23+7.75*Ev-0.029*AC-0.65*U+1.39*CE}}{1 + e^{1.23+7.75*Ev-0.029*AC-0.65*U+1.39*CE}}$
IN	(Ev) (%) (AC) (m) (U) (%)	$P[\%] = \frac{e^{3.21+4.61*Ev-0.013*AC-2.81*U}}{1 + e^{3.21+4.61*Ev-0.013*AC-2.81*U}}$
IW	(Ev) (%) (AC) (m) (U) (%) (V) (tpd/m ²)	$P[\%] = \frac{e^{1.22+5.38*Ev-0.016*AC-6.51*U+1.15*V}}{1 + e^{1.22+5.38*Ev-0.016*AC-6.51*U+1.15*V}}$

2.5.1.2 Modelos de agua de barro

El ingreso de agua de barro ha sido ampliamente estudiado, debido al riesgo de cierre de los puntos de extracción que estén en zonas que presenten bombeo, motivo que ha incentivado su predicción mediante modelamiento numérico (Sánchez,2017), así como también mediante el historial de operación utilizando regresión logística.

Para Pipa Norte y Pipa Sur Andes DET, se ha planteado un mecanismo de ingreso de agua barro (variable dependiente) lateral y vertical, cuyas variables independientes se presentan en la Tabla 8

Tabla 8: Variables independientes para Pipa Norte y Pipa Sur Andes DET

Variable	Descripción	Signo de β
Extracción (%) (E)	Relación entre tonelaje extraído respecto a las toneladas in-situ para cada período.	Positivo
Altura de columna in situ (m) (AC)	Altura del material (primario y secundario) previo a la operación minera.	Negativo
Altura de columna material primario (m) (Hpr)	Medida de la altura de la columna in situ de roca primaria.	Negativo
Distancia a topografía (m) (Ht)	Altura medida desde el UCL a la superficie, considera la altura in situ y la altura de material quebrado.	Negativo
Canalón (C)	Variable basada en la ubicación del punto de extracción, vale 1 si el punto está situado bajo el canalón, 0 si no.	Positivo
Tasa mensual de flujo de agua (l/s) (FR)	Tasa promedio de infiltración de agua mensual hacia el nivel de producción.	Positivo
Vecindad de puntos con entrada agua barro (Nwm)	Número de puntos bajo condición de agua barro en la vecindad de un punto (0-6).	Positivo

Los modelos obtenidos de dicho estudio se presentan en la Tabla 9

Tabla 9: Modelos de ingreso de agua de barro para Pipa Norte y Pipa Sur Andes DET

Tipo de ingreso	VARIABLES	Ecuación
Vertical	(E) (%) (Hpr) (m) (FR) (l/s) C	$P[\%] = \frac{e^{-1.62+0.57*E+0.001*FR-0.003*Hpr+0.59*C}}{1 + e^{-1.62+0.57*E+0.001*FR-0.003*Hpr+0.59*C}}$
Lateral	(E) (%) (FR) (l/s) C Nwm	$P[\%] = \frac{e^{-4.06+1.83*E+0.001*FR+1.7*C+0.53*Nwm}}{1 + e^{-4.06+1.83*E+0.001*FR+1.7*C+0.53*Nwm}}$

Otro caso de estudio realizado también en el Complejo El Teniente, pero en la mina Diablo Regimiento, se planteó similarmente la variable dependiente a la entrada de agua de barro, cuyas variables independientes se presentan en la Tabla 10

Tabla 10: Variables independientes para la entrada de agua de barro para la mina Diablo Regimiento DET

Variable	Descripción	Signo de β
Extracción (%) (E)	Relación entre tonelaje extraído respecto a las toneladas in-situ para cada período.	Positivo
Altura de columna in situ (m) (AC)	Altura del material (primario y secundario) previo a la operación minera.	Negativo
Altura de columna material primario (m) (Hpr)	Medida de la altura de la columna in situ de roca primaria.	Negativo
Distancia a topografía (m) (Ht)	Altura medida desde el UCL a la superficie, considera la altura in situ y la altura de material quebrado.	Negativo
Canalón (C)	Variable basada en la ubicación del punto de extracción, vale 1 si el punto está situado bajo el canalón, 0 si no.	Positivo
Estación (S)	Expresa el efecto de la lluvia o nieve sobre la entrada de agua barro, vale 1 si es otoño o invierno y 0 si es primavera o verano.	Positivo

Uniformidad [%] (UD)	Razón entre el tonelaje extraído de manera uniforme con respecto al tonelaje total extraído en un punto o clúster	Negativo
Velocidad de extracción [tpd/m2]	Indica la formación de conos de subsidencia	Positivo
Vecindad de puntos con entrada agua barro (Nwm)	Número de puntos bajo condición de agua barro en la vecindad de un punto (0-6).	Positivo

Los modelos obtenidos para el caso se presentan en la Tabla 11

Tabla 11: Modelos de entrada de agua de barro para mina Diablo Regimiento DET

Tipo de ingreso	Variables	Ecuación
Vertical	(E) (%) (DR) (tpd/m2) (Hpr) (m) C	$P[\%] = \frac{e^{-0.67+0.56*E+0.38*DR-0.006*Hpr+0.2*C}}{1 + e^{-0.67+0.56*E+0.38*DR-0.006*Hpr+0.2*C}}$
Lateral	(E) (%) (UD) (%) Nwm S	$P[\%] = \frac{e^{-4.34+1.15*E+0.93*UD+0.48*Nwm+0.22*S}}{1 + e^{-4.34+1.15*E+0.93*UD+0.48*Nwm+0.22*S}}$

2.5.2 Modelos actuales de colgaduras

El modelo actual de colgaduras disponible mediante regresión logística corresponde a trabajo generado en El Teniente (López,2016), que utiliza las variables de extracción (variable operacional) y P₃₂ para la caracterización del macizo; cuya información permite obtener visualizar de mejor manera la calidad de éste. A continuación, se detalla la variable P₃₂.

2.5.2.1 P₃₂

El P₃₂ (m²/m³) o intensidad corresponde al área que definen las vetillas por unidad de volumen en el macizo rocoso, este parámetro tiene la particularidad de ser un valor independiente de la dirección del muestreo.

$$P_{32} = P_{10} * C_{31}$$

Ecuación 7: Expresión del P₃₂

Donde,

P₁₀: Intensidad lineal (vetillas blandas mayores a 1mm por unidad de largo).

C₃₁: Coeficiente de conversión

La utilización del P32 de vetillas blandas como criterio cuantificador de las Zonas Geotécnicas se basa en el concepto de estructuras blandas desarrollado por Brzovic & Villaescusa (2007). La aplicación de este criterio en El Teniente permite discriminar calidades de roca de manera más óptima que bajo la utilización de las herramientas tradicionales de clasificación geotécnica (RMR, MRMR, IRMR, Q, GSI).

En El Teniente (et al Brzovic,2014) se utilizó esta variable en función de las 6 zonas geotécnicas, establecidas, la Tabla 12 muestra un resumen de las estadísticas básicas para el indicador.

Tabla 12: Resumen de P32 según zonas geotécnicas resultantes de la estimación

Zona Geotécnica	P32 (m ² /m ³)			
	Media	Mínimo	Máximo	Desviación Estándar
Pipa *	0.4	-	-	-
Azul	2.1	1.0	5.0	0.9
Celeste	2.9	1.0	8.0	0.8
Amarillo	4.5	2.0	9.0	1.1
Rojo	8.8	3.0	32.0	0.9
Mena 2° *	23.0	-	-	-

Esta variable no se utiliza en el presente trabajo, ya que no se dispone con la información, aunque se sabe que en la operación de Cadia ya se ha implementado esta caracterización para el macizo rocoso (Caving,2010).

2.5.2.2 Modelo de colgaduras en Esmeralda

Actualmente se ha generado un modelo de colgaduras mediante regresión logística en El Teniente (López, 2017). El mejor modelo construido añade las principales variables predictivas de fragmentación y colgaduras, estas son: el índice de concentración de vetillas blandas (P32), que sumado a la condición de esfuerzos (tensión o compresión) que generaron las variables P32_{RC} (valor de P32 medio y en condición de compresión) y P32_{PT} (valor de P32 bajo y en condición de tensión), y el porcentaje de extracción de columna.

El modelo fue construido para la mina Esmeralda del complejo El Teniente, en donde se dicotomizó según 1.5 eventos/1,000 t para definir la ocurrencia de colgaduras. El modelo multivariable obtenido se presenta en la Ecuación 8.

$$P_{I.C>1.5 \text{ colg}/1000t} = \frac{e^{-1.27+1.17P32_{RC}+2.35P32_{PT}-1.33E}}{1 + e^{-1.27+1.17P32_{RC}+2.35P32_{PT}-1.33E}}$$

Ecuación 8: Modelo de colgaduras para Esmeralda

2.6 Pre acondicionamiento del macizo rocoso

El preacondicionamiento se plantea a continuación, debido a que los bloques con los cuales se trabaja están sometidos a esta técnica, contando con pre acondicionamiento intensivo para PC1S1 y fracturamiento hidráulico para PC2S1. Dicho efecto se refleja en la información de fragmentación

obtenida en el Capítulo 4, donde se muestran diferencias sustanciales, cuya explicación radica en el pre acondicionamiento.

2.6.1 Fracturamiento hidráulico

Es un procedimiento cuyos orígenes provienen de la industria petrolera y has sido adaptados a la minería de caving. El principio fundamental radica en presurizar un tramo de perforación con el objetivo de alcanzar una presión de fluido (con agua en la mayoría de los casos) para iniciar una nueva fractura y propagarla a través del macizo, pudiendo extender las pre-existentes. La información con la que se cuenta actualmente indica que las fracturas a causa de esta técnica son abiertas en la dirección del esfuerzo principal mínimo, y propagadas según σ_1 .

Los pozos pueden generar más de una fractura abarcando un amplio volumen, comúnmente con 20 m de radio desde la perforación. Cabe destacar que la dirección en que son perforados los pozos no siguen un patrón estándar y está relacionada a las condiciones operacionales. Aunque el macizo a pre acondicionar mediante este procedimiento en teoría puede ser cualquiera, la efectividad está relacionada a las siguientes condiciones que son intrínsecas al macizo (Gottreux, 2016):

- El campo de esfuerzos in situ del macizo y su condición geo estructural.
- La permeabilidad del macizo rocoso y las estructuras geológicas, que pueden ser abordadas mediante las variables de tasa de bombeo y selección del fluido inyectado.
- Efecto de las fracturas generadas anteriormente. A medida que se van generando nuevas fracturas, éstas conforman una nueva condición de permeabilidad sometido como resultado en conjunto al ambiente previo.

Respecto a la operación de FH para minería de caving, el sistema de bombeo a utilizar debe ser determinado de manera empírica. Respecto a lo anterior, se debe encontrar la presión máxima que se concibe como aquella requerida para iniciar una nueva fractura, y aquella necesaria para generar la propagación de la fractura. La capacidad de inyección está relacionada a satisfacer los requerimientos de eficiencia del proceso, de manera de poder asegurar una tasa de bombeo, o, en otras palabras, que las fracturas sean propagadas en un tiempo operacional razonablemente acotado.

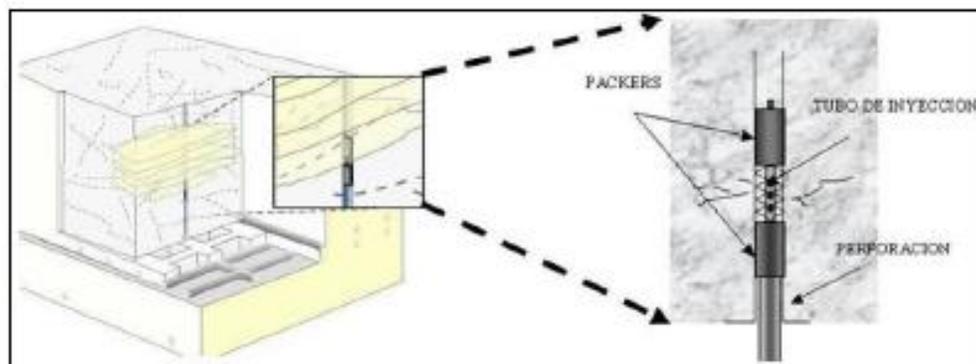


Figura 5: Esquema del uso de fracturamiento hidráulico

2.6.2 Debilitamiento dinámico con explosivos (DDE)

La principal característica de este método es que se realiza en un ambiente confinado, debido a que la operación es subterránea, por lo que no hay caras libres (exceptuando el plano perpendicular al inicio de la perforación de los pozos), en el cual se manipulan cargas cilíndricas, cuyo principal objetivo es promover al igual que en el FH la generación de nuevas fracturas y su propagación en el

macizo rocoso para obtener resultados mejores en términos de una mejor fragmentación. Por lo tanto, este objetivo es obtenido haciendo uso del efecto combinado de ondas de choque y la presión de gases (ambas propiedades que definen a cualquier alto explosivo) en el macizo rocoso. De lo anterior, es posible considerar de mayor relevancia el efecto de ondas, teniendo mayor peso la interacción de ondas (principio de superposición) definidas a su vez por los retardos, con el objetivo de utilizar la energía para disminuir la calidad del macizo rocoso para esperar un grado de fragmentación mayor.



Figura 6: Fracturas generadas mediante DDE.

De las técnicas expuestas anteriormente, cabe destacar que se ha realizado una comparación a través de recuperación de testigos (Brzovic et al;2014), y se ha encontrado que:

- Las fracturas generadas por el FH, tienden a presentar una menor rugosidad (JRC) que las producidas por el DDE
- Las fracturas FH presentan gran variabilidad en su orientación asociado a la condición de esfuerzos locales y cercanía al pozo.

2.6.3 Pre acondicionamiento mixto

En términos simples, es una combinación de los métodos expuestos anteriormente. Lo cual se lleva a cabo induciendo fracturas mediante fracturamiento hidráulico, para posteriormente aplicar DDE.

La hipótesis que sustenta una tercera técnica está basada en que las discontinuidades generadas por el FH corresponderían a superficies reflectoras del campo de ondas producto del DDE, de manera que se genere un efecto mayor entre fracturas por FH y a la vez se limite el acoplamiento de las ondas de choque netamente a la región de interés. La orientación de las fracturas por DDE deben ser dispuestas perpendiculares al FH, con el fin de facilitar la reducción de bloques mayores en el macizo.

A la fecha, se está comenzando a expandir la utilización de esta técnica. Una de las operaciones que utilizan este método, es la mina Cadia East (información que es analizada por el presente trabajo de memoria), en donde se dispone de un nivel de FH, mientras que los tiros de DDE son realizados desde el nivel de hundimiento, con el fin de garantizar un control sobre la iniciación del caving, la tasa de propagación, la velocidad de extracción y lograr las tasas de producción y fragmentación esperadas. Se reporta (Catalan et al, 2012) que aumentaron en torno a un 30%, la tasa de extracción y la velocidad

de propagación, mientras que se obtuvo una fragmentación 20% más fina, y se redujo el efecto del abutment stress.

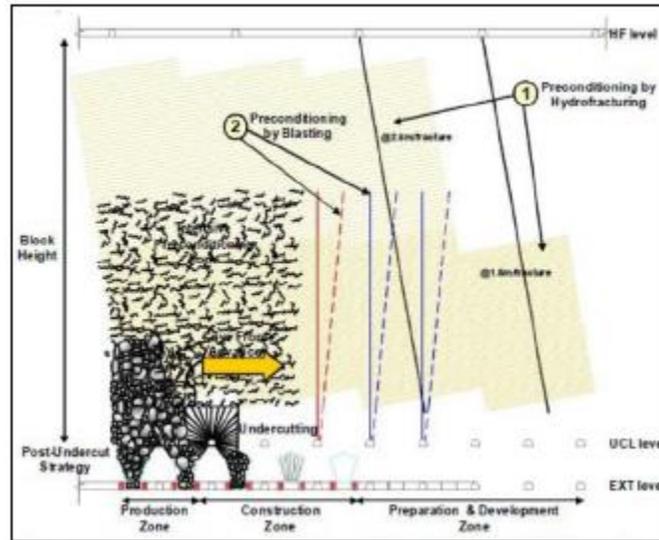


Figura 7: Esquema del pre acondicionamiento utilizado en Cadia East en PCIS1(MassMin,2016)

2.7 Conclusiones del capítulo

Basado en la revisión del estado del arte, es posible mencionar que las colgaduras son una arista importante para una operación mediante caving, por lo que las variables influyentes y sus causas se torna fundamental para comprender los efectos que conlleve esta interferencia operacional, pues se traduce en un incremento del costo mina (Gómez,2014).

Actualmente la predicción de colgaduras se ha realizado mediante modelos físicos realizados en laboratorio y escalados para faenas mineras, en donde deben ser validados. Con el objetivo de comprender las principales variables de los arcos mecánicos en materiales gruesos es relevante mencionar el alcance para cada uno de los modelos físicos.

Según la situación actual, es recomendado llevar a cabo la construcción de modelos mediante regresión logística, utilizando las variables más representativas de cada operación, aunque sería esperable estandarizar las variables para generar comparaciones con un mínimo sesgo debido a la influencia dada por la particularidad de cada actividad minera.

La regresión logística permitiría llevar a cabo un análisis a nivel operacional y proyectarlo en el largo plazo. Además, su uso puede aplicarse en fenómeno raros (entiéndase como fenómeno raro como aquella ocurrencia menor al 25% de los casos).

Basado en la información disponible se pueden considerar las variables independientes definidas en el Capítulo 4 mostrando su relación con el fenómeno de colgaduras para conformar el modelo presente en la Tabla 13. Una variable de operación puede ser modificada dependiendo de los resultados de extracción y diseño, mientras que una de entorno está intrínsecamente asociada a la mina.

Tabla 13: Clasificación de las variables independientes en el estudio

Variable independiente posible de obtener	tipo	Variable independiente no posible de obtener	tipo
Índice de uniformidad	Operacional	Sismicidad	Operacional
Porcentaje de extracción o altura extraída	Operacional	Medida de preacondicionamiento	Entorno
Litología	Entorno	Fragmentación	Entorno
RMR	Entorno	P32	Entorno

El comportamiento de las variables es lo que se podría esperar a priori sin haber generado el estudio de manera rigurosa, de modo que las tendencias pueden ser diferentes. El coeficiente β indica el cómo cambia la variable con un incremento para cada variable, en donde un signo positivo indica un aumento de la variable independiente (índice de colgaduras), mientras que uno negativo muestra lo contrario.

Tabla 14: Comportamiento esperado de las variables consideradas en el estudio

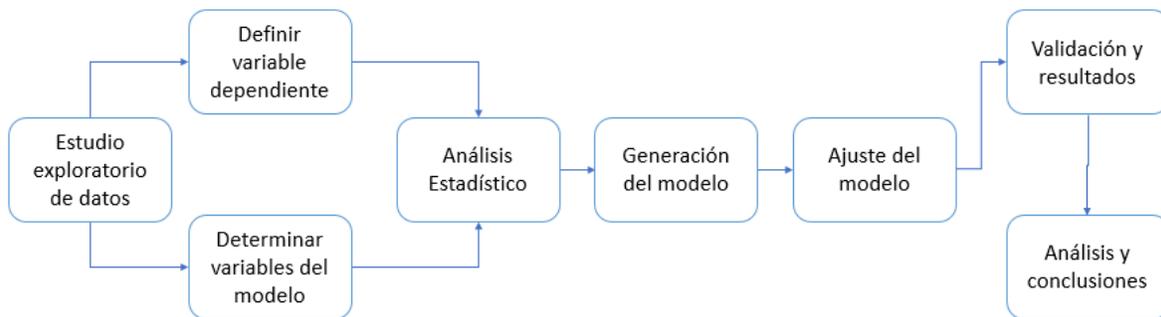
Variable	Tipo	Comportamiento esperado	Coefficiente Beta
Índice de uniformidad	Operacional	A medida que se extrae más uniforme se esperan menos colgaduras	negativo
Porcentaje de extracción o altura extraída	Operacional	A medida que se tiene una mayor extracción se esperan menos colgaduras	negativo
Litología	Entorno	Un cambio de litología genera un cambio en la frecuencia de colgaduras	depende de la definición de la variable
RMR	Entorno	Para un aumento en la competencia de la roca se esperan más colgaduras	positivo

3 Metodología

3.1 Introducción

En esta sección se presenta el detalle de los pasos de la metodología utilizada para generar el modelo de regresión logística para colgaduras, sumado a esto, se genera un estudio de las variables en torno al fenómeno de colgaduras. Las etapas se dividen en 3, en donde para cada una la finalidad es representar un modelo predictivo basado en la data histórica de una operación de caving. A continuación, se detallan las etapas principales:

- Estudio exploratorio de datos y construcción de variables independientes
- Preparación de la base de datos
- Análisis univariable y multivariable
- Análisis y recomendaciones



3.2 Estudio exploratorio de datos y construcción de variables independientes

Para comenzar, se recopilan las variables de tonelaje extraído por punto-mes, tonelaje acumulado, porcentajes y alturas de extracción respecto de altura in-situ y extraíble, uniformidad, RMR, litología, velocidad de extracción e índice de colgaduras.

Los datos son agrupados y se genera un análisis en torno a estos. Se considera un estudio exploratorio, en donde los principales objetivos son:

- Determinar las variables principales influyentes en las colgaduras
- Determinar y eliminar outliers
- Agrupamiento de información a nivel anual

La variable de colgaduras se conforma como dependiente, ya que pese a estar relacionada con la fragmentación, las mediciones no están disponibles para todos los puntos de extracción y además no se posee una temporalidad. Sin embargo, se presenta información mensual para cada punto de extracción.

Inicialmente, según la información disponible, las principales variables y elementos que pueden entrar al modelo son las siguientes:

- Condiciones de entorno: Altura de columna, litología y RMR.
- Condiciones operacionales: Porcentaje de extracción o altura extraída, índice de uniformidad.

Para las variables antes planteadas, se deben establecer los rangos de valores en los cuales fluctúan según se tenga información disponible, o se pueda establecer una condición operacional estable.

A continuación, se detallan las expresiones planteadas para obtener cada una de las variables.

3.2.1.1 Extracción

La extracción es una variable que se relaciona directamente con el tipo de hundimiento utilizado, el avance del caveback, las tasas productivas o el manejo de materiales por mencionar algunos ejemplos. Según plantea Henríquez (2017), se tiene un tonelaje (o equivalentemente una extracción) libre de colgaduras dependiendo de la altura de socavación. Las expresiones que permiten el cálculo de la extracción o la altura de columna extraída vienen dadas por la Ecuación 9 y la Ecuación 10.

$$\text{Porcentaje de extracción (\%)} = \frac{\text{tonelaje total extraído por el punto}(t)}{\text{área del punto de extracción}(m^2) * h_{\text{columna extraíble}}(m) * \rho_{\text{roca}}\left(\frac{t}{m^3}\right)}$$

Ecuación 9: Expresión para el cálculo del porcentaje de extracción

$$\text{Altura extraída}(m) = \text{Porcentaje de extracción}(\%) * h_{\text{columna extraíble}}(m)$$

Ecuación 10: Expresión para el cálculo de la altura extraída

$$\text{Tasa de extracción} = \frac{\text{tonelaje}}{m^2 \text{ día}}$$

Ecuación 11: Tasa de extracción

$$\text{Índice de colgaduras} = \frac{\text{Eventos}}{1,000 t}$$

Ecuación 12: Índice de colgaduras

Para efectos del presente trabajo se asume una densidad constante de 2.7 t/m³, en donde el área de influencia de cada punto de extracción corresponde a 320 m² (16x20 m).

3.2.1.2 Uniformidad

Tener el registro de la extracción permite evaluar las prácticas operacionales de una vecindad de puntos. Para esto, se establecieron las diferencias de tonelajes extraídos por puntos colindantes para un determinado periodo de tiempo.

El índice de uniformidad permite establecer la relación de tonelajes de un punto de extracción respecto a sus vecinos. Actualmente la expresión formulada por Susaeta (MassMin,2004) es la más utilizada y se define a continuación:

$$I.U = \Delta + \Gamma * \frac{(t_p - t_{\min})}{t_{\max}^2 * n} * \sum (t_{\max} - t_i)$$

Ecuación 13: Expresión para el índice de uniformidad

Δ : Número de puntos inactivos en la vecindad del punto analizado.

Γ : Factor de corrección, cuyo valor es 88/99

t_p : Tonelaje extraído por el punto analizado para un determinado periodo de estudio.

t_i : Tonelaje extraído por un punto vecino en el periodo de estudio.

t_{\min} : Tonelaje mínimo registrado en la vecindad del punto en el periodo de estudio.

t_{max} : Tonelaje mínimo registrado en la vecindad del punto en el periodo de estudio.

n : Total de puntos de la vecindad, incluido el punto en estudio.

El total de puntos inactivos (Δ) puede llegar desde 1 hasta 6, representando las zonas en donde no se extrajo mineral para un determinado periodo.

A su vez, el índice específico de uniformidad (I.E.U en la segunda parte de la expresión) entrega una medida de la dispersión de los tonelajes de la vecindad respecto al punto estudiado. Si el índice es nulo, se representa un tiraje totalmente uniforme, mientras que para un valor 1 representa un tiraje aislado.

Con las 2 componentes del índice de uniformidad, Susaeta establece una matriz de entrada para el tonelaje extraído del punto en cuestión, en donde la clasificación es uniforme, semiuniforme y desuniforme.

Tabla 15: Matriz de clasificación de uniformidad

		Índice Específico de Uniformidad				
		0-0.2	0.2-0.4	0.4-0.6	0.6-0.8	0.8-1
Número de puntos Inactivos	0	Unif	Unif	Unif	Semi	Semi
	1	Unif	Unif	Semi	Semi	Semi
	2	Unif	Semi	Semi	Semi	Des
	3	Semi	Semi	Semi	Des	Des
	4	Semi	Semi	Des	Des	Des
	5	Des	Des	Des	Des	Des
	6	Des	Des	Des	Des	Des

Tabla 16: índice de uniformidad vectorizado

Índice de Uniformidad	Formulación	Autor	Parámetros	Rango
Índice de uniformidad (vectorial)	$I.U. = \Delta + \Gamma \cdot \frac{(t_p - t_{min})}{t_{max}^2 \cdot n} \cdot \sum_{i=1}^n (t_{max} - t_i)$	Susaeta 2004	<ul style="list-style-type: none"> ➤ tonelajes puntuales, máximo y mínimo ➤ n° de vecinos ➤ n° de puntos inactivos 	Matriz de Uniformidad

3.2.1.3 RMR

Es un sistema de clasificación del macizo rocoso (Bieniawski, 1989), que integra el esfuerzo de compresión uniaxial (UCS), RQD, espaciamiento, condición y orientación de discontinuidades y la condición de aguas subterráneas. En donde se asigna un puntaje para cada uno de los ítems anteriores. En la Tabla 17, se muestra la clasificación mediante RMR.

Tabla 17: Clasificación para el macizo rocoso por RMR (Bieniawski, 1989)

Clase de macizo rocoso	Descripción	RMR
I	Roca muy buena	81-100
II	Roca buena	61- 80
III	Roca regular	41-60
IV	Roca mala	21-40
V	Roca muy mala	0-21

3.3 Preparación de la base de datos

La preparación de la base de datos se realiza considerando las variables más influyentes de la etapa anterior. Se genera una construcción del modelo teniendo una proporción de 25% y 75% de datos entre datos con y sin ocurrencia de colgaduras respectivamente, como se muestra en la Figura 8

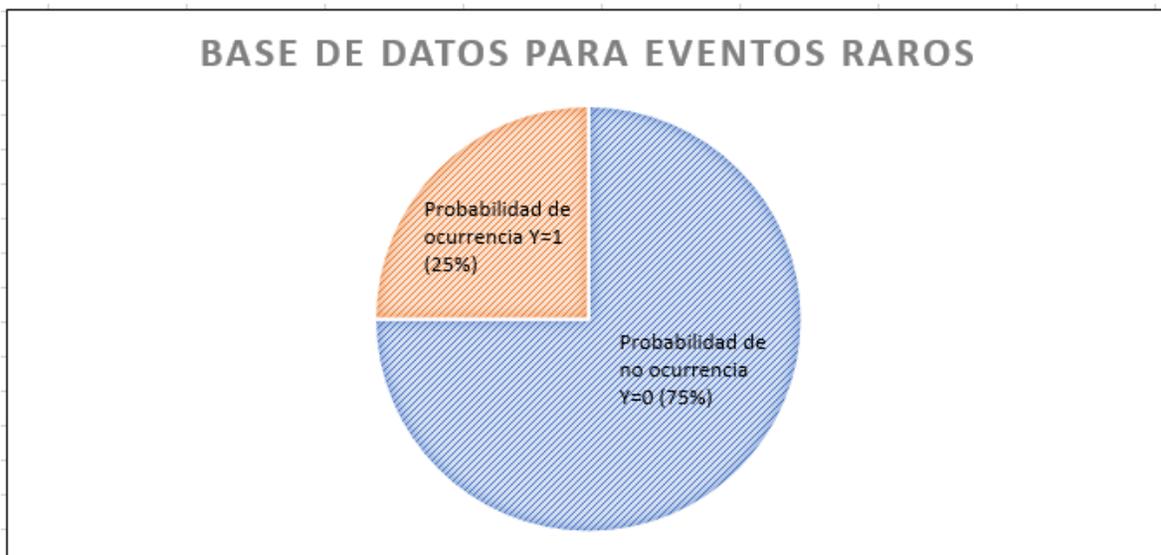


Figura 8: Base de datos para evento raro

Los eventos raros son aquellos eventos que tienen una ocurrencia menor al 5% de los datos estudiados. King and Zeng (2001) plantean una corrección que permite mantener el comportamiento de la variable dependiente. Dicha corrección contempla reducir la base de datos inicial por medio del uso de una selección aleatoria o aleatoria estratificada tomando en cuenta todos los eventos positivos ($Y=1$) de la base de datos y se estableciendo que esta porción de datos de la base de datos total. En consecuencia, la base de datos restante de negativos ($Y=0$) debe ser seleccionada aleatoriamente. A partir de la base de datos conformada para eventos raros, se construyen los modelos multivariantes considerando los siguientes aspectos:

- Seleccionar las variables que entreguen un buen modelo, siendo consistente con las tendencias de las variables
- Seguir el principio de parsimonia, de modo que se tengan menos elementos y no haya información repetida en otras variables, y que el modelo sea más estable.
- Consideración de variables que no son estadísticamente significativas, y que pueden ser incluidas al modelo si agregan una exactitud mayor y se tiene una relación histórica se su afección en el fenómeno de colgaduras para que la calidad del modelo final pueda ser maximizada.

3.4 Análisis univariable y multivariable

Una vez establecida la base de datos, se utilizan las siguientes consideraciones y criterios para establecer el análisis univariable y multivariable:

- Análisis univariable para cada variable independiente. Mediante el análisis se identifican candidatos para el modelo. Todas las variables con valor de significancia menor a 0.05 se consideran clínicamente importantes. Lo anterior se recomienda utilizar como criterio inicial para la selección de variables para una base de trabajo.
- Ajustar el modelo multivariable considerando todas las variables importantes del paso 1. Se evalúa la importancia de cada variable. Variables que no contribuyen a niveles típicos, no son incluidas en el modelo ajustado. El modelo ajustado se va comparando con el modelo que contiene todas las variables.
- Comparación de valores de los coeficientes estimados en el modelo ajustado versus el modelo completo. Si un coeficiente varía más de un 20% en magnitud, se infiere que una de las variables eliminadas tiene importancia en el sentido de proveer un ajuste a las variables remanentes del modelo (modificadoras de efecto), por lo cual no deben ser eliminadas y se agregan de vuelta al modelo. El paso anterior se repite cíclicamente para las variables agregadas y eliminadas.
- Añadir cada variable no seleccionada en el paso 1 al modelo obtenido al término del paso 3, una a la vez y verificando su significancia. Este paso es importante para revisar si se descartaron variables que por sí mismas no son relevantes, pero si lo es su contribución en presencia de otras variables.
- Examinar más detalladamente las variables resultantes. Que sean apropiadas las categorías y su comportamiento en términos de aumentar o disminuir el riesgo de ocurrencia del evento.

3.5 Calibración y validación

De acuerdo a lo antes planteado, el modelo será calibrado utilizando a la maximización de las variables sensibilidad y especificidad. El objetivo de la calibración es definir la probabilidad de corte dependiendo de los resultados obtenidos mediante la matriz de contingencia, en donde se encuentran la mayor cantidad de los casos en donde ocurren colgaduras y son predichas correctamente de acuerdo a los datos disponibles en la base de datos.

Finamente, se ha propuesto evaluar el grado de contribución de cada variable a partir de la base de datos del sector y las hipótesis asociadas. Con el modelo obtenido es posible generar una validación con la base de datos y es posible presentar gráficos que permitan establecer de manera directa el aumento o disminución de probabilidad (dependiendo de la variable) de obtener colgaduras.

3.6 Análisis y recomendaciones

En esta etapa, se plantean análisis y recomendaciones de los potenciales modelos a construir (un modelo para cada sector), las variables utilizadas para construir los modelos, las hipótesis planteadas; de manera que sea posible comprender el fenómeno de colgaduras. Además, se plantea el uso de matrices de contingencias para obtener el desempeño del estimador y calidad de la predicción. A modo de recomendación, se proyecta la situación para los años posteriores en donde se intenta contribuir a la planificación.

3.7 Conclusiones

Debido a los costos adicionales en los cuales se debe incurrir para reestablecer el flujo en los puntos de extracción debido a colgaduras, se propone desarrollar un estudio para desarrollar una herramienta predictiva ante el riesgo de ocurrencia de eventos mediante regresión logística para la generación de estrategias operacionales.

El presente capítulo entrega las etapas a llevar a cabo para la construcción de un modelo como herramienta de predicción de colgaduras. Cada paso permite desarrollar la hipótesis de ocurrencia de eventos en los puntos de extracción y una generación de modelos en torno a éstos.

Sumado a lo antes mencionado, se explicitan las variables independientes a ser determinadas que tienen mayor grado de influencia para evaluar su inclusión en los modelos.

Finalmente, se presentaron los métodos que permiten construir los modelos propuestos, cuyo desarrollo, resultados y correspondiente análisis son expuestos en capítulos posteriores.

A continuación, es mostrado un análisis exploratorio para la base de datos y las variables a considerar en la construcción de modelos.

4 Estudio exploratorio de datos y construcción de variables independientes

4.1 Introducción

El presente capítulo muestra un estudio exploratorio de las variables disponibles en la base de datos para cada uno de los sectores correspondientes a las operaciones de panel caving para Cadia East, éstos son: Cadia East PC1 (PC1S1) y Cadia East PC2 (PC2S2) para la primera etapa de cada panel. El historial de operaciones de la faena que se dispone comienza a partir del año 2011 hasta mediados del año 2017. Particularmente para los eventos se posee información exclusivamente en el año 2016. Además, para cada variable presentada en la revisión bibliográfica, se analiza su relación respecto a las colgaduras de manera sectorizada, para sentar precedentes ante la posterior construcción de modelos.

4.2 Información de la faena

La compañía Newcrest Mining Limited (Newcrest) es propietaria del 100% de Cadia Valley Operations (CVO) ubicada en Nueva Gales del Sur, Australia. CVO comprende un grupo de minas y sectores de exploración y pórfidos relativos a mineralizaciones de oro y cobre dentro de un complejo intrusivo.

Los intrusivos han llevado a la formación de un número considerable de depósitos de cobre-oro, tres de los cuales; Cadia Hill, Ridgeway y Cadia East son las más significativas operaciones a gran escala. Los recursos de otros depósitos incluyendo Big Cadia y Cadia East Extended no han sido explotados o evaluados de manera de lograr cuantificar las reservas. La Figura 9 presenta una vista aérea de los depósitos del complejo.

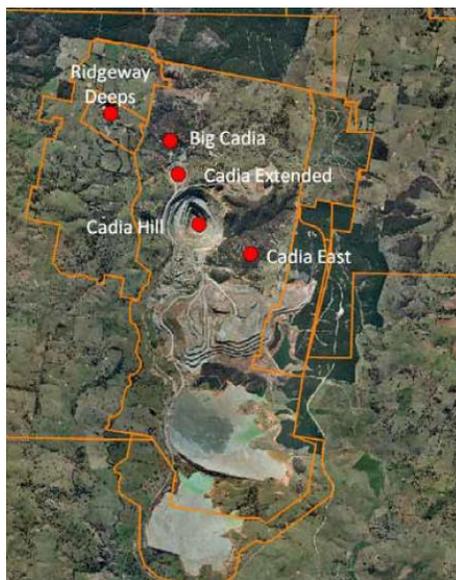


Figura 9: Vista aérea de CVO (Cadia Technical Report)

Para Cadia East se compone de dos paneles principalmente, en donde cada uno consta de dos etapas de explotación cuya configuración se plantea en la Figura 10.

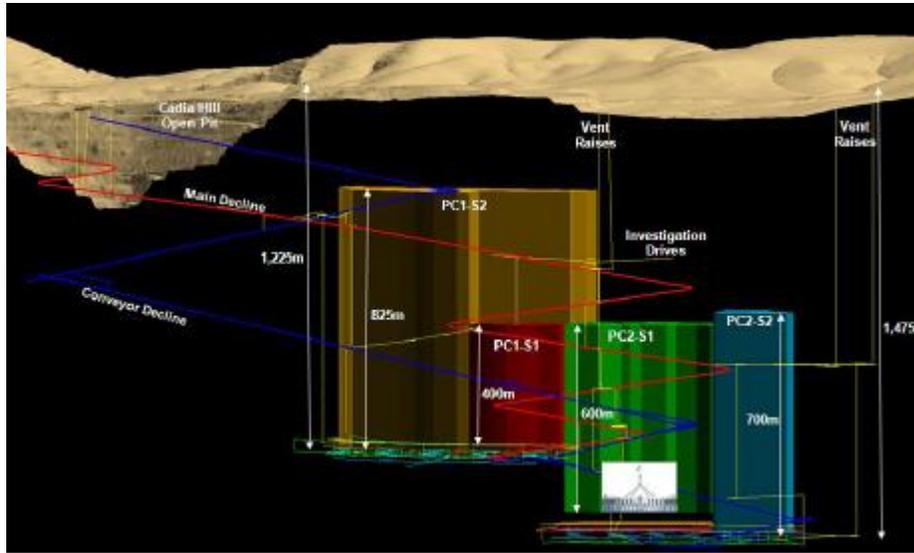


Figura 10: Configuración de Cadia East (Geotechnical Report)

Para el macizo rocoso en el que se establece la operación en PC1 (al igual como se detalla en PC2) existen 2 tipos de rocas y corresponden a roca volcánica y monzonita, sus principales propiedades se detallan en la Tabla 18.

Tabla 18: Propiedades del macizo rocoso

Mina	Cadia East	
	Volcanica	Monzonita
Tipo de roca	Volcanica	Monzonita
UCS	146	152
FF/m	2 - 4	2.5 - 4
Tipo de P.A	PC1 Intensivo / PC2 HF	

4.3 Cadia East PC1S1

4.3.1 Antecedentes

El panel PC1S1 posee una altura de columna extraíble de 1000 m y está caracterizado porque se ha utilizado un único método de hundimiento correspondiente a post-undercutting (o hundimiento convencional), además se encuentra dotado de un total de 218 puntos de extracción, cuyo footprint tiene una malla tipo Teniente de 16 x 20 m abarcando un área total de 73,438 m². De esto, para agosto de 2017 se abrió un total de 114 bateas.

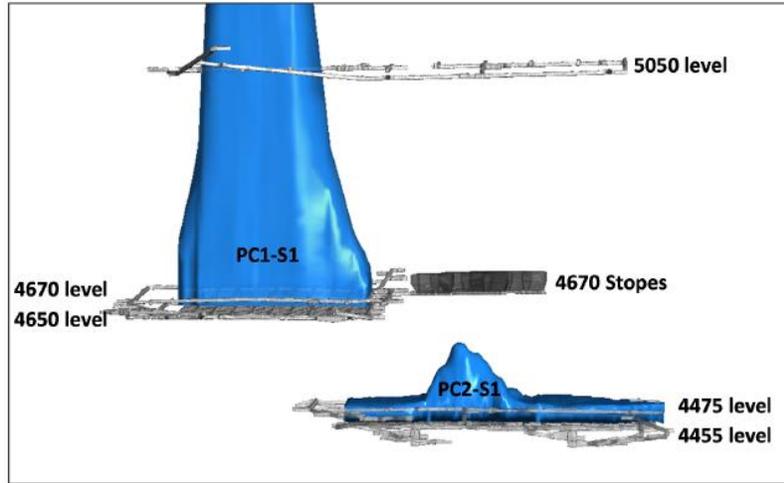


Figura 11: Cotas de los niveles de producción y hundimiento para PC1S1 y PC2S1

Respecto al aspecto de diseño, se posee un ancho de puntos de extracción de 4.5 m, con una altura de socavación variable de 18 a 20 m.

Con respecto al pre-acondicionamiento del macizo rocoso se ha utilizado un nivel de fracturamiento hidráulico situado en la cota 5050 y además se hace uso de debilitamiento dinámico por explosivos (DDE). Se utilizaron pozos de 150 metros de largo, con emulsión especialmente diseñada para estas labores, con un taco de lechada de 20m de longitud.

La secuencia de apertura de puntos para la extracción para el panel PC1 comenzó desde el sureste y se extendió hasta el noreste como se indica en la Figura 12.

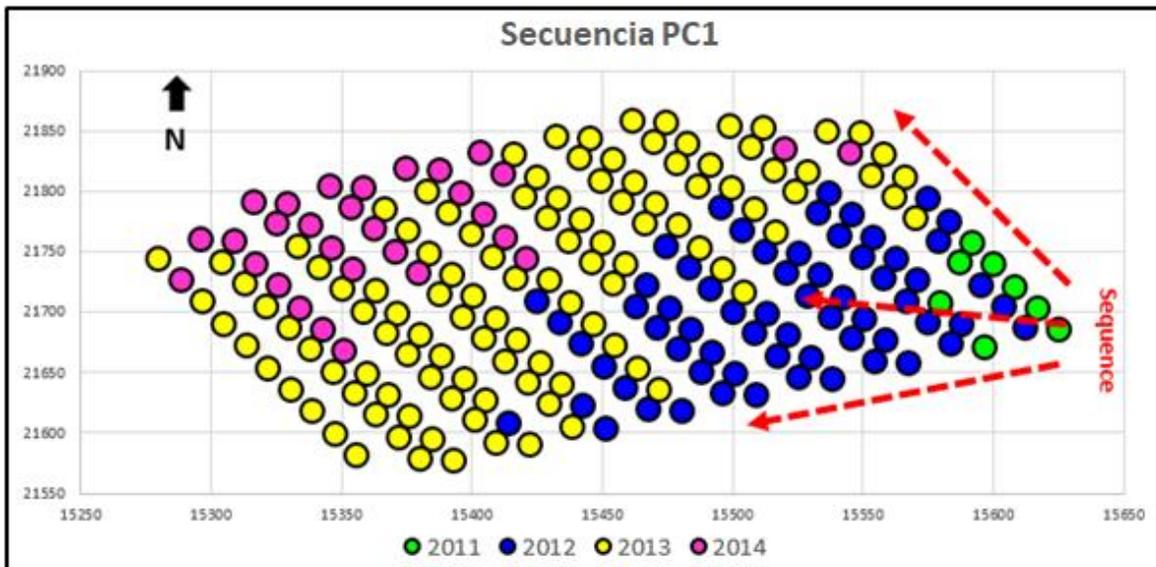


Figura 12: Secuencia de extracción para el PC1

De acuerdo al historial respecto a la extracción, se ha alcanzado para abril de 2017 una extracción preferentemente desde el centro del footprint hacia los bordes, registrando un promedio para el bloque

PC1S1 de un 23% respecto de los 1000 m de columna extraíble. En donde cabe destacar que en el centro se ha alcanzado un porcentaje de extracción en torno al 40%, mientras en los bordes esto corresponde de entre 10 a 20 %, como se muestra en la Figura 13.

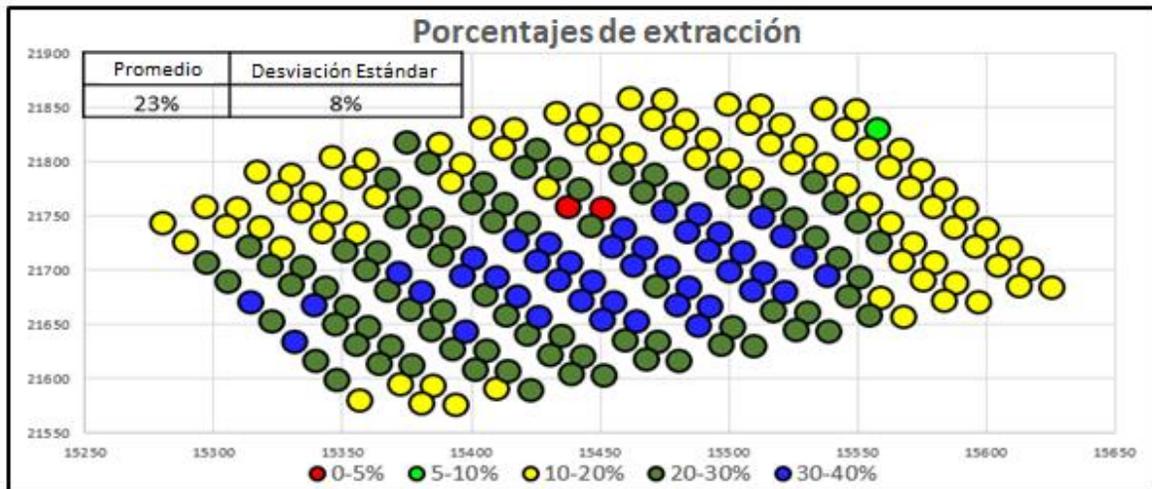


Figura 13: Extracción registrada a Julio de 2017 para PC1S1

Respecto de tener una caracterización adecuada de la extracción se presenta la altura extraída en la Figura 14

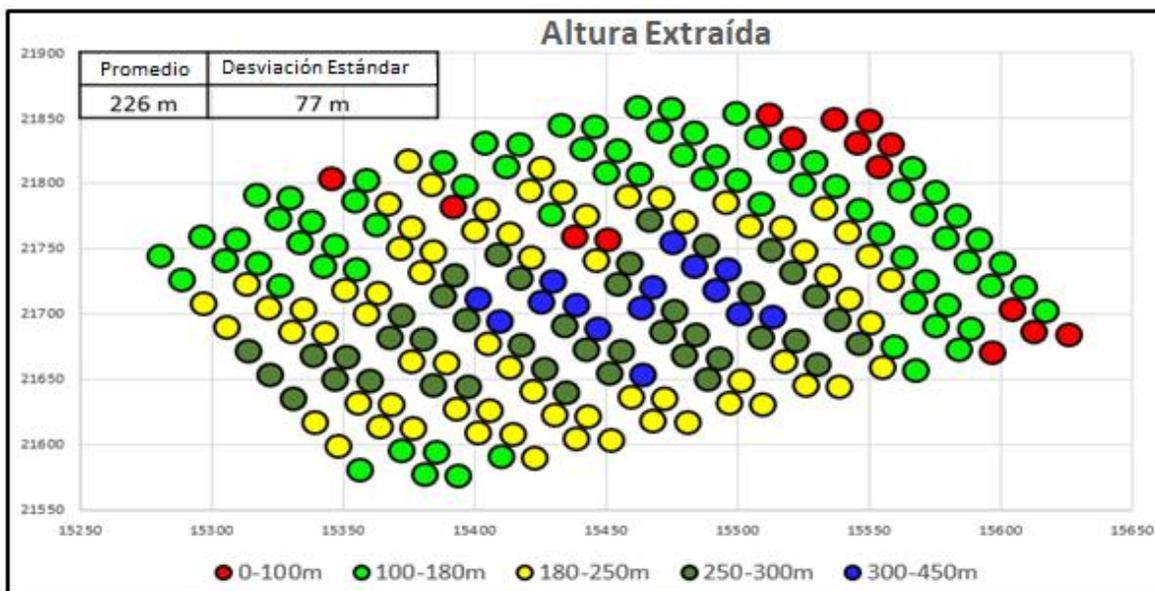


Figura 14: Altura extraída registrada a Julio de 2017 para PC1S1

Respecto del tonelaje total extraído se presenta en la Figura 15, en donde es posible mencionar que tal y como se mencionó antes, la mayor extracción se alcanzó en el centro con un total de 350,000 t y en promedio se alcanza un tonelaje en torno a 196 kt con una desviación estándar de 67 kt.

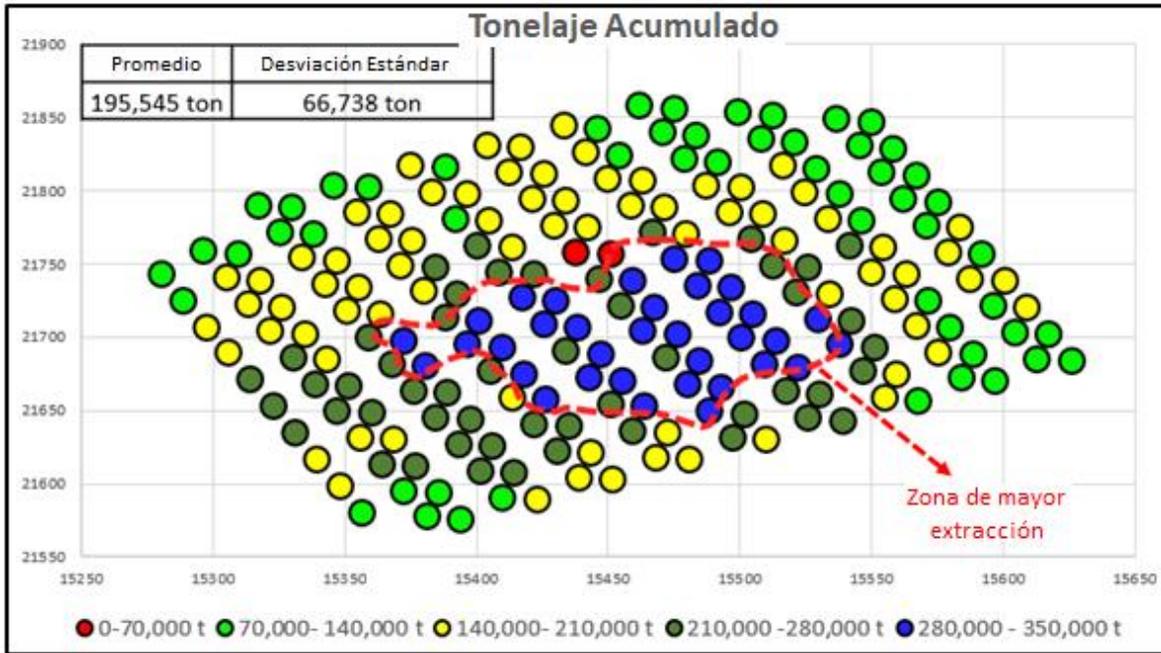


Figura 15: Tonelaje extraído acumulado a Julio de 2017 para PCIS1

Cabe señalar que el comienzo de la operación se caracterizó porque propagación del caving fue más rápida de lo que se hubiera proyectado sin utilizar el preacondicionamiento intensivo, además es posible establecer que la tasa de extracción se puede agrupar en 3 periodos principales:

- Mayo 2011 a marzo 2013, donde la tasa de extracción diaria promedio fue de 79.88 ± 25.03 tpd.
- Abril 2013 a julio de 2015, donde la tasa de extracción diaria promedio fue de 104.4 ± 24.47 tpd. Cabe destacar que el cave back alcanzó la galería de pre acondicionamiento en la cota 5050 (en octubre de 2013), y conecta a superficie (en octubre de 2014).
- Agosto 2015 a abril de 2017, donde la tasa de extracción diaria promedio fue de 230.57 ± 47.21 tpd, y los puntos de extracción activos alcanzaron los 179, como se observa en la Tabla 19.

Tabla 19: Tasas de extracción diarias por periodos para PCIS1

Periodo	Producción diaria (t/d/pto.extr)		Promedio de puntos de extracción activos
	Tasa de extracción (tpd/p.e)	Desviación Estándar	
(1) Mayo-11 a Marzo-13	79.88	25.03	24
(2) Abril-13 a Julio-15	104.44	24.47	177
(3) Agosto-15 a Abril-17	230.57	47.21	179

Lo anterior se puede observar en la Figura 16, en donde la tasa de extracción se incrementa al conectar a superficie:

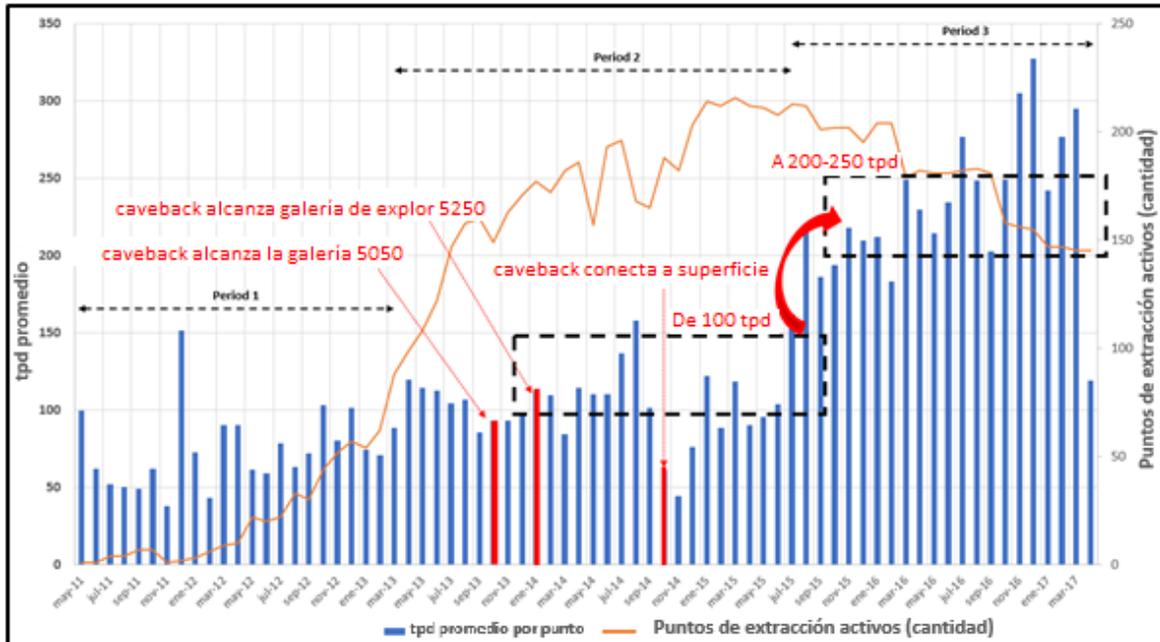


Figura 16: Tasas de extracción y puntos de extracción activos para PCISI

La Figura 17 y la Figura 18 muestran la velocidad de extracción promedio para los puntos de extracción en función de las variables altura extraída y porcentaje de extracción, en donde es posible ver que para altura extraída entre 40 a 80 m (4 -5% de extracción), las velocidades de extracción estuvo cerca de 0.3 t/m²-día. Cabe señalar que la velocidad de extracción se incrementó cuando la altura extraída estuvo sobre de 280 m (28% de extracción) alcanzando valores de 1 t/m²-día.

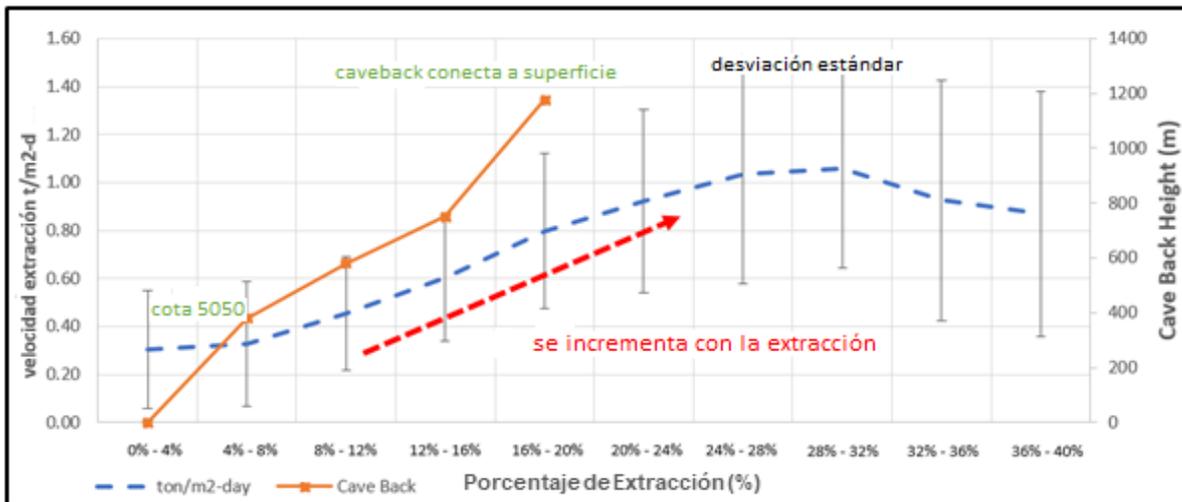


Figura 17: Velocidad de extracción y cave back en función del porcentaje de extracción para PCISI

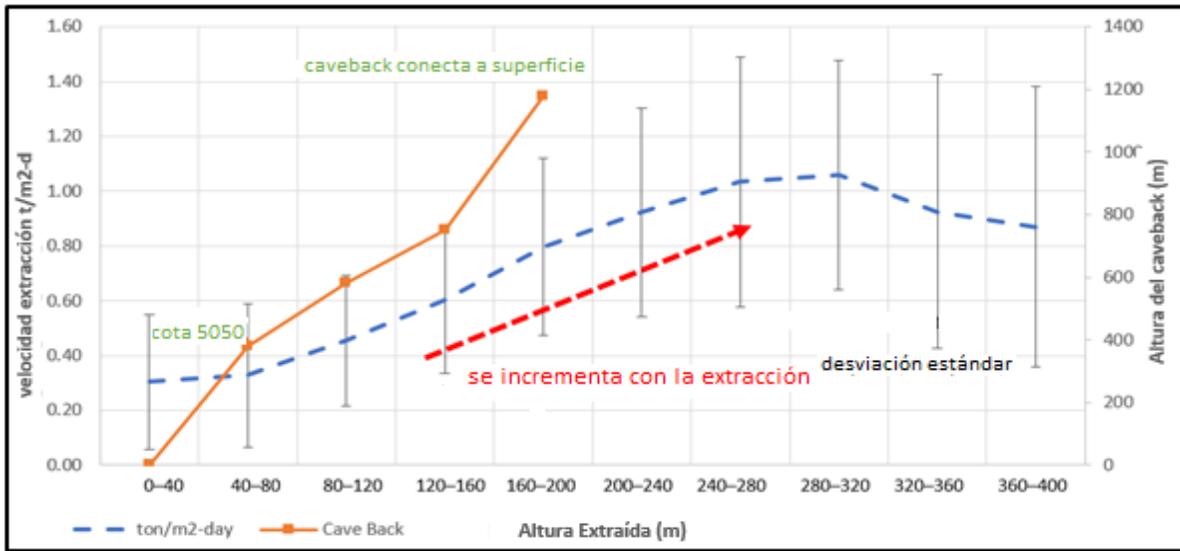


Figura 18: Velocidad de extracción y cave back en función de la altura extraída para PCISI

Sumado a la base de datos de tonelaje extraído, se contó con la base de datos de colgaduras por punto de extracción, correspondiente de Enero 2016 a Noviembre 2016. Además de define el índice de colgaduras como (eventos/1,000 t).

La Figura 19 muestra el promedio de índice de colgaduras (eventos/1,000 t), en donde se observa que 19 puntos de extracción (de un total de 218) presentaron un índice de colgaduras (I.C) superior a 0.8 eventos/1,000 t (de rojo en la leyenda). Además, los puntos de extracción en negro no tienen información reportada de colgaduras.

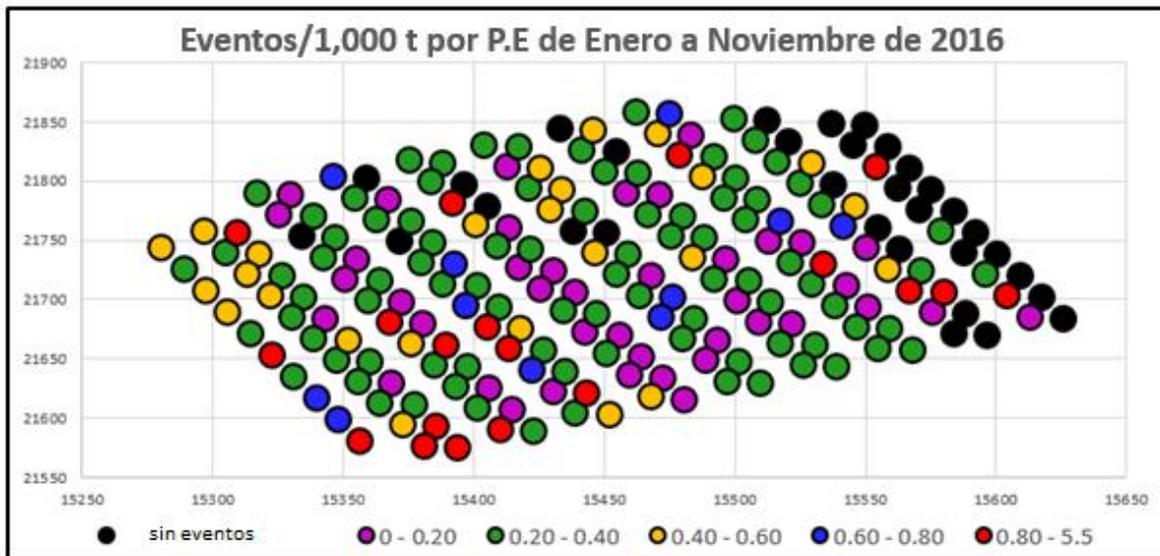


Figura 19: Promedio de índice de colgaduras de enero a diciembre de 2016 para PCISI

4.3.2 Extracción

Respecto a la extracción en cuanto a altura de columna extraída, se ha seleccionado de la base de datos la información disponible mensual para las colgaduras y se ha generado un gráfico que muestre la tendencia para el conjunto de puntos de extracción que poseen registros de estas variable (Figura

20). De donde se desprende que a medida que se tiene una mayor extracción, el índice de colgaduras disminuye, alcanzando un promedio de 0.2 ± 0.57 eventos/1,000 t a 360 m de extracción. Para el rango de 40 m a 160 m, el I.C. tiene una gran dispersión alcanzando valores bajo 1 evento/1,000 t

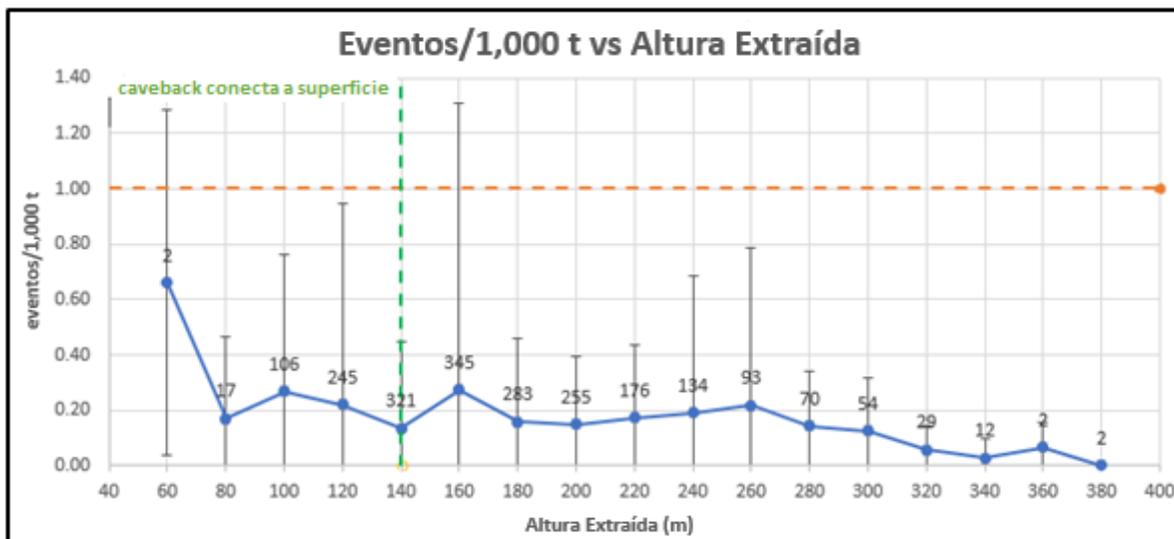


Figura 20: Relación entre la altura extraída y la altura extraída para PC1S1, con la cantidad de datos disponibles.

Con el objetivo de tener una mayor comprensión de la variable en cuestión, los datos de la se detallan en la Tabla 20.

Tabla 20: Detalle del índice de colgadura en función de la altura extraída para PC1S1

PC1			
Altura Extraída (m)		Eventos/1,000 t	
Min.	Max.	Promedio	Desv Est
>=40	<80	0.22	0.35
>=80	<120	0.23	0.66
>=120	<160	0.21	0.78
>=160	<200	0.16	0.28
>=200	<240	0.18	0.38
>=240	<280	0.19	0.449
>=280	<320	0.10	0.17
>=320	<360	0.03	0.07

Cabe señalar que los datos comienzan a ser representativos partir de los primeros 40 m de columna extraída, pues corresponde al periodo de levantamiento de datos.

4.3.3 Litología

El tipo de roca que se distribuye en el footprint para PC1S1, se muestra en la Figura 21. Notándose que no es posible establecer una predominancia clara para la mayor parte de los puntos de extracción.

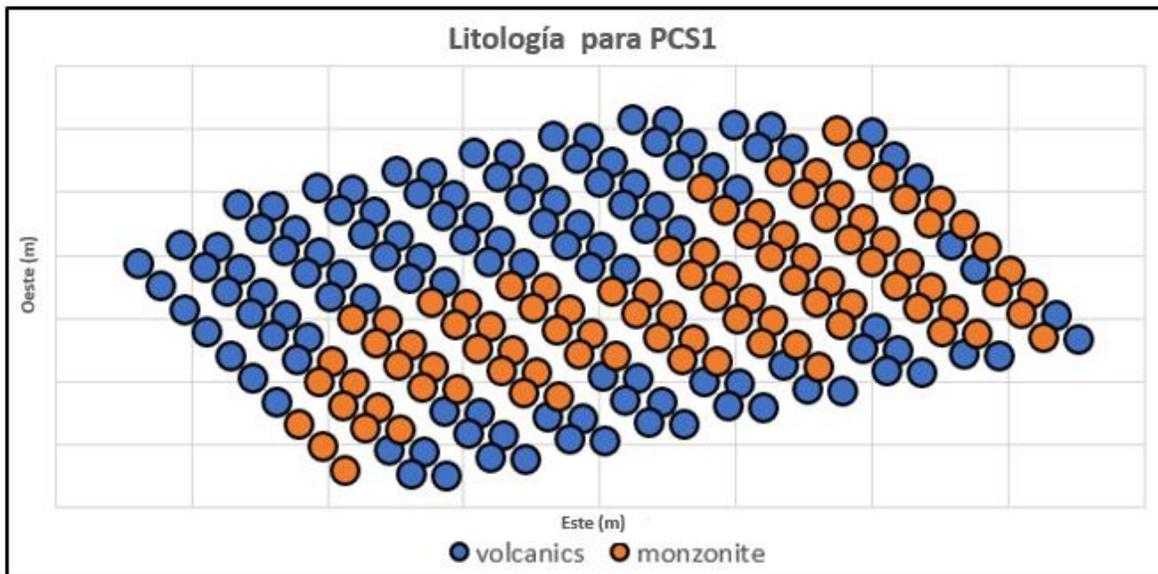


Figura 21: Litología por punto de extracción para PCISI.

La influencia de la litología será cuantificada en el efecto que tiene para la variable altura extraída y su relación con el índice de colgaduras, como se muestra en la Figura 22. De lo anterior, es posible concluir que para la roca monzonita se registra un índice de colgaduras mayor.

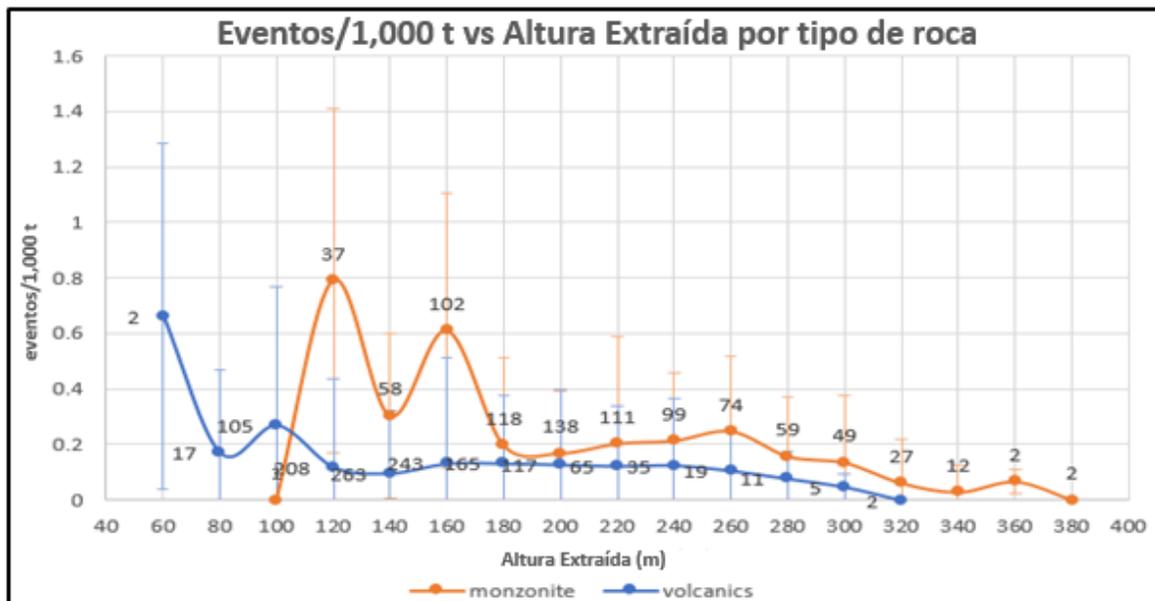


Figura 22: Relación entre índice de colgaduras y altura extraída para PCISI- rocas volcánica y monzonita.

Como se muestra en la Tabla 21, en los primeros 160 m, el índice de colgaduras en la roca monzonita es de 0.57 ± 1.78 eventos/1,000 t mientras que para la roca volcánica es de 0.14 ± 0.34 eventos/1,000 t. Después de los 160 m, el IC disminuye y específicamente en la monzonita se tiene que es de 0.18 ± 0.38 eventos/1,000 t, mientras que en la volcánica este corresponde a 0.12 ± 0.24 eventos/1,000 t.

Tabla 21: Detalle del índice de colgadura por litología para PCISI

Altura Extraída (m)		Eventos/1,000t - PC1			
		Volcanica		Monzonita	
min	max	Promedio	Desv Est	Promedio	Desv Est
>=50	<100	0.26	0.47	0.00	-
>=100	<150	0.11	0.26	0.50	1.14
>=150	<200	0.14	0.34	0.27	0.95
>=200	<250	0.12	0.22	0.21	0.42
>=250	<300	0.07	0.10	0.18	0.45
>=300	<350	0.00	0.00	0.05	0.08

4.3.4 Uniformidad

La uniformidad está calculada según la Ecuación 13, de este modo con el tonelaje diario para cada punto de extracción, se clasificó dependiendo de la forma en el que fue extraído respecto a sus vecinos (uniforme, semiuniforme, desuniforme), y a para cada mes se obtiene el porcentaje de toneladas extraídas uniformemente respecto del total. De la Figura 23, es posible observar que hay un tramo en donde es posible establecer una tendencia, y es que para una extracción hasta un 30% de uniformidad, los eventos registrados tienen a disminuir. Lo anterior es posible apoyarlo con la Tabla 22, en donde el I.C disminuye de 0.57 a 0.12 eventos/1,000 t, y aunque se observa un incremento para el intervalo 30-40% de uniformidad, este último está netamente dado por la base de datos. Luego, se verifica que la uniformidad se mantiene constante.



Figura 23: Relación del índice de colgaduras y la uniformidad para PCISI

Tabla 22: Detalle de la relación del índice de colgaduras y la uniformidad para PC1S1.

% Uniformidad		eventos/1000t	
min	max	Promedio	Desv Est
>=0%	<10%	0.57	0.34
>=10%	<20%	0.35	0.47
>=20%	<30%	0.15	0.39
>=30%	<40%	0.18*	0.58*
>=40%	<50%	0.15	0.27
>=50%	<60%	0.12	0.25
>=60%	<70%	0.16	0.29
>=70%	<80%	0.17	0.29
>=80%	<90%	0.16	0.28
>=90%	<100%	0.2	0.33

4.3.5 RMR

El RMR para PC1S1, fue obtenido desde el nivel de producción, y aunque se ha comprobado que tiene cambios en altura, se asume constante a lo largo de la columna para cada punto de extracción, la distribución de RMR se muestra en la Figura 24. En donde el RMR predominante se encuentra entre los rangos 40 y 60 (Ver Anexos).

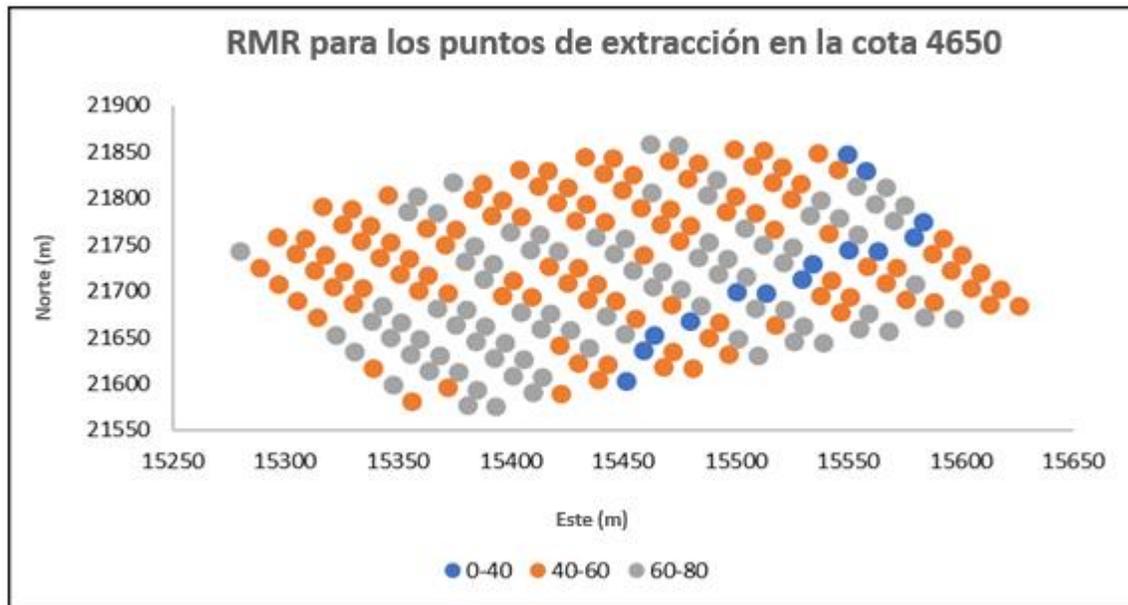


Figura 24: RMR para el nivel de producción de PC1S1

Como se observa en la Figura 25, hay una tendencia a que a mayor RMR, se observa un índice de colgaduras menor, tal y como se puede verificar en la Tabla 23.

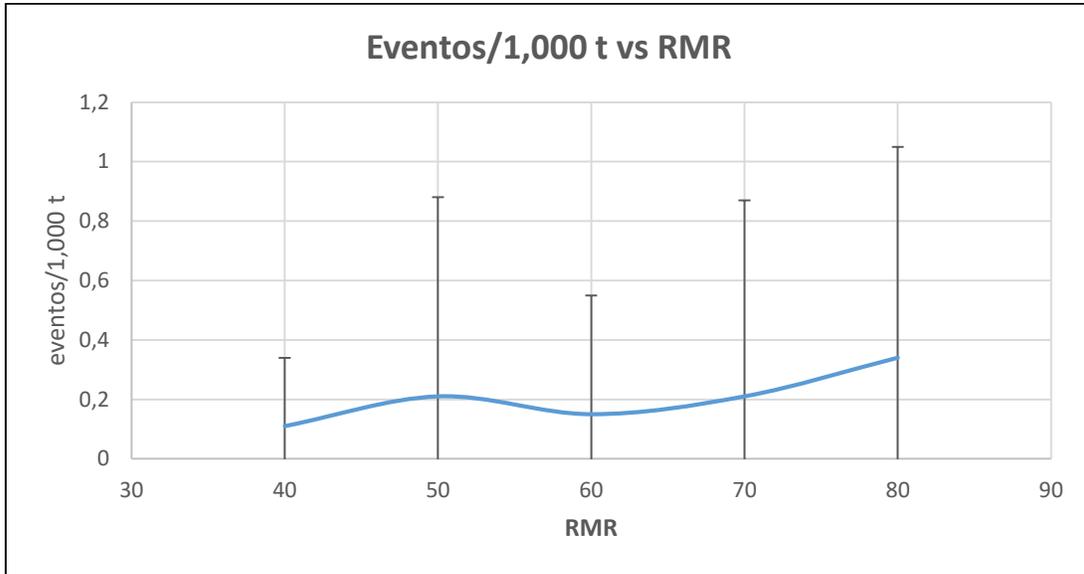


Figura 25: Relación entre el índice de colgaduras y RMR para PCISI

Tabla 23: Detalle de la relación índice de colgaduras y RMR para PCISI

RMR		eventos/1000t	
min	max	promedio	desv est
≥ 30	< 40	0.11	0.23
≥ 40	< 50	0.21	0.67
≥ 50	< 60	0.15	0.40
≥ 60	< 70	0.21	0.66
≥ 70	< 80	0.34	0.71
≥ 80	< 90	0.11	0.21

4.3.6 Efecto de variables en la fragmentación

El presente trabajo no incluye la fragmentación dentro del modelo, pero permite tener una visión de la influencia de la variable, que permite comprender el fenómeno de colgaduras. Para esta variable, se puede esperar que una fragmentación más fina debiera registrar menores colgaduras (exceptuando el caso de compactación). Por lo tanto, se incluye este apartado, para corroborar las tendencias directas de las variables antes presentadas en función de la fragmentación.

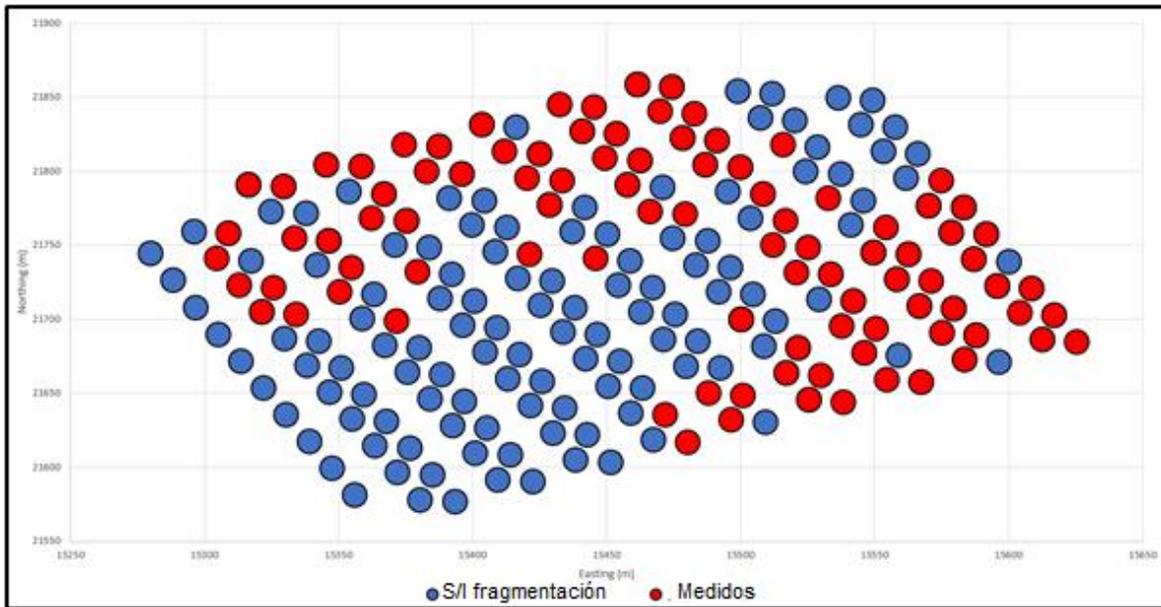


Figura 26: Puntos de extracción con información de fragmentación para PCIS1.

Para ver el efecto de las variables. De los puntos con información de fragmentación, se tomaron 5 puntos que tuvieran más mediciones que permitieran establecer una tendencia. La ubicación de dichos puntos se presenta en la Figura 27.

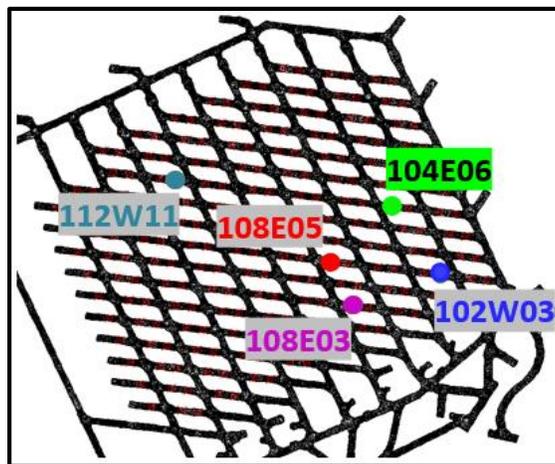


Figura 27: Puntos de extracción seleccionados del footprint

Tabla 24: Cantidad de mediciones para generar curvas de fragmentación en los puntos con mayor información.

Puntos de extracción	Cantidad de mediciones de fragmentación
108E05	6
112W01	3
102W03	5
104E06	3
108E03	3

De la Figura 28 y la Figura 29 , es posible corroborar la tendencia esperada, y es que una mayor extracción registraría una fragmentación menor posiblemente debido al peso de la columna, y como consecuencia se tendría un índice de colgaduras menor.

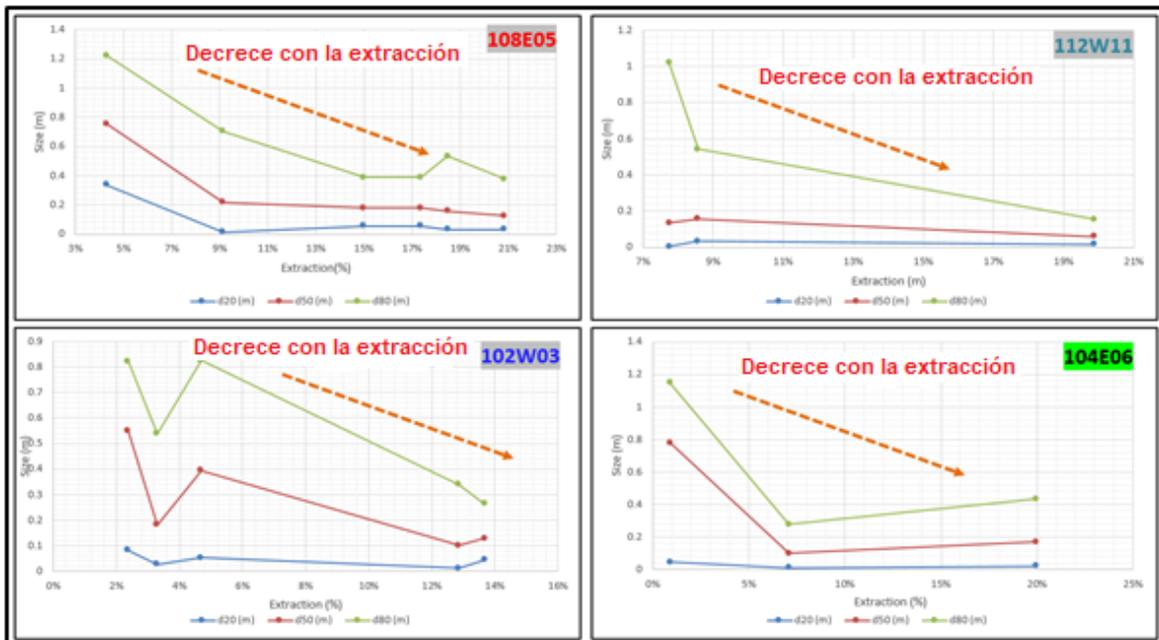


Figura 28: Relación de fragmentación con la extracción para los puntos 108E05, 112W11, 102W03, 104E06

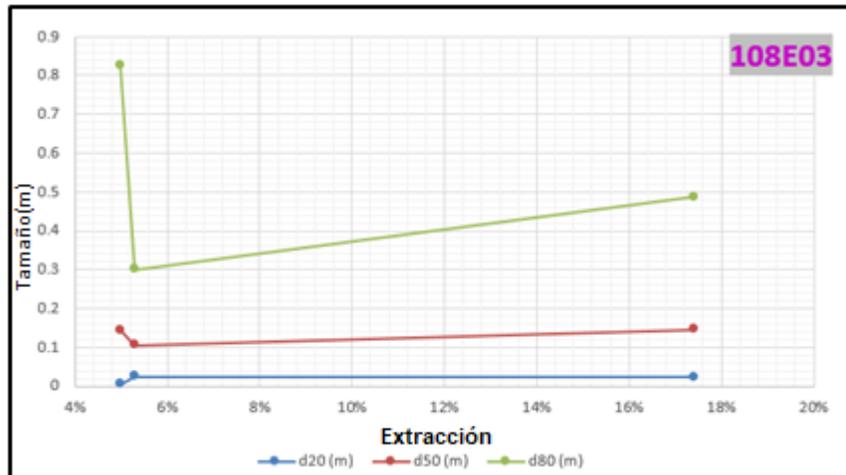


Figura 29: Relación de fragmentación con la extracción para el punto 108E03

La Figura 29 presenta un incremento en la fragmentación, que está dado por un error de medición. Caso que es plausible, ya que una dispersión no sigue rígidamente una línea de tendencia y para la presente figura es necesario una mayor cantidad de datos para que el gráfico sea más robusto.

Con el motivo de estudiar la hipótesis antes planteada, se presenta la Figura 30, Figura 31 y la Figura 32, en donde se corrobora que cuando el cave back conecta con la superficie (a los 140 m de columna extraída), la fragmentación decrece traduciéndose en menores I.C. El mismo efecto se observa para la litología, por lo que no dependería del macizo la ocurrencia de este efecto.

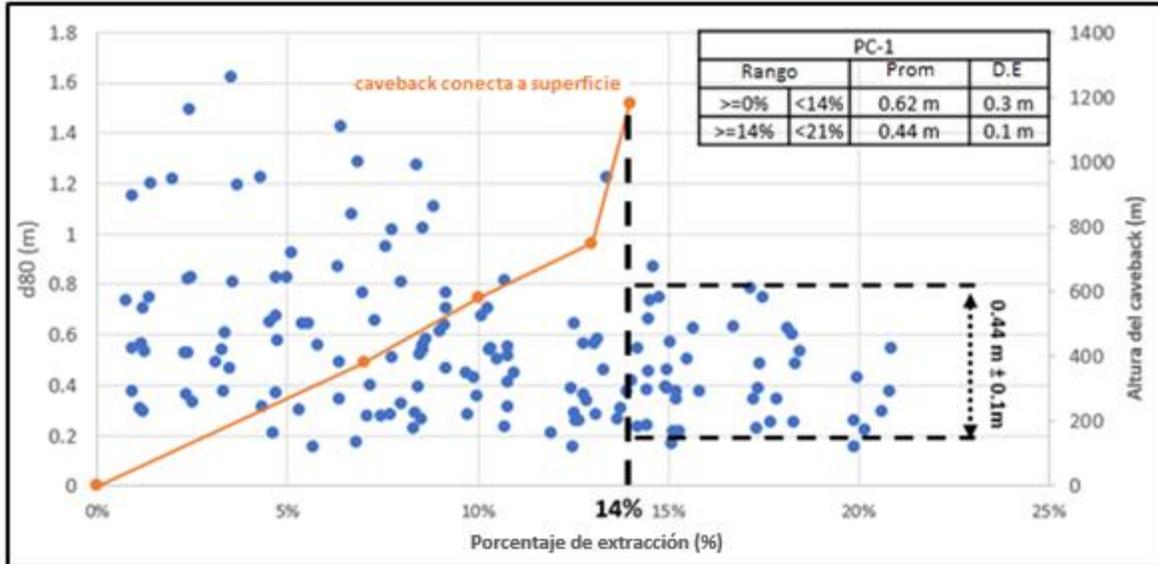


Figura 30: Dispersión de d80 vs extracción, mostrando el efecto de la conexión a superficie.

Para presentar la fragmentación se ha utilizado el d80 por motivos de nomenclatura común. Del mismo modo como se verifica la disminución de fragmentación ocurre para d50 y d20 (Ver Anexos).

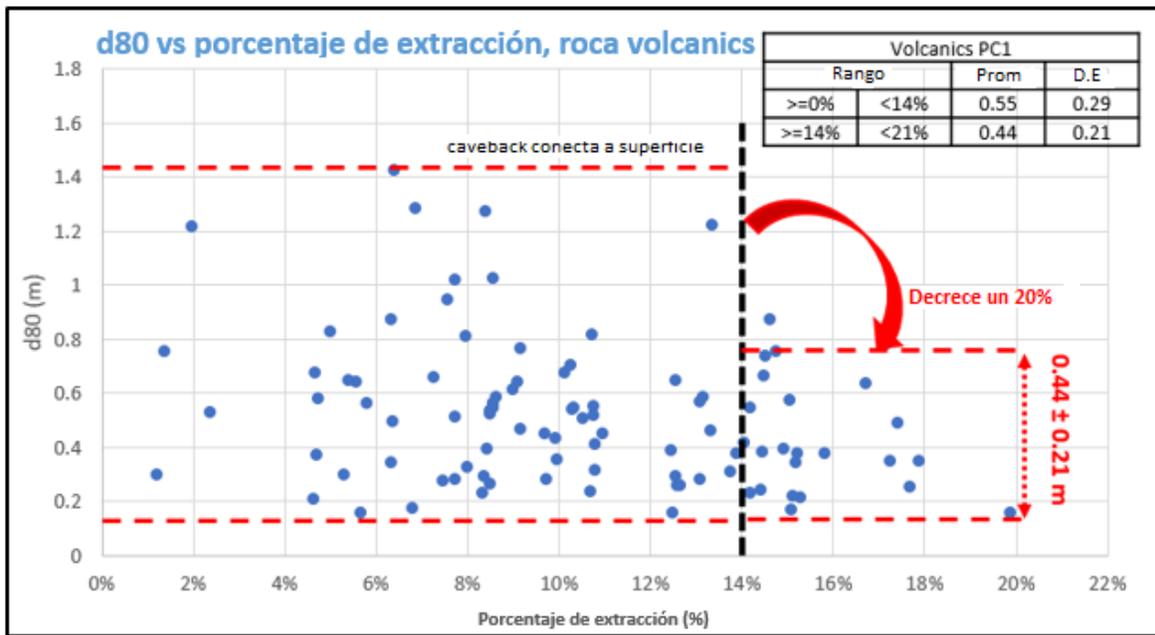


Figura 31: Dispersión de d80 vs extracción para la roca volcánica.

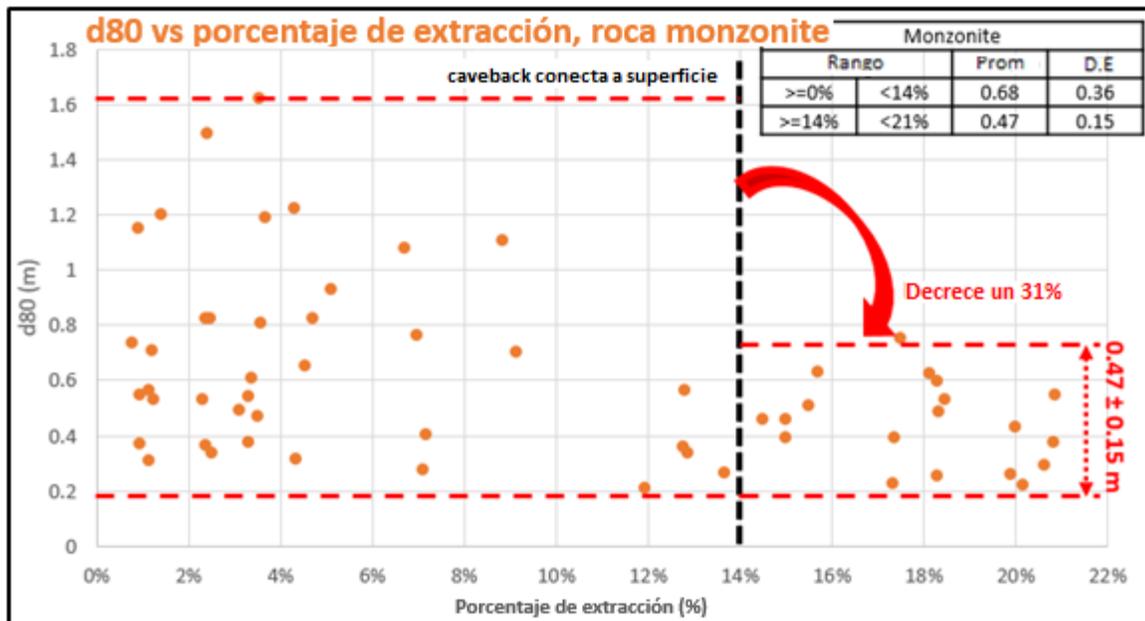


Figura 32: Dispersión de d80 vs extracción para la roca monzonita.

Cabe señalar el fenómeno de la reducción de la fragmentación ocurre cuando el caveback conecta a superficie. Una hipótesis al respecto, es que una vez conectado el caveback, todo el peso de la columna hasta la superficie ejerce un esfuerzo sobre el material que está siendo extraído reduciendo su tamaño (fragmentación secundaria) y acotando su intervalo de distribución (conexión).

En donde es posible concluir que las colgadas disminuyen por efecto de la fragmentación más fina que se tiene a medida que avanza la extracción, y se acentúa este hecho con el efecto de la conexión.

Los datos corroboran lo anterior y muestran que el índice de colgaduras en promedio bajó de 0.62 ± 0.3 m a 0.44 ± 0.1 m, reduciendo la dispersión una vez conectado el caveback.

4.4 Cadia East PC2S1

4.4.1 Antecedentes

PC2 es el segundo cave en ser desarrollado por Cadia East, y se ubica al este y 200 m más abajo que PC1S1, como se aprecia en la Figura 11. El PC2 tiene dos niveles principales: el de producción en la cota 4455 y el de hundimiento en la cota 4475.

El panel PC2S1 es la primera etapa del PC2. Cabe mencionar que se utiliza hundimiento avanzado (advanced undercutting) actualmente, pero en el comienzo de la operación hizo uso de un hundimiento convencional (post undercutting), con alturas de socavación de 18 m y 5 m respectivamente. Se disponen de 318 puntos de extracción, además cabe recalcar, que opuestamente al PC1S1 el cave back aún no ha conectado a superficie y la altura de columna extraíble es de 750 m.

La Figura 33 muestra la secuencia de apertura de puntos de extracción en PC2S1, en donde se puede visualizar que la extracción comenzó desde el centro y se fue expandiendo hacia las direcciones sureste-noreste, haciendo uso de 2 frentes de hundimientos.

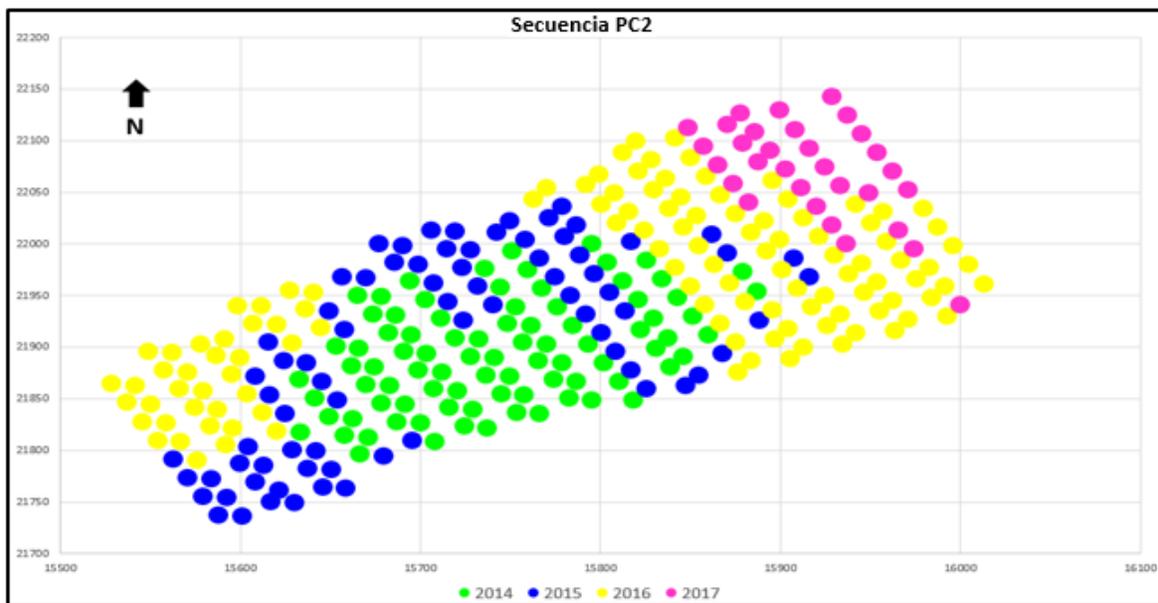


Figura 33: Secuencia de extracción para PC2S1

La Figura 34 y la Figura 35 muestran la extracción y la altura extraída respecto de la altura extraíble correspondiente a 750 m registrada a julio de 2017. Se puede confirmar que las mayores extracciones se encuentran en el centro, mientras que en el noreste del footprint se tiene la menor extracción con 15 a 30 m de columna extraída (2% de extracción).

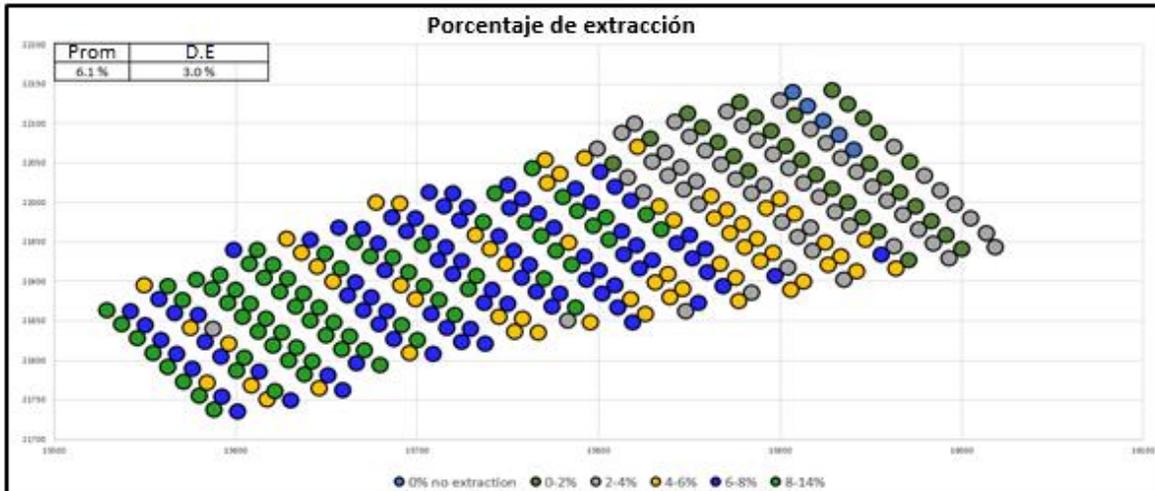


Figura 34: Porcentaje de extracción por punto de extracción para PC2S1

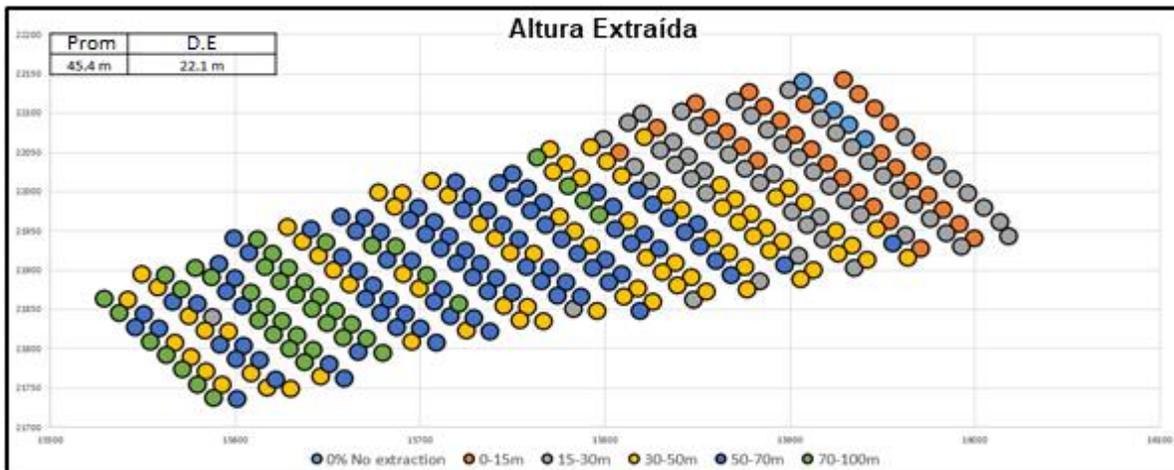


Figura 35: Altura extraída por punto de extracción para PC2S1

La Figura 36, muestra el tonelaje acumulado que se ha extraído a julio de 2017, en donde se verifica nuevamente que la mayor extracción se encuentra en el centro, y se extendió hacia los bordes. El footprint ha extraído en promedio $39,242 \pm 19,119$ t.

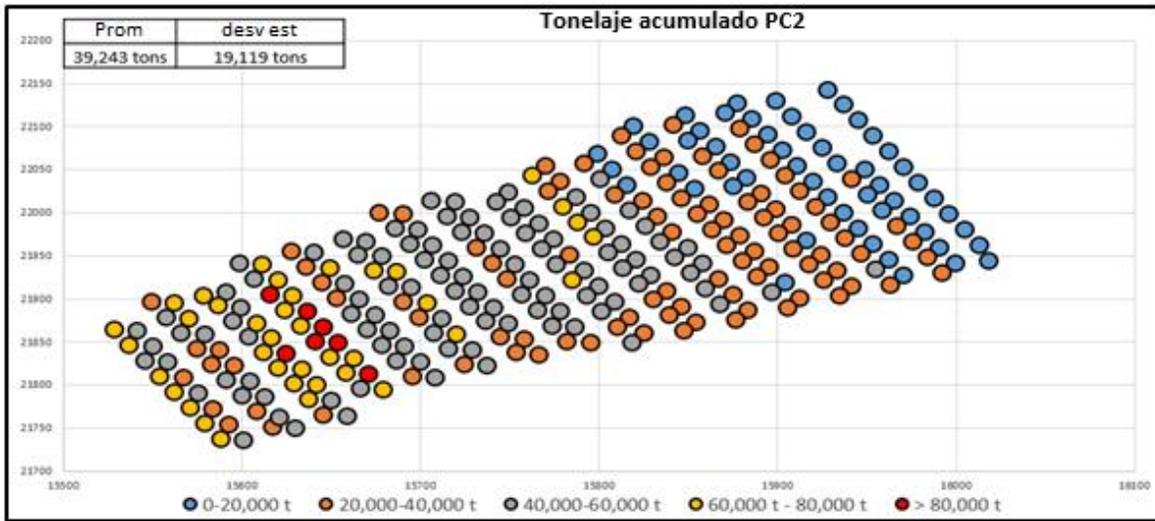


Figura 36: Tonelaje acumulado por punto de extracción para PC2S1

Como se puede observar en la Figura 37, muestra el promedio de tasa de extracción diaria de los puntos de extracción para PC2S1, de febrero de 2014 a agosto de 2017. Es posible distinguir en dos periodos separado:

- Febrero de 2014 a febrero de 2015, con una tasa promedio de extracción diaria de 76.74 ± 28.56 tpd
- Agosto de 2015 a agosto 2017, con una tasa promedio de extracción diaria de 84.55 ± 28.33 tpd

Pese a que la tasa de extracción diaria es similar, la principal diferencia entre los tramos de radica en la cantidad total de puntos de extracción activos (aquellos que registran sobre una tonelada de mineral a nivel mensual y por lo tanto registran una contribución a la tasa de producción de la mina), los cuales aumentan en promedio de 31 a 187.

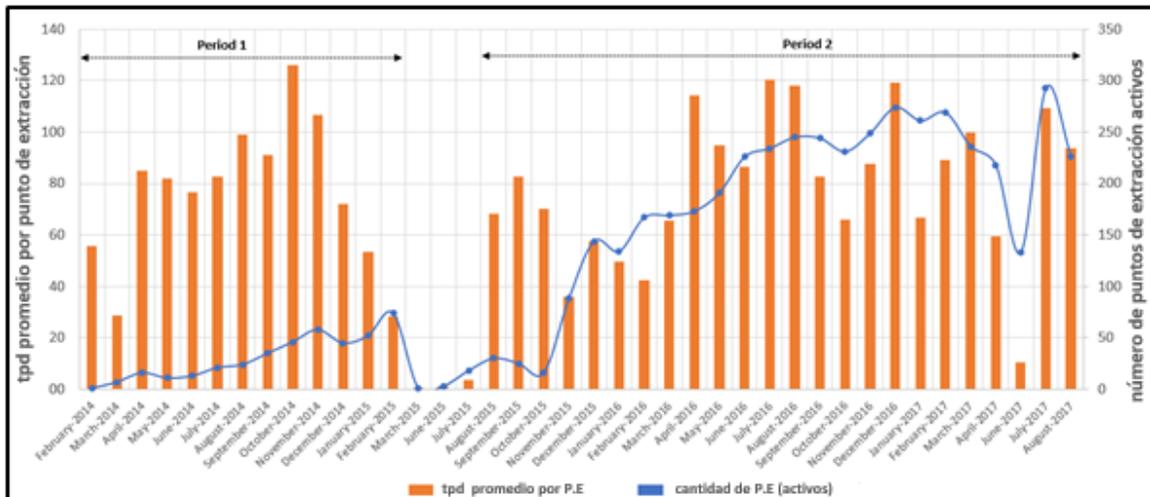


Figura 37: Tasa de extracción y puntos activos por mes para PC2S1

Tabla 25: Tasa de extracción diaria para PC2S1

Periodo	Producción diaria (t/d/pto.extr)		Promedio de puntos activos
	tpd promedio por punto de extracción	Desviación Estándar	
Febrero-14 a Febrero-15	76.74 tpd	28.56 tpd	31
Agosto -15 to Agosto -17	84.55 tpd	28.33 tpd	187

La Figura 38 y la Figura 39 muestran el promedio de la velocidad de extracción (t/m^2 -día) para los puntos de extracción como función del porcentaje de extracción y la altura extraída. Para los primeros 60 m de altura extraída (8% de extracción), la tasa de extracción es de $0.25 t/m^2$ -día, para aumentar a un promedio de $0.5 t/m^2$ -día, alcanzando una altura extraída de 100 m (12%).

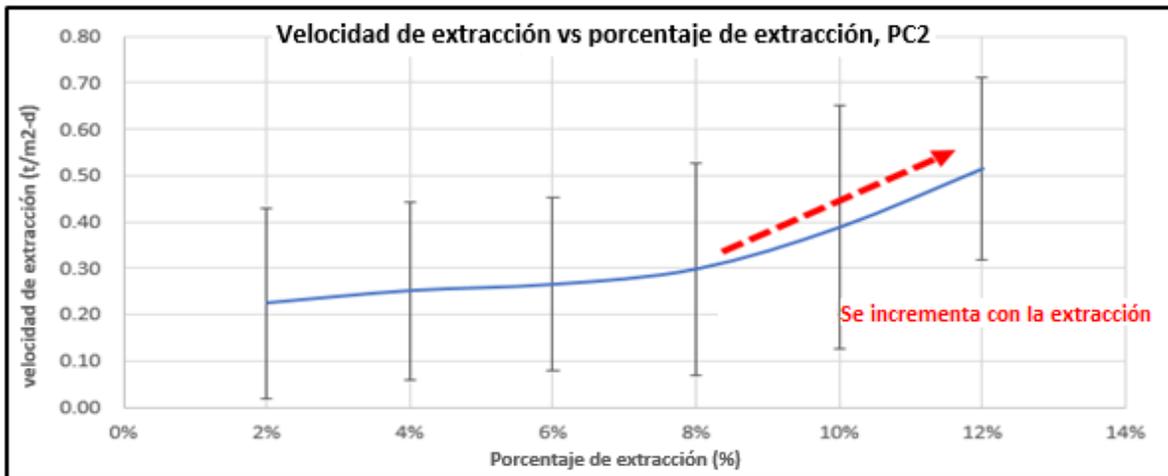


Figura 38: Velocidad de extracción en función del porcentaje de extracción para PC2S1

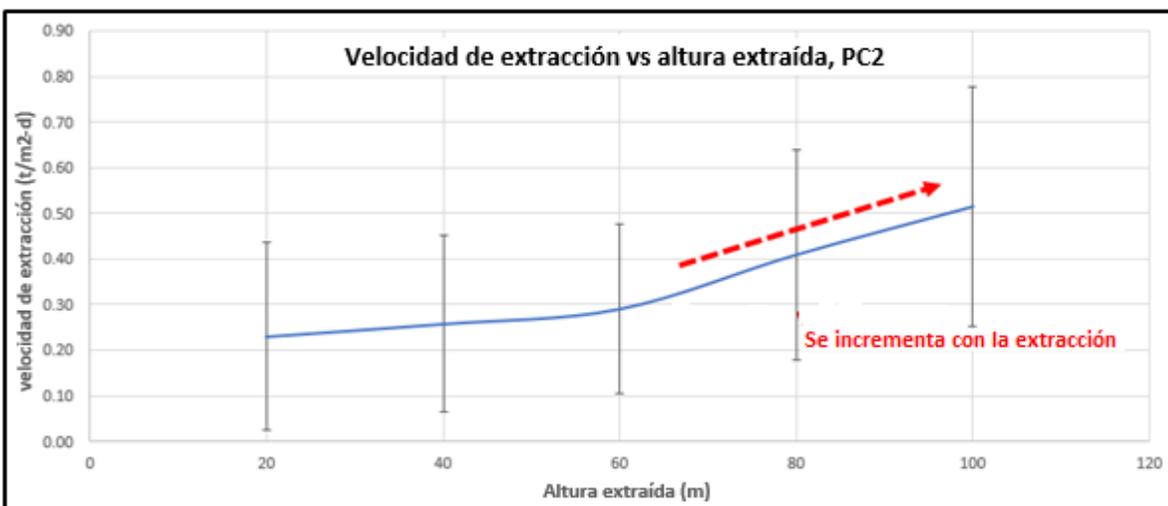


Figura 39: Velocidad de extracción en función de la altura extraída para PC2S1

La Figura 40 y la Figura 41 presentan la cantidad de eventos totales y el índice de colgaduras, en donde los puntos ubicados en el noreste no tenían información de extracción para el año 2016, por lo que no hay información de eventos.

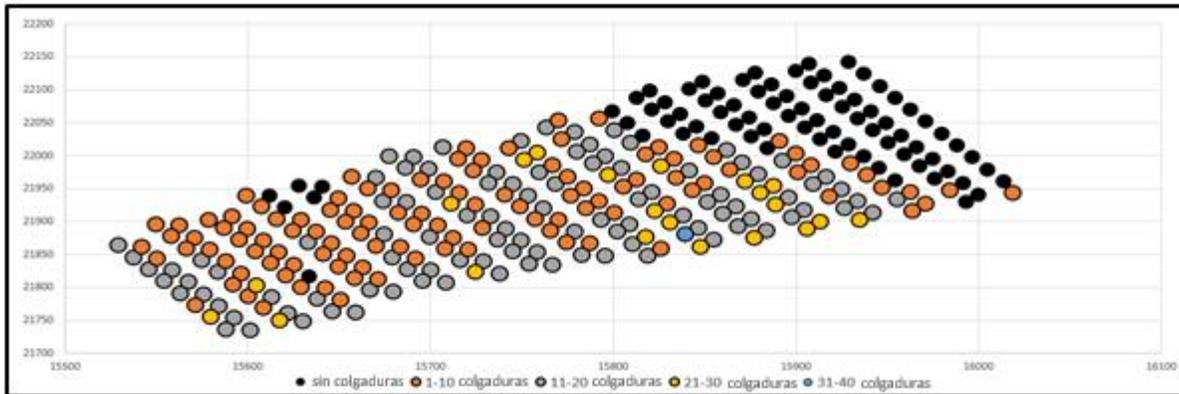


Figura 40: Número total de eventos por punto de extracción para PC2S1



Figura 41: Índice de colgaduras por punto de extracción para PC2S1

4.4.2 Extracción

La Figura 42 y la Figura 43 muestran la tendencia para el índice de colgaduras para el porcentaje de extracción y la altura extraída, en donde se observa que para el rango de los primero 40 m de altura extraída el I.C corresponde a 0.56 ± 1.17 eventos/1,000 t con casos que superan el I.C= 1 evento/1,000 t mientras que posterior a esto, pese a que la tendencia ha disminuido siguen existiendo casos con I.C sobre 1 evento/1,000 t con un promedio de 0.4 ± 0.43 eventos/1,000 t. Por lo que se concluye que existe una disminución con la extracción.

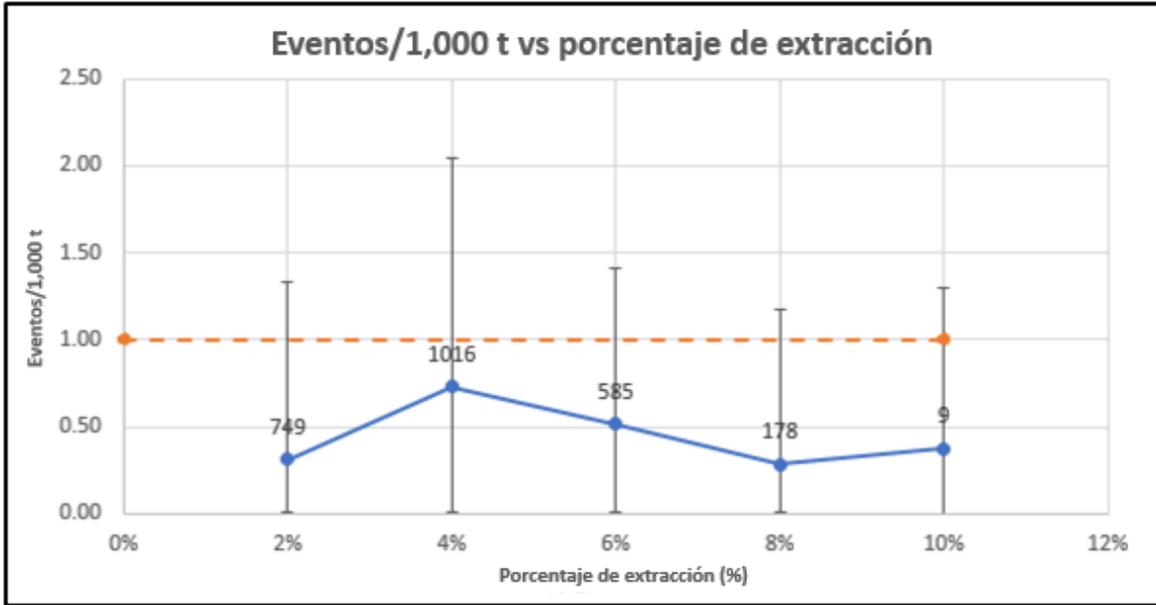


Figura 42: Relación del índice de colgaduras con el porcentaje de extracción para PC2S1

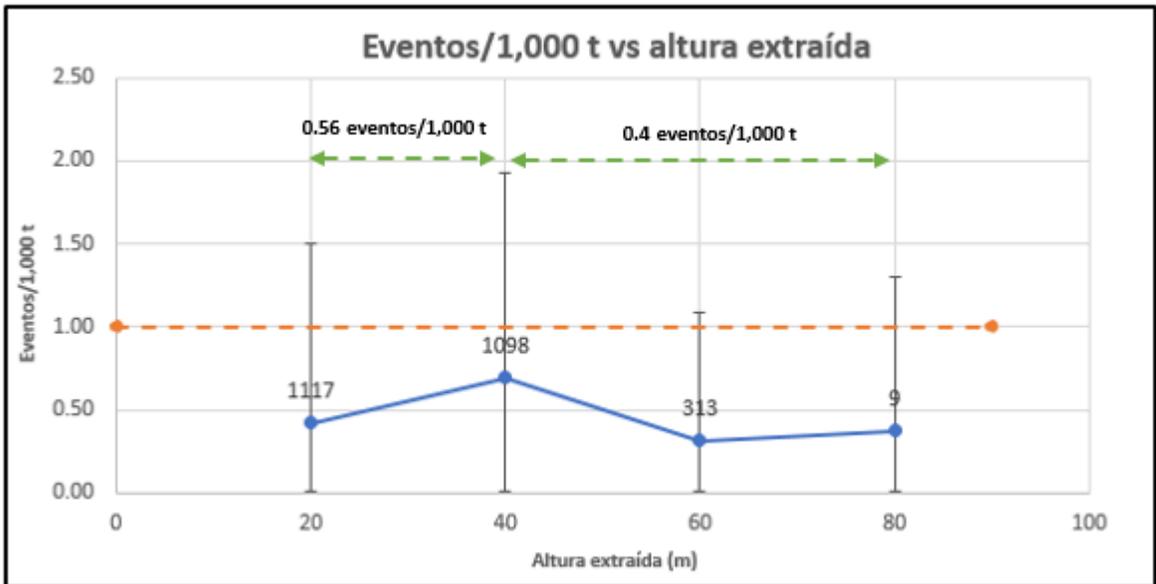


Figura 43: Relación del índice de colgadura con la altura extraída para PC2S1

4.4.3 Litología

La Figura 44 muestra la distribución de la litología para el nivel de producción ubicado en la cota 4455 para los puntos de extracción, mientras que la Figura 45 muestra el índice de colgaduras en función de la altura extraída para ambos tipos de roca. Se puede mencionar que el índice de colgaduras para la roca volcánica se registra levemente superior a la monzonita, contrariamente a lo que sucede en el PC1S1. De hecho, los primeros 80 m de la altura de columna extraída, la roca volcánica registra un índice de colgaduras de 0.54 ± 1.16 eventos/1,000 t mientras que en la monzonita se tiene un valor de 0.49 ± 1.04 eventos/1,000 t (como se observa en la Tabla 26).

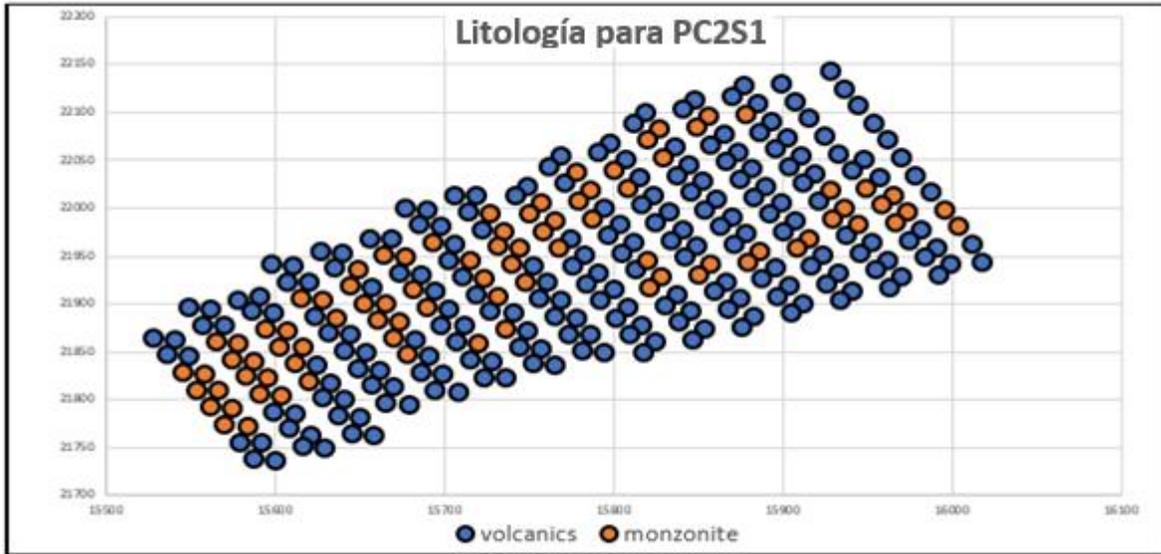


Figura 44: Litología por punto de extracción para PC2S1

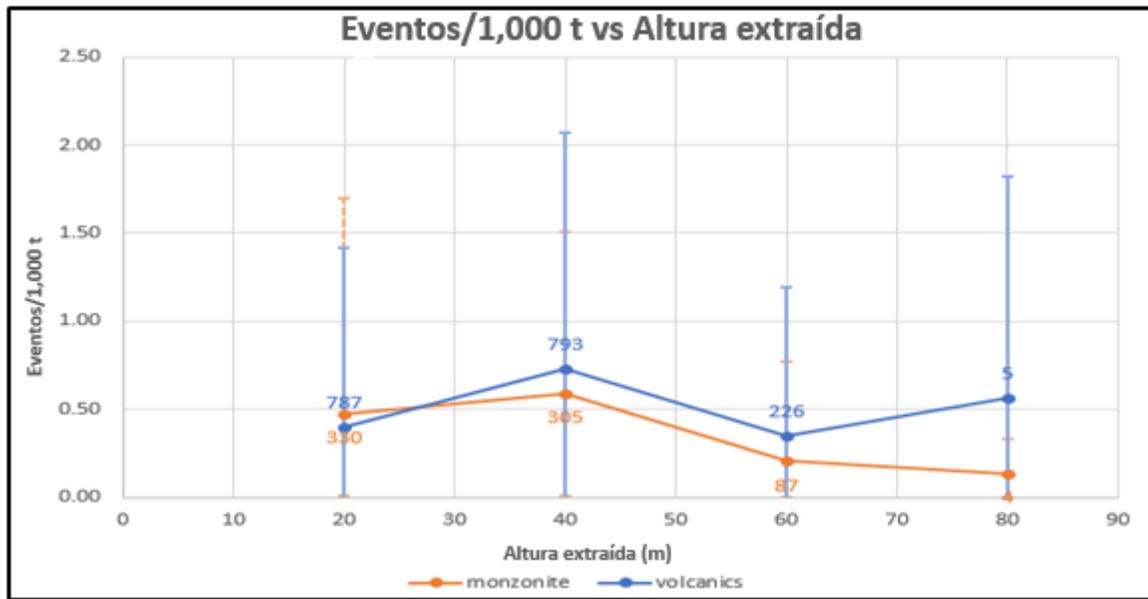


Figura 45: Relación de índice de coladura con extracción por litología para PC2S1

A continuación, se presenta el detalle del I.C por tipo de roca.

Tabla 26: Detalle del índice de colgaduras por litología para la altura de extraída

Altura extraída (m)		Events/1,000t - PC2-S1			
		Volcanica		Monzonita	
min	max	Mean	STD	Mean	STD
>=0	<20	0.40	1.01	0.48	1.22
>=20	<40	0.73	1.33	0.59	0.92
>=40	<60	0.35	0.84	0.21	0.56
>=60	<80	0.56	1.26	0.14	0.20

Tal y como se señaló anteriormente pese a que los promedios son similares, se presenta un mayor índice de colgaduras para la roca volcánica (contrario a lo que ocurre para PC1S1).

4.4.4 Uniformidad

El cálculo de uniformidad es idéntico al obtenido para el PC1S1, en donde se aprecia que la tendencia del índice de colgaduras es válida hasta un 100 % de extracción uniforme (distinto a lo que ocurre en PC1S1). Desde una extracción de 10% de uniformidad hasta un 100% es considerable el efecto, ya que casi se reduce a la mitad desde un índice de colgaduras de 0.81 ± 1.41 eventos/1,000 t hasta 0.48 ± 1.21 eventos/1,000 t. Cabe analizar que existe un tramo desde el 50% al 70% en el cual aumenta, y llevaría a considerar la uniformidad casi constante, sin embargo, análogamente a como ocurre con PC1S1 en donde el efecto de la uniformidad es considerable (alrededor de 30-40%), luego viene una fuerte influencia en el índice de colgaduras dado por otras variables, pero si la extracción es totalmente uniforme, como se ha mencionado, se lleva hasta casi la mitad el I.C.

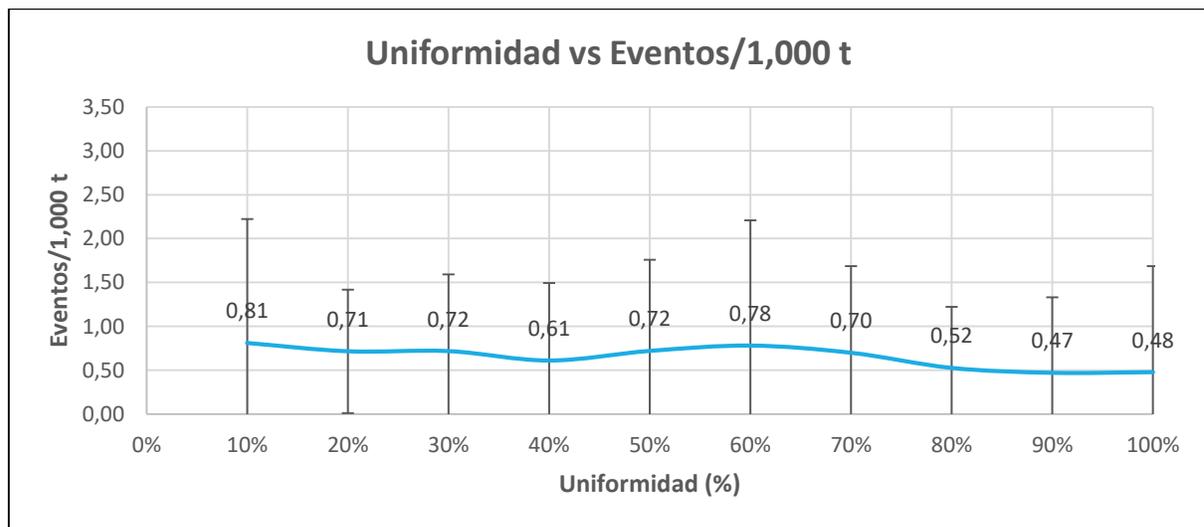


Figura 46: Relación del índice de colgaduras y la uniformidad para PC2S1

Tabla 27: Detalle de la relación uniformidad vs índice de colgaduras para PC2S1

Uniformidad		eventos/1,000 t	
min	max	promedio	desviacion estandar
>=0	<0.1	0.81	1.41
>=0.1	<0.2	0.71	0.70
>=0.2	<0.3	0.72	0.87
>=0.3	<0.4	0.61	0.88
>=0.4	<0.5	0.72	1.04
>=0.5	<0.6	0.78	1.43
>=0.6	<0.7	0.70	0.99
>=0.7	<0.8	0.52	0.70
>=0.8	<0.9	0.47	0.86
>=0.9	<=1	0.48	1.21

De lo anterior se concluye que hay un efecto considerable de la uniformidad que hace disminuir el índice de colgaduras, pero tiene ciertos rangos en donde la predominancia está dada por otras variables.

4.4.5 RMR

La información del RMR es la disponible según reportes del macizo rocoso (Lett, 2016) para el nivel de producción (Figura 47). Para el análisis se asume que cada punto de extracción posee igual RMR a lo largo de la columna. Aunque no es tan clara la tendencia, se infiere que el índice de colgaduras se incrementa, tal y como se refleja en la dispersión presente en la Figura 48, pese al detalle en la Tabla 28, la cantidad de datos no es pareja para dichos intervalos (ver anexos), sin embargo se comprueba que al aumentar de un RMR de 50-60 a 80-90, el índice de colgaduras se ve incrementado.

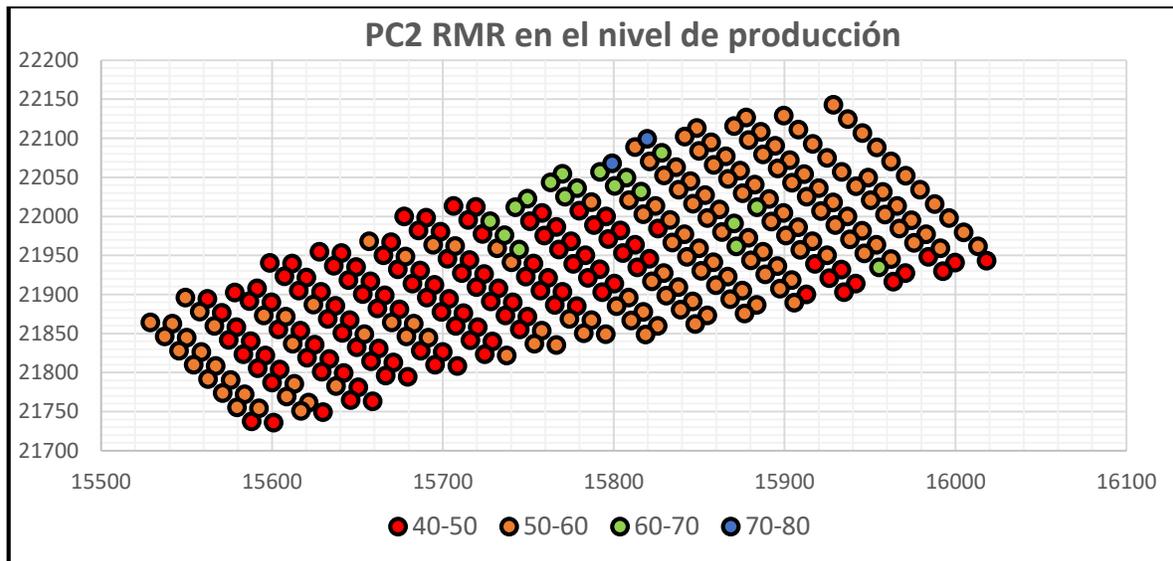


Figura 47: RMR para el nivel de producción para PC2S1

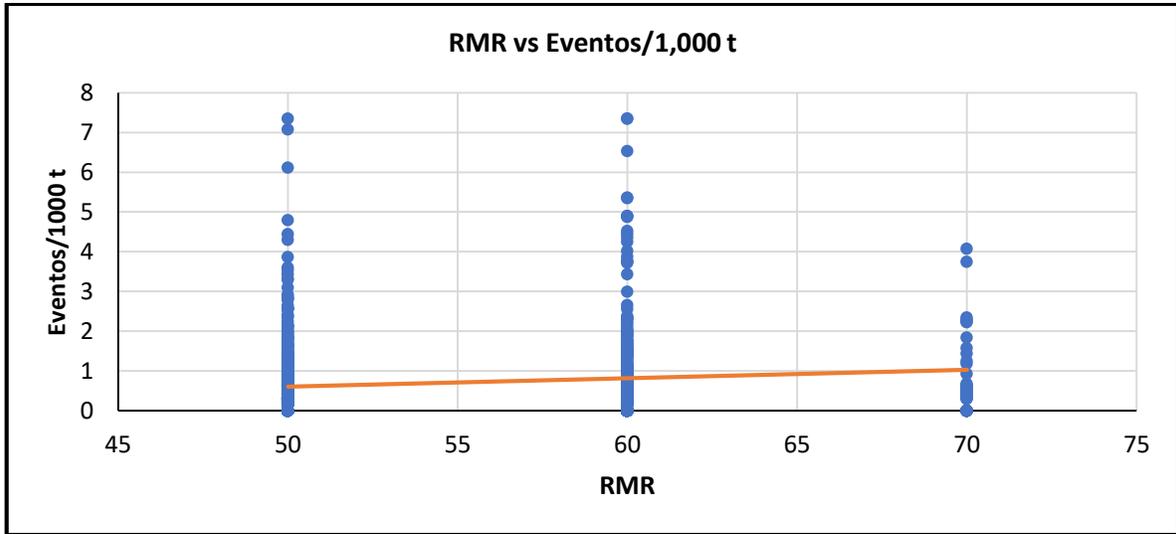


Figura 48: Relación del índice de colgaduras con RMR para PC2S1

Tabla 28: Detalle del índice de colgadura en función del RMR para PC2S1

Rango de RMR		I.C (Eventos/1,000 t)	
min	máx	Prom	Desv Est
>=50	<60	0.58	0.91
>=60	<70	0.92	1.32
>=70	<80	0.75	0.99

4.4.6 Efecto de las variables en la fragmentación

La Figura 49, presenta los puntos extracción en donde se realizaron mediciones de fragmentación, debido a la escasez de mediciones, no es posible realizar la evolución de la fragmentación para un mismo punto en función de la extracción, por lo que se generan una dispersión para ver el efecto. Lo mismo se hace para el efecto del tipo de roca por litología en la Figura 51 y la Figura 52.

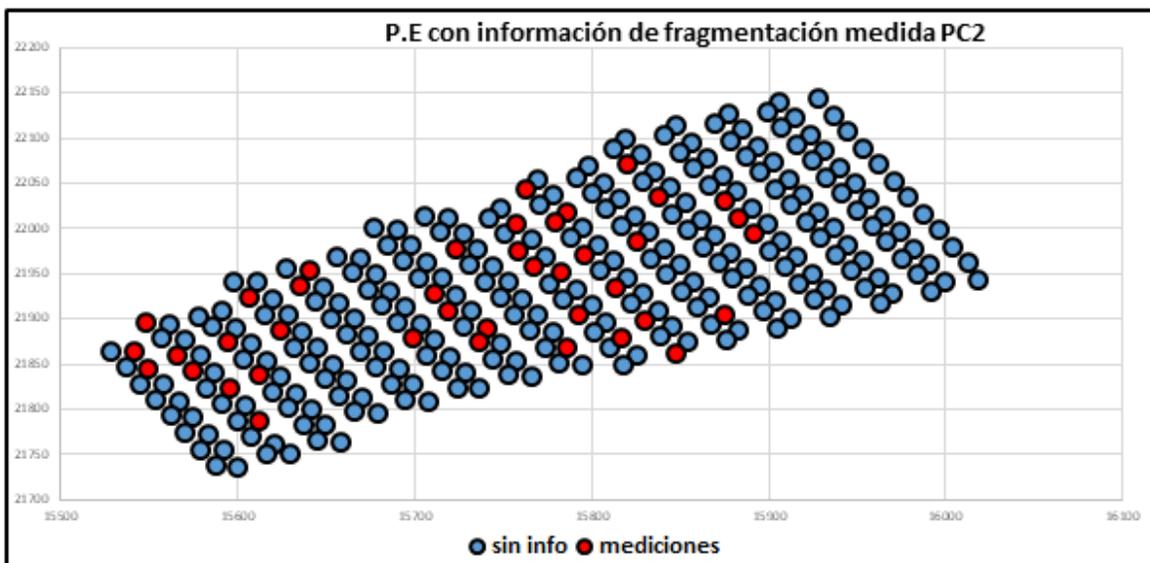


Figura 49: Puntos con información de fragmentación para PC2S1

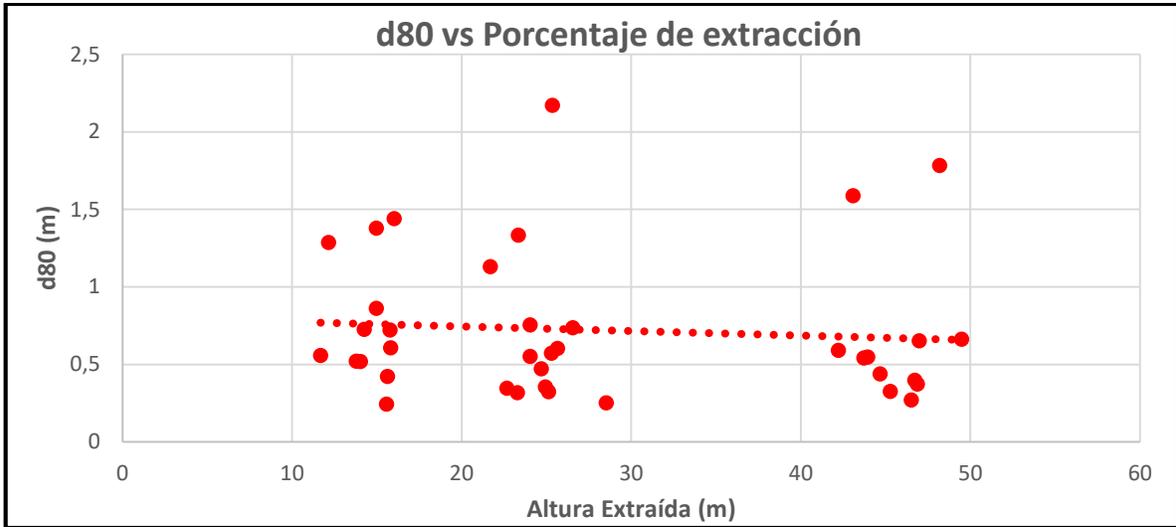


Figura 50: Dispersión de d80 en función de la altura extraída, PC2S1

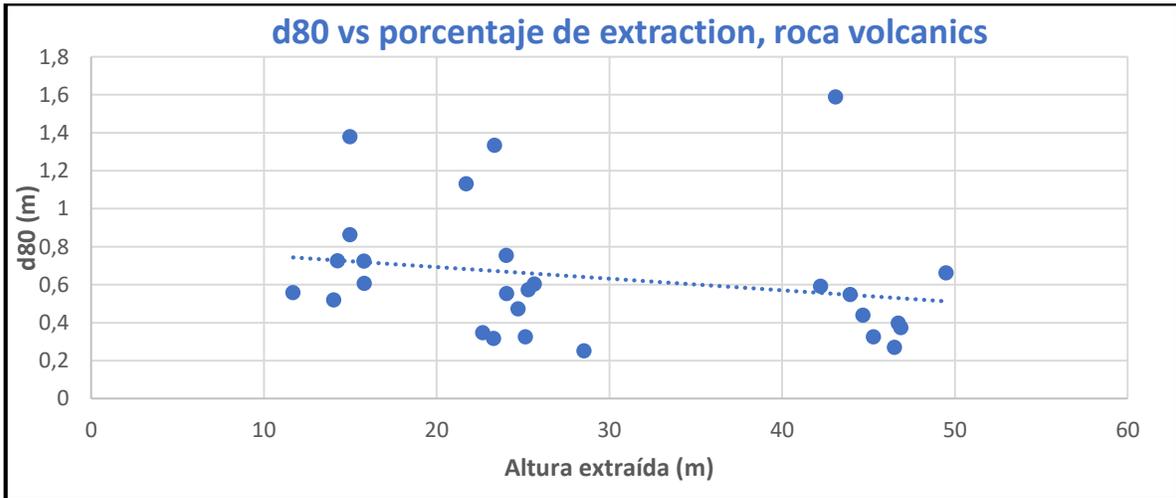


Figura 51: Dispersión de d80 en función de la altura extraída para la roca volcánica, PC2S1

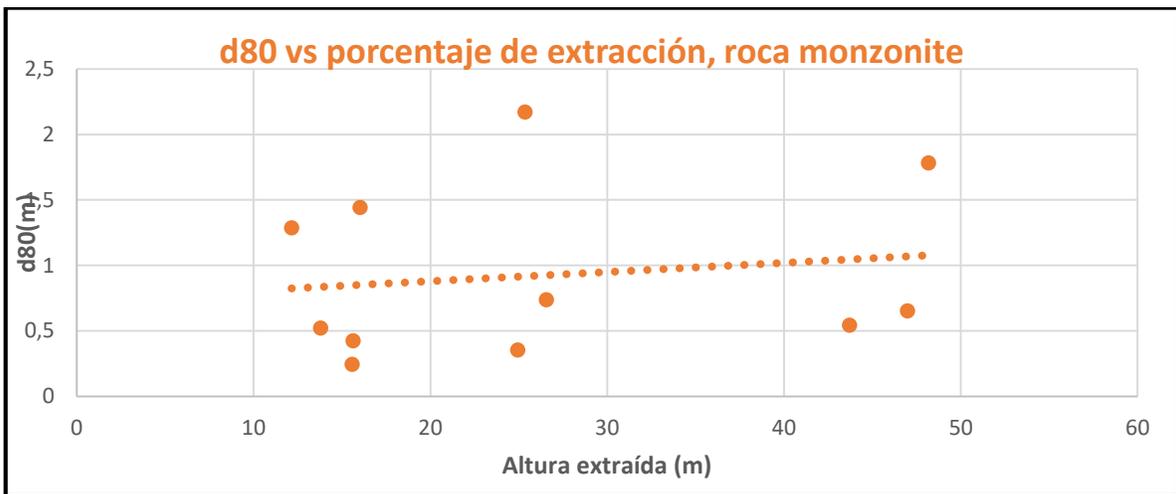


Figura 52: Dispersión de d80 en función de la altura extraída para la roca monzonita, PC2S1

Tabla 29: Detalle de la fragmentación en función de la altura extraída por tipo de roca para PC2S1

Fragmentación		d ₈₀ (m)					
		Volcanics			Monzonite		
Altura extraída (m)		Promedio	Desv est	Cantidad de datos	Promedio	Desv est	Cantidad de datos
>=0%	<20	0.77 m	0.29 m	7	0.78 m	0.54 m	5
>=20	<40	0.61 m	0.35 m	11	1.09 m	0.96 m	3
>=40	<60	0.58 m	0.40 m	9	0.99 m	0.69 m	3

Basado en la Tabla 29, no es posible establecer una tendencia para la fragmentación en función de la extracción para la monzonita, ya que se tienen pocos datos. Por otro lado, es necesario recolectar más información para concluir de manera que se pueda obtener una tendencia definitiva.

4.5 Conclusiones del capítulo

4.5.1 Conclusiones para PC1S1

Respecto de las variables estudiadas y su relación con las colgaduras y la fragmentación se tiene que:

- En cuanto a la extracción, ésta comenzó desde el centro y se fue expandiendo hacia los bordes, en donde se registró un promedio de 0.2 ± 0.57 eventos/1,000 t para 360 m de columna extraída. Se verifica que existe una tendencia de disminución de colgaduras a medida que se tienen mayores valores para altura extraída o de extracción. Lo anterior se corrobora igualmente para la fragmentación, en donde se observa que se va haciendo más fina a medida que progresa la extracción.
- Respecto a la litología se concluye que, la roca que presenta el mayor índice de colgaduras es la monzonita respecto de la roca volcánica con 0.57 ± 1.48 eventos/1,000 t y 0.14 ± 0.34 eventos/1,000 t respectivamente para antes de los 160 m, en donde pasados los 160 m, estos valores corresponden a 0.18 ± 0.38 eventos/1,000 t y 0.12 ± 0.24 eventos/1,000 t. Lo anterior se corrobora en términos de la fragmentación y su tendencia además se suma que se generan reducciones de fragmentación de un 31% y un 20% para las rocas monzonita y volcánica, por lo que la reducción secundaria tiene un mayor efecto en la roca monzonita.
- Referido al RMR se concluye que la tendencia es a que aumente el índice de colgaduras a medida que este aumenta, aunque el intervalo de RMR entre 60 y 70 genere dificultades para concluir, al aumentar desde 50 a 80 el RMR el I.C varía de 0.58 ± 0.91 eventos/1,000 t a 0.75 ± 0.99 eventos/1,000 t.
- Para la uniformidad es posible concluir, que a medida que esta variable tiene un valor más alto el índice de colgaduras se reduce.

4.5.2 Conclusiones para PC2S1

Las principales conclusiones obtenidas para el PC2S1 se presentan a continuación:

- Respecto a la extracción se puede mencionar que la mayor extracción se ha realizado en la zona suroeste, en donde se verifica que a un mayor porcentaje de extracción o altura extraída se obtiene un índice de colgaduras menor. Lo anterior se verifica observando los primeros 40

m, con un I.C de 0.56 ± 1.17 eventos/1,000 t, que superada dicha altura decrece a 0.4 ± 0.43 eventos/1,000 t.

- Conforme a la litología, se concluye que la roca volcánica presenta un mayor valor de índice de coladura en comparación a la roca monzonita con 0.54 ± 1.16 eventos/1,000 t y 0.49 ± 1.04 eventos/1,000 t respectivamente.
- Del RMR, se concluye que, para un incremento de la variable, se obtienen índices de coladuras mayores.
- Para la uniformidad, se ve que esta variable se encuentra de 0% a 100% presentando una tendencia, debido a que en PC2S1 se tiene material más grueso debido a que solo se utilizó FH.

5 Construcción de modelos multivariados

5.1 Introducción

En el presente capítulo se exponen los resultados obtenidos en la construcción de modelos multivariados para la ocurrencia de eventos y sus respectivas aplicaciones. De manera más detallada, se muestra la construcción de la base de datos para eventos raros, la obtención de modelos, análisis, calibración teórica y una validación en función de los datos que se disponen de la operación con la cual se obtuvieron los datos para desarrollar el presente trabajo de memoria.

De acuerdo a la metodología antes presentada, se efectúa la preparación de la base de datos para eventos raros con el objetivo de obtener el modelo de colgaduras.

La construcción del modelo está basada siguiendo los pasos metodológicos, guiándose en los métodos estadísticos que permite discriminar los resultados, sumado a la información que se dispone al respecto del fenómeno.

La calibración del modelo se realiza haciendo uso de la base de datos, en donde se comprueba que la cantidad de eventos registrados estén de acuerdo a lo que predice el modelo. El modelo que se calibra es único debido a que incorporan las principales variables con las que se trabaja. Sin embargo, la práctica usual es trabajar con más de 5, 6 o más variables y calibrar dichos modelos en donde se pueda escoger el de mejor predicción (siendo el logaritmo de verosimilitud un indicador de este hecho). La validación está fuertemente ligada a la calibración y es que se utilizan mapas de riesgo en donde se contrastan los aciertos totales para los puntos de extracción de manera mensual.

Finalmente se realiza un trabajo predictivo (forecast) para los años posteriores en donde se permita planificar e intervenir el diseño que puedan tener las etapas posteriores a los bloques trabajados (PC1S2, PC2S2).

5.2 Preparación de la base de datos y análisis de variables

5.2.1 Preparación de la base de datos

La base de datos utilizada para la construcción de modelos contiene las mismas variables para cada bloque, por lo que el procedimiento es análogo para ambos casos. La cantidad total de datos difiere exclusivamente porque sus inicios de operación y puntos de extracción del footprint son diferentes.

La base de datos para el PC1S1 originalmente contiene un total de 2146 datos, de los cuales se retiraron los meses en el cual no existió un registro de colgaduras, por lo que el año 2016 trabajado (el año exclusivo en el cual se dispone de información para colgaduras) se constituye por la información de enero a diciembre. Además, se retiró de la base de datos los efectos de la socavación. Luego de aplicar estas acciones la base de datos queda conformada por 1991 datos de los cuales son clasificados 66 como colgaduras.

Respecto de la base de datos para PC2S1 contiene un total de 2537 datos, de éstos análogamente al caso anterior se retiraron los meses de enero, febrero, mayo y diciembre para conformar una base de datos de 1064 datos, en donde quedaron remanentes un total de 838 datos luego de remover el efecto de socavación. Como resultado de dichos pasos, se obtuvo un total de 200 datos que registraban colgaduras.

Cabe destacar que a medida que se escoge un índice de colgaduras menor la cantidad de datos que es clasificada como ocurrencia ($Y=1$) se va incrementando. Para el caso del PC1S1 puede utilizarse el

corte para el índice de colgaduras de 0.5 eventos/1,000 t, en donde se obtienen 201 datos con ocurrencia. De manera teórica es una consideración interesante ya que los casos de ocurrencia serían significativos y no sería necesario utilizar la metodología de casos raros. Sin embargo, en la práctica esto no es de mayor utilidad debido a que es un valor bajo y es considerado como no relevante tener conocimiento del momento en que ocurre esta cantidad de eventos cada 1,000 t extraídas.

5.3 Construcción de los modelos

5.3.1 Análisis univariable

Los modelos construidos hacen uso de las variables estudiadas en el capítulo 4, sin embargo, es posible considerar otras variables como la velocidad de extracción teórica, el tonelaje por punto extraído o el tonelaje acumulado, sin embargo, un análisis estadístico indica que las variables no son lo suficientemente robustas (no indicando tendencias), o bien son redundantes a la variable de extracción, por lo que no son consideradas en el análisis.

Un caso particular se presenta con la litología ya que es una variable dicotómica (toma valores 1 o 0, para volcánica y monzonita respectivamente), no debiera depender de la operación porque netamente está asociada al macizo rocoso y no indica una tendencia clara en los datos. Debido a esta razón, es que los resultados de regresión logística no expresarán que tipo de roca en definitiva es aquella que presenta mayores colgaduras, lo que sí es posible obtener es saber si al menos para cada operación la variable es lo suficientemente robusta para ingresar a los modelos. A continuación, se presentan los resultados univariados de la litología para PC1S1 y PC2S1.

Tabla 30: Resultados del análisis univariable para la litología.

Variable	PC1S1		PC2S1	
	Error estándar	Significancia	Error estándar	Significancia
Litología	0.192	0.502	0.099	0.232
Constante	0.133	0	0.085	5*10 ⁻³⁵

Los resultados anteriores permiten establecer que de manera univariable no son aceptables para generar una predicción (el valor de significancia o p-value debe ser menor a 0.05, hecho que no ocurre). Cabe señalar, que variables que no tienen una significancia teóricamente aceptable para el caso univariable, pueden ser incluidas en modelos multivariados sujeto a que puedan entregar información que aporte a la predicción; en este caso, la inclusión de la litología modifica en valores superiores a un 20 % los β de ambos modelos, modificando la predicción de manera sustancial. Dicho lo anterior, los modelos obtenidos excluyen la variable correspondiente a la litología.

5.3.2 Análisis multivariable PC1S1

Como ya se mencionó antes, para el PC1S1 el cave back ya conectó a superficie (en 2014, ver Figura 16), por lo que la información disponible en la base de datos en 2016 para el índice de colgaduras está sujeta a este hecho, de modo que se considera que los puntos que hayan alcanzado una altura extraída de 140 m (14% de extracción), poseen información de conexión, de modo contrario se establece la situación de no conexión.

Tabla 31: Resultados del análisis univariable generado para PCIS1

Variabes	B	Significancia	OR	Descripción
Altura Extraída [m]	-0.031	0.042	0.970	10m - 20m → -24% Probabilidad de colgadura
				10m - 30m → -43% Probabilidad de colgadura
RMR	0.020	0.022	1.020	RMR 50 - RMR 60 → +26% Probabilidad de colgadura
U [%]	-0.003	0.309	0.997	50% - 80% → -1% Probabilidad de colgadura
Conexión	-0.100	0.506	0.905	

A partir de la Tabla 31, es posible establecer ciertos análisis, mediante los tópicos abordados a continuación:

- Signo de los β : Como se observó en el capítulo 4, las variables de altura extraída y uniformidad presentaron una disminución del índice de colgaduras. Esto representa que, al existir un incremento de la variable, la probabilidad de ocurrencia ($Y=1$) disminuye por la forma en la cual se constituye la ecuación de regresión logística. Ya establecido esto, es posible mencionar que el resultado del RMR es coherente, ya que un incremento en la variable aumenta la probabilidad de ocurrencia.
- Valor de la significancia: Para que la variable sea considerada dentro del modelo multivariable debe tener un valor menor o igual a 0.05. De otro modo se debe aplicar el criterio de afección de los β para las variables que constituyen el modelo.
- Odds Ratio: Con este parámetro se tiene que al aumentar la altura extraída de 10 a 20 m la probabilidad de obtener una ocurrencia es menor, caso que también sucede con la uniformidad, aunque lo hace en un 1%, es consistente con lo presentado en el análisis exploratorio de datos (pues los datos mostraban una curva casi constante). Análogamente ocurre con un aumento de RMR, cuya probabilidad aumenta. En el caso de la conexión no es posible establecer este análisis debido a que es una variable dicotómica, y las variaciones serían netamente entre 0 y 100%.

La Tabla 32, presenta el modelo final obtenido para el PCIS1, en donde cabe destacar que la conexión no es incluida porque genera una variación del β de la altura extraída del 109%, lo cual altera cualquier predicción que se pueda generar. Así, el modelo final queda representado por la Ecuación 14.

Tabla 32: Modelo final obtenido para PCIS1

Variabes	B	Significancia
Altura Extraída [m]	-0.034	0.034
RMR	0.022	0.012
Uniformidad [%]	-0.001	0.742
constante	-2.842	-

Ecuación 14: Modelo multivariable de colgaduras para PCIS1

$$Prob. de colgaduras \left(> 1 \frac{evento}{1,000 t} \right) = \frac{e^{-2.84 - 0.034 * Alt Extraída + 0.022 * RMR - 0.01 * Uniformidad}}{1 + e^{-2.84 - 0.034 * Alt Extraída + 0.022 * RMR - 0.01 * Uniformidad}}$$

5.3.3 Análisis multivariable PC2S1

La importancia del modelo es aún más trascendente para el PC2S2, ya que el índice de colgaduras registrado es mayor, y conocer las condiciones que favorecen una ocurrencia de colgadura, resulta útil.

Tabla 33: Resultados del análisis univariable generado para PC2S1

Variabes	B	Significancia	OR	Descripción
Atura Extraída [m]	-0,062	7*10 ⁻⁷	0,94	10m - 20m → -26% Probabilidad de colgadura
				10m - 30m → -50% Probabilidad de colgadura
RMR	0,035	0,008	1,03	RMR 50 - RMR 60 → +30% Probabilidad de colgadura
U [%]	-0,605	0,040	0,54	50% - 80% → -13% Probabilidad de colgadura

Similarmente a lo realizado para el PC1S1, se pueden analizar los siguientes puntos de los resultados entregados por el análisis univariable:

- Signo de los β : Los signos negativos en la altura extraída y en la uniformidad, indican que un incremento en las variables hace que la probabilidad de ocurrencia disminuya, mientras que un incremento en el RMR, al ser positivo hace que incremente, lo cual es consecuente al análisis exploratorio realizado para el PC2S1, además se tiene igual tendencia para ambos casos, por lo que se puede decir que estas tendencias que a su vez se condicen con la experiencia en faena.
- Valor de la significancia: En este caso todas las variables según su significancia entran al modelo multivariable, al cumplir con la condición por significancia.
- Odds Ratio: Cabe destacar que las variaciones de las variables siguen un valor similar al registrado en PC1S1, con un cambio de 10 a 20 m de altura extraída decrece la probabilidad un 26%, mientras que, si RMR lo hace de 50 a 60, la probabilidad aumenta en un 30%. Respecto a la uniformidad si se evidencia una disminución significativa al tener una uniformidad mayor, y viene dado reflejando el comportamiento de la base de datos, que mostraba que el índice de colgaduras decrece con la extracción.

Tabla 34: Modelo final obtenido para PC2S1

Variabes	B	Significancia
Altura Extraída [m]	-0,059	4*10 ⁻⁶
RMR	0,020	0,15
Uniformidad [%]	-0,590	0,05
constante	0,035	-

Ecuación 15: Modelo multivariable de colgaduras para PC2S1

$$Prob. de colgaduras \left(> 1 \frac{evento}{1,000 t} \right) = \frac{e^{0.035 - 0.059 * Alt Extraída + 0.02 * RMR - 0.590 * Uniformidad}}{1 + e^{0.035 - 0.059 * Alt Extraída + 0.02 * RMR - 0.590 * Uniformidad}}$$

Como se mencionó anteriormente, resulta útil conocer las condiciones que favorecen las colgaduras, por dicho motivo, se muestra en la Figura 53, Figura 54, y la Figura 55, el efecto que tiene en el modelo predictivo la variación que tiene en el modelo una sola variable.

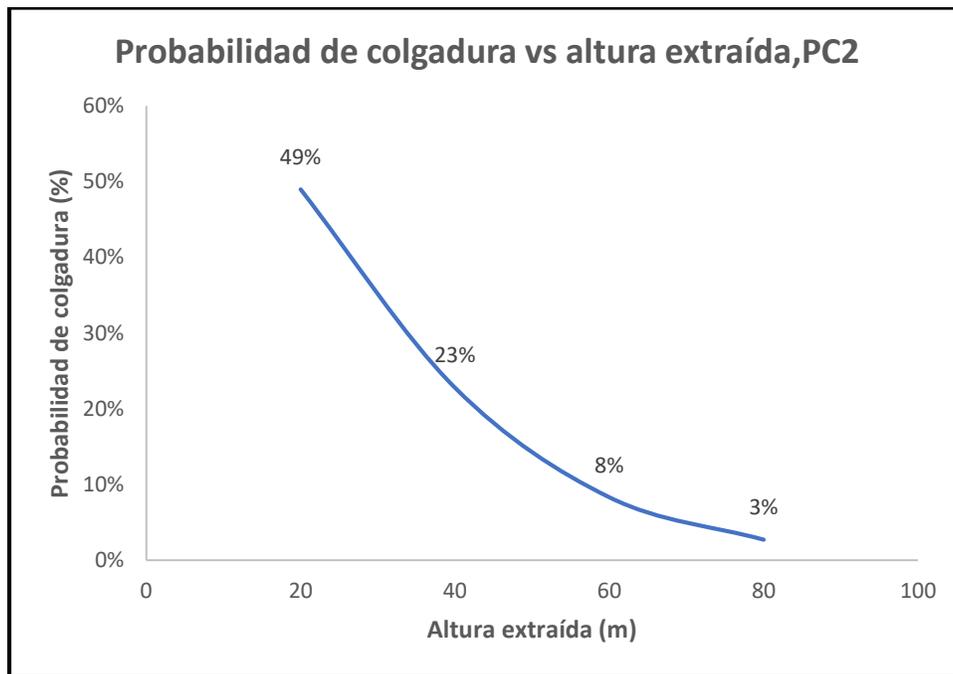


Figura 53: Probabilidad de índice de colgadura mayor a 1 en función de la altura extraída.

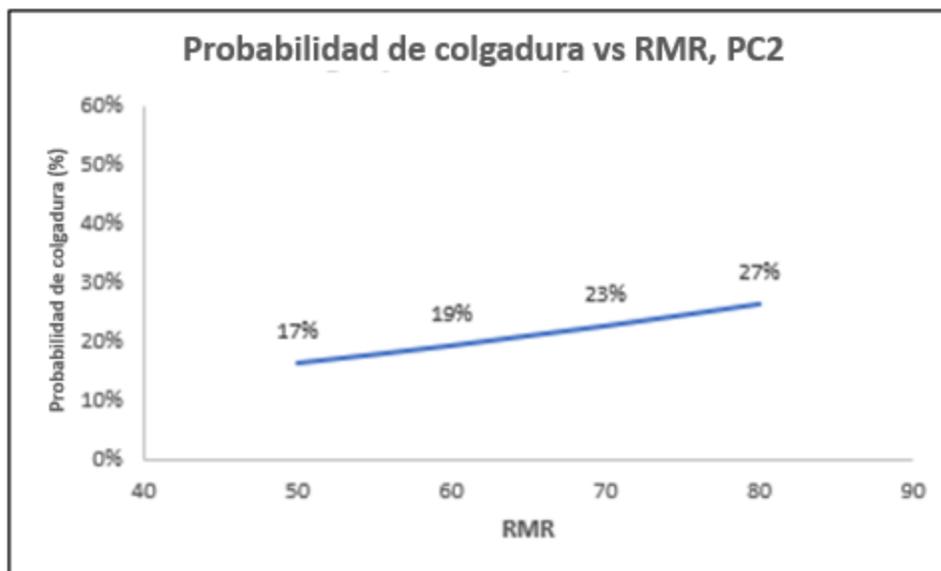


Figura 54: Probabilidad de índice de colgadura mayor a 1 en función del RMR.

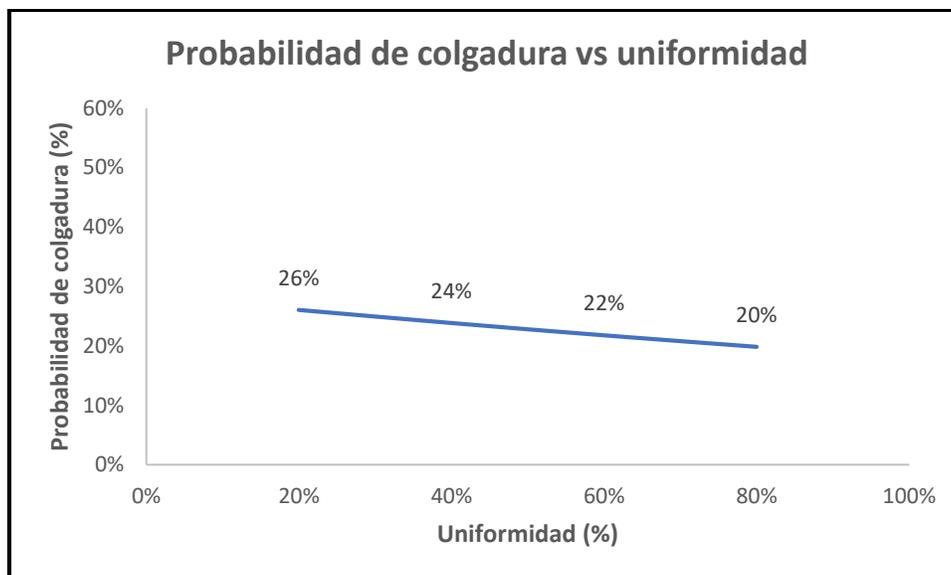


Figura 55: Probabilidad de índice de colgadura mayor a 1 en función de la uniformidad

5.4 Calibración y validación del modelo

Debido a que el PC1S1 fue sometido a pre acondicionamiento intensivo, las colgaduras que se han registrado son bajas, no se hace tan relevante el estudio de su modelo (el detalle de la calibración para PC1S1 se encuentra en Anexos), por lo que los resultados presentados detallan la calibración y validación del modelo efectuado para PC2S2.

Para calibrar el modelo es necesario, encontrar la probabilidad de corte, esta es, aquella que se establece para definir la ocurrencia de la no ocurrencia, en donde se tiene que, para valores de probabilidades de corte altos, la mayoría de la base de datos será clasificada como de no ocurrencia, debido a que sus condiciones deben estar fuertemente marcadas para ser clasificadas como evento, caso opuesto ocurre si es que es muy baja la probabilidad de corte. Por lo tanto, para encontrar este indicador, se hace una búsqueda por tanteo, para encontrar el intervalo que genere una mayor cantidad de casos acertados de manera global. Sabiendo que las curvas del gráfico ROC son estrictamente crecientes o decrecientes (sensibilidad y especificidad), se encuentra que el mejor escenario de dichas curvas debiera encontrarse entre 20% y 30%, manteniendo un acierto total de casos globales aceptable.

Tabla 35: Probabilidad de corte para el intervalo de 10% a 40% para el modelo PC2S1

Probabilidad de corte	Sensibilidad	Especificidad	Global
10%	97.0%	6.1%	27.8%
20%	77.5%	40.1%	49.0%
30%	33.5%	78.1%	67.4%
40%	4.0%	98.3%	75.8%

Ahora que se tiene una estimación de la probabilidad de corte, se procede a ir al detalle mediante la Tabla 36, que muestra los diferentes resultados de utilizar diferentes probabilidades de corte. El mejor escenario viene dado por la probabilidad de 25% con una sensibilidad de 63%, especificidad de 58.6% y un acierto global de 59.7% (Ver Anexos para mayor detalle).

Tabla 36: Probabilidad de corte para el intervalo de 21 a 29% del modelo PC2S1

Probabilidad de corte	Sensibilidad	Especificidad	Global
21%	75.5%	43.9%	51.4%
22%	72.0%	48.3%	53.9%
23%	70.0%	51.4%	55.8%
24%	65.5%	53.8%	56.6%
25%	63.0%	58.6%	59.7%
26%	57.0%	62.5%	61.2%
27%	51.0%	68.0%	64.0%
28%	47.5%	71.3%	65.6%
29%	42,5%	74.9%	67.2%

Sin embargo, se puede esperar que entre 25 y 26% se encuentre una óptimo global del modelo, de manera que el acierto global supere el 60%.

Tabla 37: Probabilidad de corte para el intervalo de 25 a 26 % del modelo PC2S1

Probabilidad de corte	Sensibilidad	Especificidad	Global
25.1%	62.50%	58.78%	59.67%
25.2%	62.50%	59.25%	60.02%
25.3%	61.50%	59.56%	60.02%
25.4%	60.00%	60.19%	60.14%
25.5%	59.50%	60.66%	60.38%
25.6%	59.50%	61.13%	60.74%
25.7%	59.00%	61.60%	60.98%
25.8%	58.50%	61.76%	60.98%
25.9%	58%	62.23%	61.22%

De la tabla anterior se concluye que el óptimo que maximiza el acierto global haciendo que la especificidad y la sensibilidad estén sobre el 60% (60 % y 60.19% respectivamente) es una probabilidad de corte de 25.4%. (Para mayor detalle ver Anexos).

Respecto de los resultados presentados anteriormente, es posible mencionar que basado en la confiabilidad que debe tener una estimación a nivel de ingeniería conceptual (o de pre-factibilidad) en la Tabla 38 , el modelo es aceptable teniendo en cuenta que en esta etapa de ingeniería es donde se obtiene el mayor valor del proyecto porque se maximiza el valor económico antes de generar la inversión. Dicho esto, el modelo puede ser aun modificado integrando por ejemplo más información de colgaduras antes de pasar a la siguiente etapa.

Tabla 38: Confiabilidad esperada para el modelamiento según la etapa del proyecto.

Etapa de un proyecto de ingeniería	Confiabilidad en la estimación técnica
Perfil	>50%
Conceptual	>60%
Básica	>70%
Detalle	>80%
Ejecución y operación	>90%

Una vez establecido el modelo, se procede a visualizar la calidad de este mediante una curva ROC, que compara las predicciones con un modelo cuya esperanza de predicción entrega el 50% (como sería el uso de una moneda).

5.5 Mapas de riesgo

Un mapa de riesgo permite identificar las zonas o sectores en los cuales se presentan las condiciones que favorecen la ocurrencia de eventos. Dicha información es de utilidad debido a que se podrían ejercer acciones considerando la disponibilidad con la que se cuenta.

La Figura 56, presenta la condición inicial, en donde cabe destacar que se evalúa una condición en donde influye solo la variable RMR y se puede ver que el sector sureste, tiene una probabilidad mayor de riesgo a presentar colgaduras.

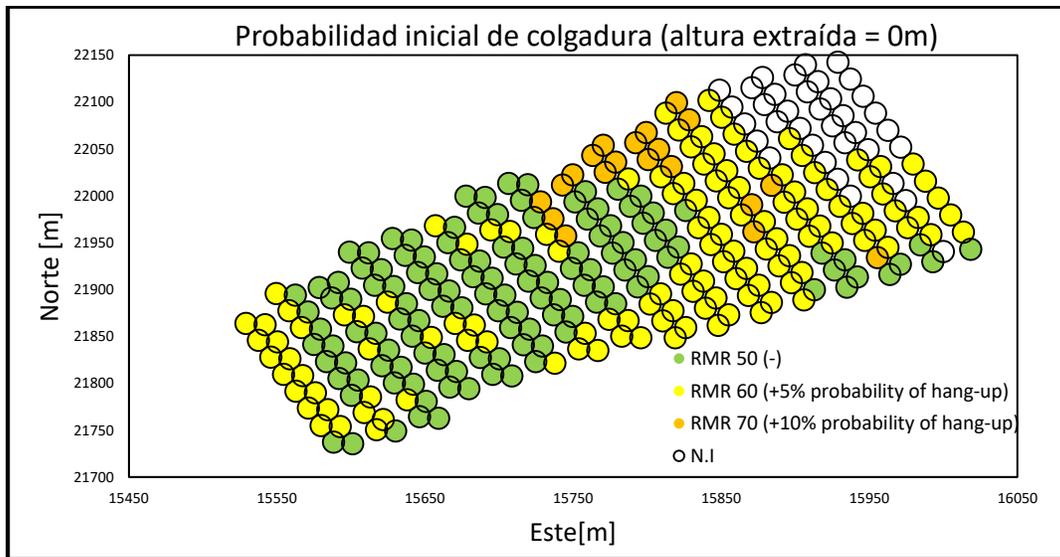


Figura 56: Mapa de riesgo para la condición inicial, altura extraída cero.

Los mapas de riesgo y su comparación con la base de datos se presentan a continuación. En donde es posible apreciar que los sectores y puntos son acertados de manera correcta son aceptables debido a que se estandariza respecto de la probabilidad de corte, y las probabilidades presentadas en dichos mapas son con respecto a ésta.

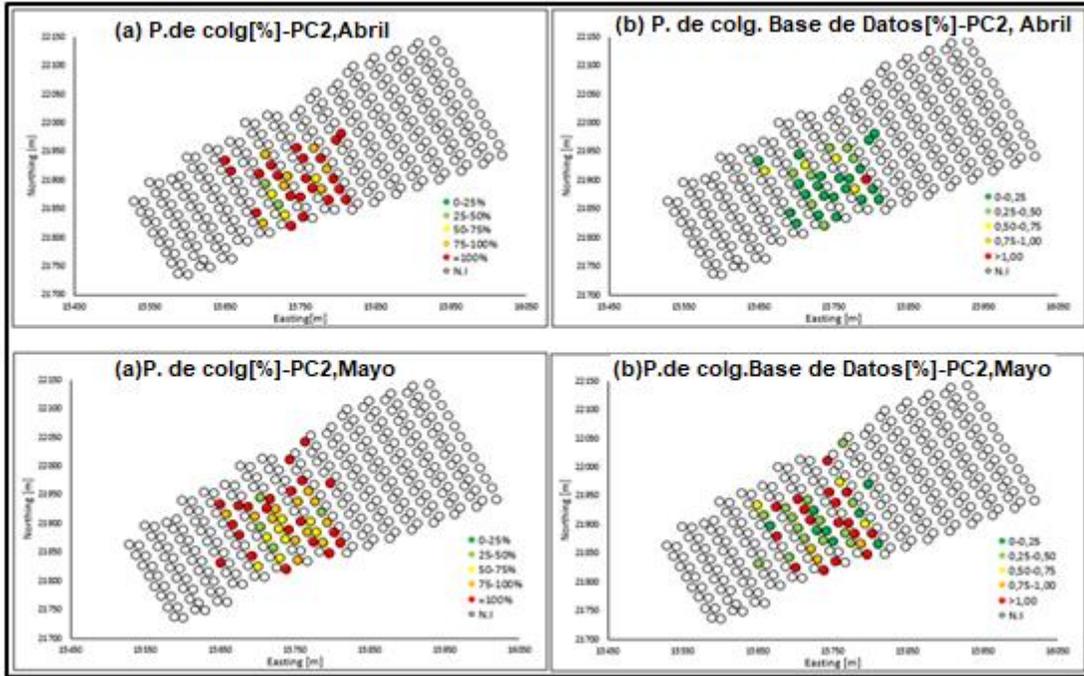


Figura 57: Mapa de riesgo obtenido mediante regresión logística (izquierda) y mapas de eventos registrados, de abril-mayo de 2016

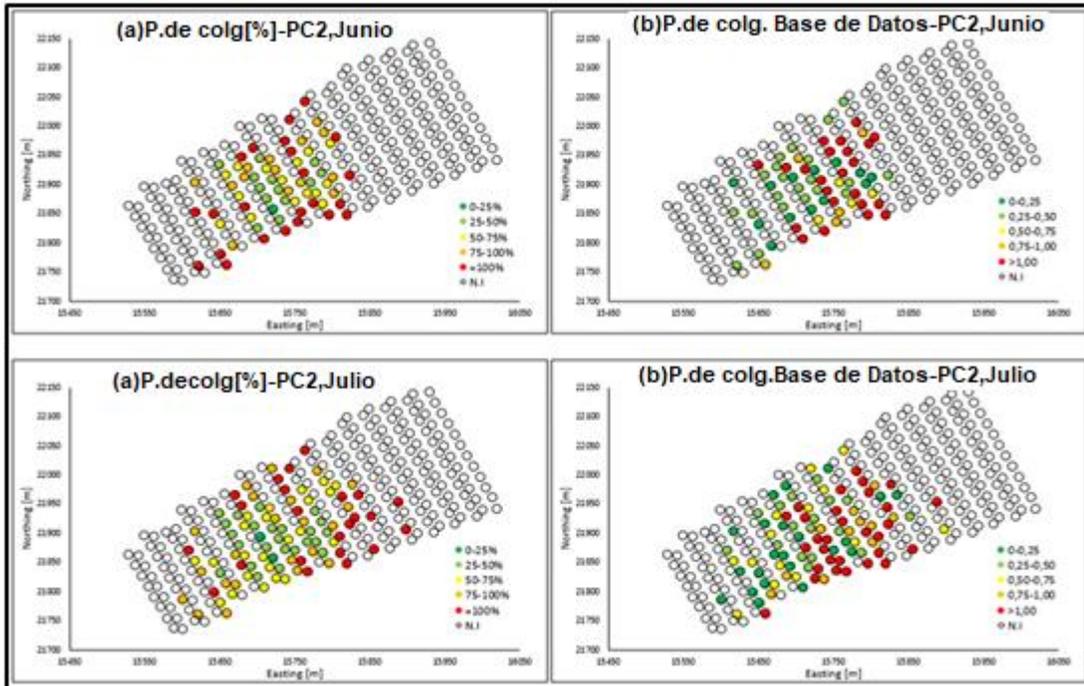


Figura 58: Mapa de riesgo obtenido mediante regresión logística (izquierda) y mapas de eventos registrados, de junio-julio de 2016

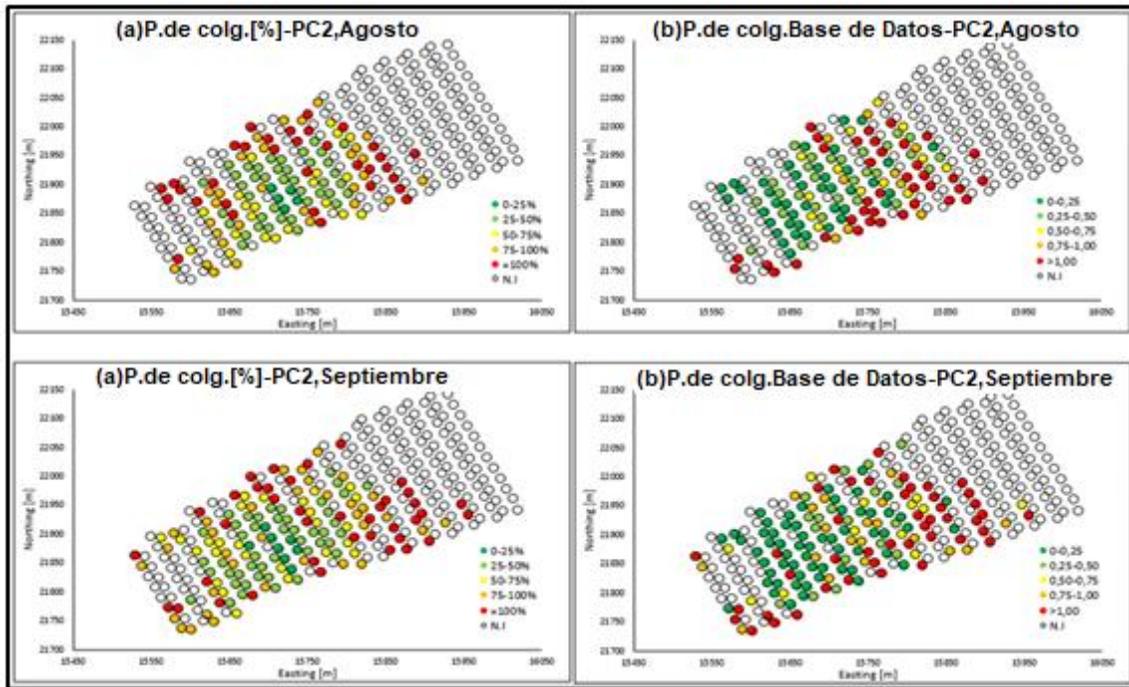


Figura 59: Mapa de riesgo obtenido mediante regresión logística (izquierda) y mapas de eventos registrados, de agosto-septiembre de 2016

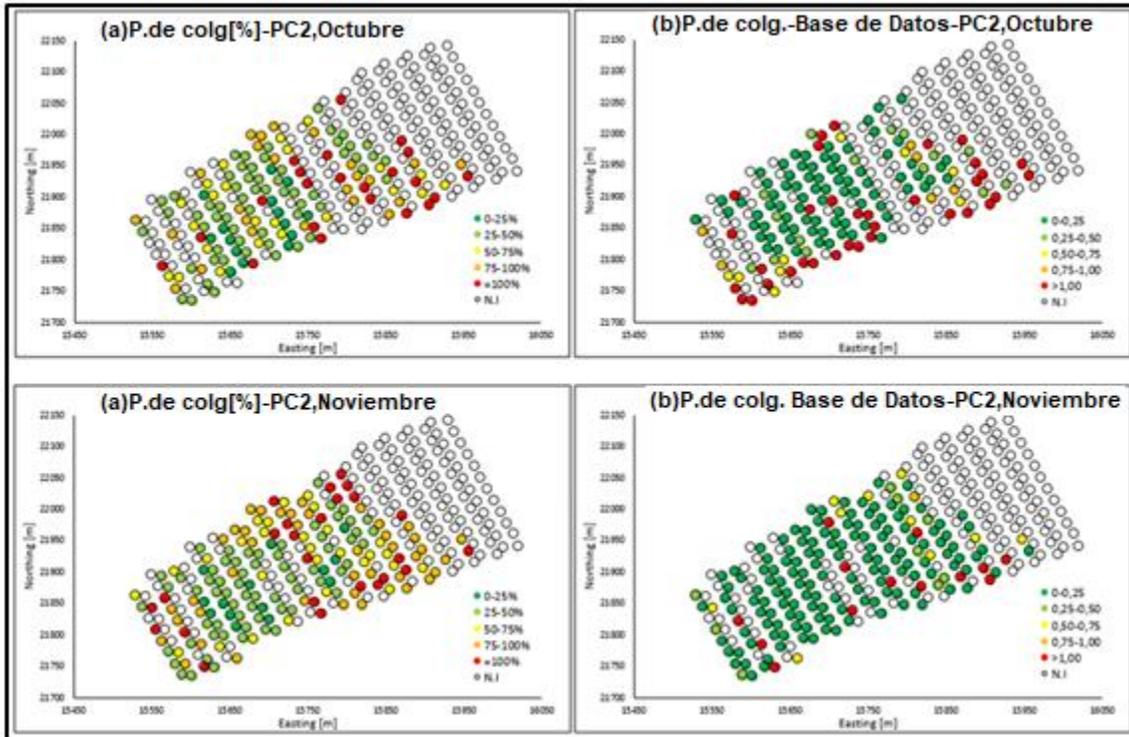


Figura 60: Mapa de riesgo obtenido mediante regresión logística (izquierda) y mapas de eventos registrados, de octubre-noviembre de 2016

Como resumen de los mapas de riesgo y como una medida de evaluación de desempeño se presenta en la Figura 61.

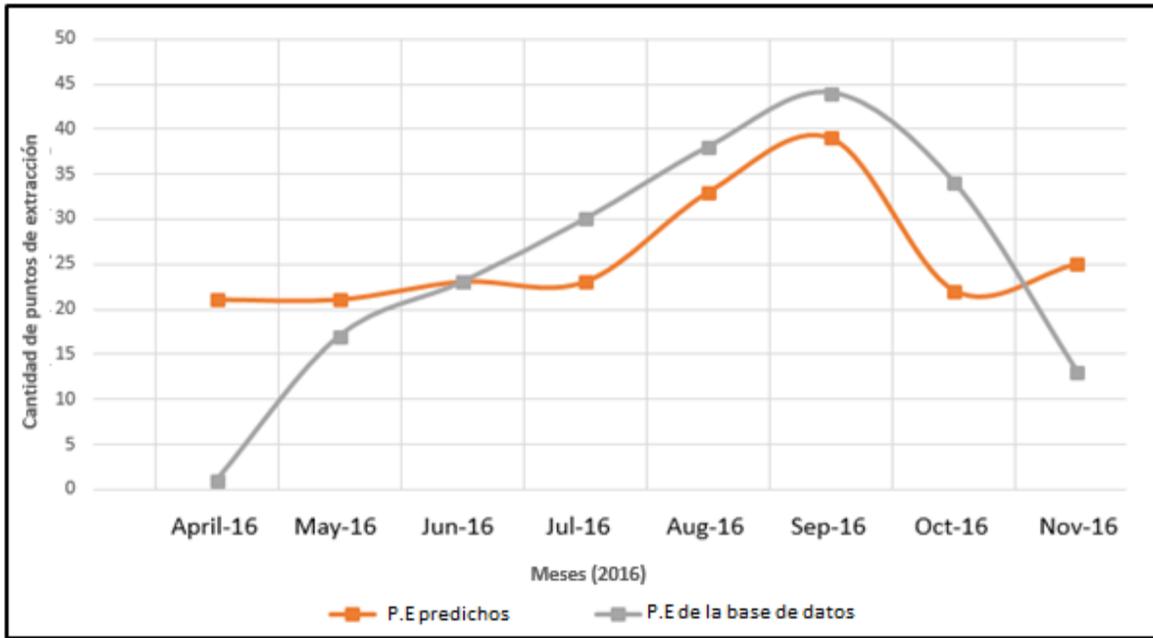


Figura 61: Comparación de cantidad de puntos de extracción predichos vs los registrados en la base de datos para 2016.

5.6 Proyecciones a partir del modelo – Forecast

Con la base de datos se definieron dos tipos de área: aquella que se encuentra afectada por colgaduras, y aquella que se encuentra activa (puntos de los cuales se extrae tonelaje), utilizando su cociente se definió una nueva variable para los años 2016, 2017 y 2018, en donde a partir de julio de 2017 se hizo uso del tonelaje planificado para la predicción del rango de tiempo posterior.

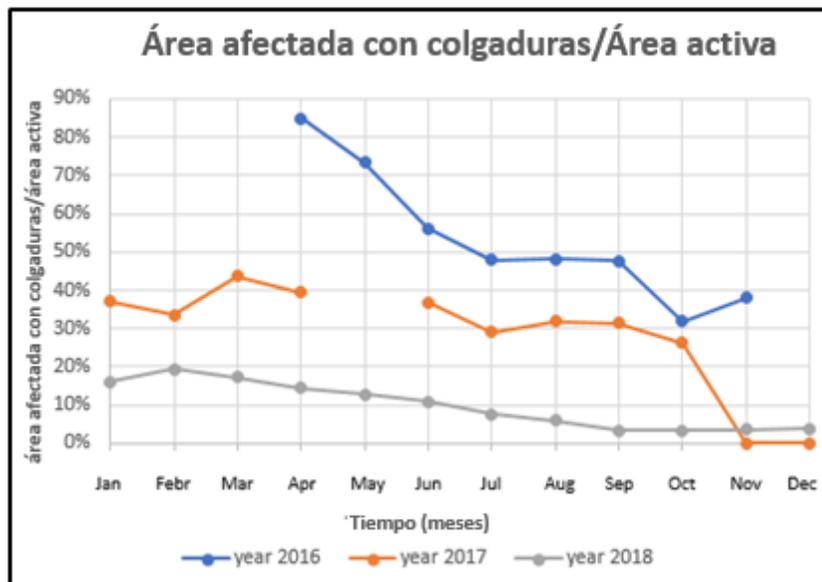


Figura 62: Área afectada por colgaduras respecto al área activa para los años 2016 a 2018

En la Figura 63, es posible identificar las zonas en las cuales se presenta el mayor riesgo a medida que avanza la extracción a medida que transcurren los años de 2016 a 2018, en donde se observa claramente que desde el centro el sector de mayor riesgo se traslada al sector este y es que acá se tiene

un mayor RMR y la extracción para los años 2017 y 2018 es considerablemente baja, razón que fundamenta este resultado. El gap de la curva para el año 2017 (anaranjada) se debe a que existieron problemas que no permitieron la producción.

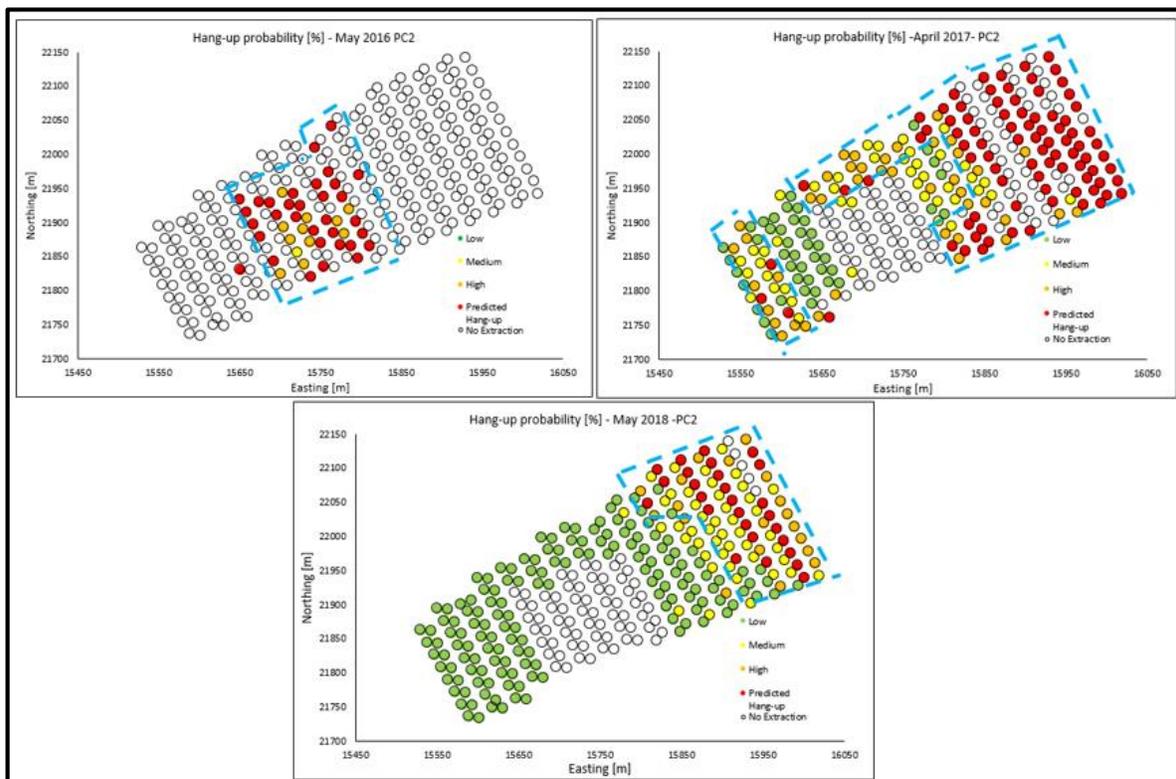


Figura 63: Movimiento de los sectores de riesgo proyectado para el 2018.

Como se observa en la Figura 64, , la extracción posible de obtener es mucho mayor a medida que se tiene una menor área colgada por unidad de área activa.

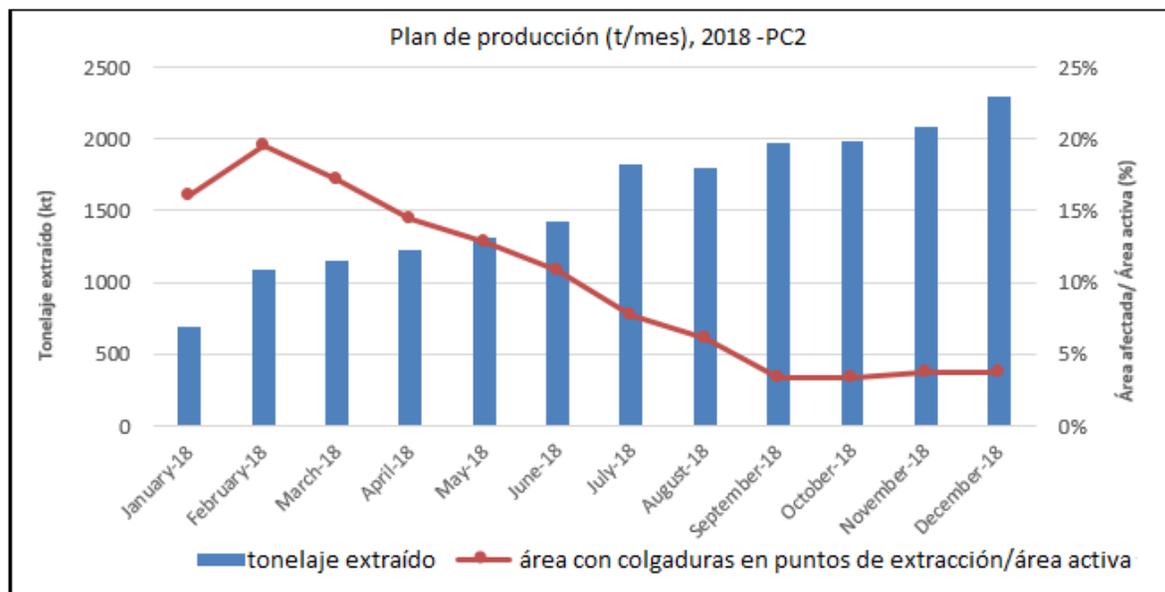


Figura 64: Plan de producción del año 2018 en función del área afectada por colgaduras/área activa

La Figura 65 y la Tabla 39 muestran el número total de eventos para 2018. Como es posible notar, las colgaduras están concentradas en las calles 212 a 232 para el PC2S2. Para dicho año, si teóricamente se cumpliera el plan de producción, el porcentaje de extracción y la altura extraída estarían avanzadas, además el tonelaje planificado considera una uniformidad alrededor al 100% por lo que el mayor efecto se aprecia en la zona este que depende netamente del RMR.

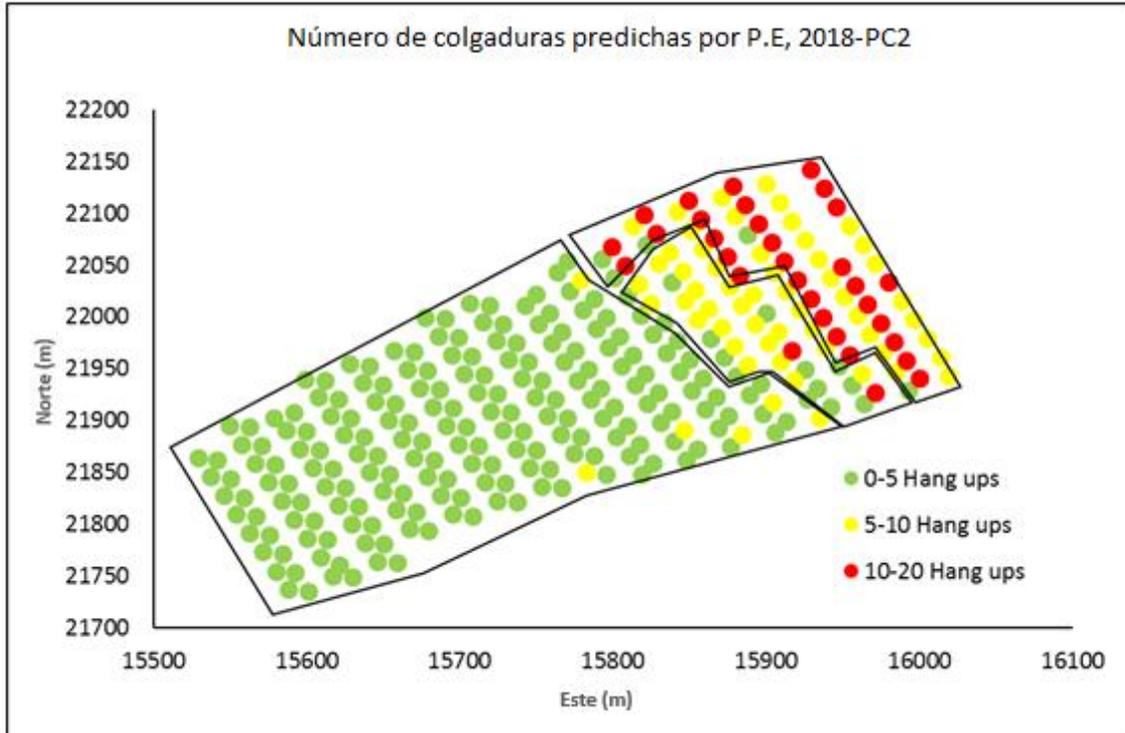


Figura 65: Total de colgaduras predichas para el año 2018

Tabla 39: Resumen del forecast para 2018.

Número de colgaduras (Rango)	Número de puntos de extracción	% de area	Calles de producción
0-5	222	70%	212-232
5-10	59	20%	204-210
10-20	32	10%	202-206

5.7 Interpretación del índice de colgaduras mediante simulación

Debido a que se desea estudiar las interferencias operacionales, la variable que debe ser dependiente es el índice de colgaduras (eventos/1,000 t), la que está caracterizada por ser continua. La regresión logística binaria está definida para generar predicciones dicotómicas, por lo que es necesario establecer un valor crítico para establecer la ocurrencia (valores 1), de la no ocurrencia (valores iguales a 0). Para prácticas operacionales se suele considerar I.C mayores a 1 eventos/1,000 t son considerados como elevados porque se relaciona con la reducción secundaria en la que se debe incurrir, debido a que se producen colgaduras con mayor frecuencia y esto hace disminuir la disponibilidad de los puntos de extracción. Pese a lo anterior, se decide utilizar tentativamente el

I.C=1evento/1,000 t, pues entrega los mejores resultados del modelo (respecto del resultado final) y se obtiene una disponibilidad promedio de 64% utilizando la Figura 67 .El resultado anterior puede considerarse aceptable, aunque para la planificación se utilizan valores de disponibilidad para régimen y para el quiebre (75 y 90 % respectivamente).

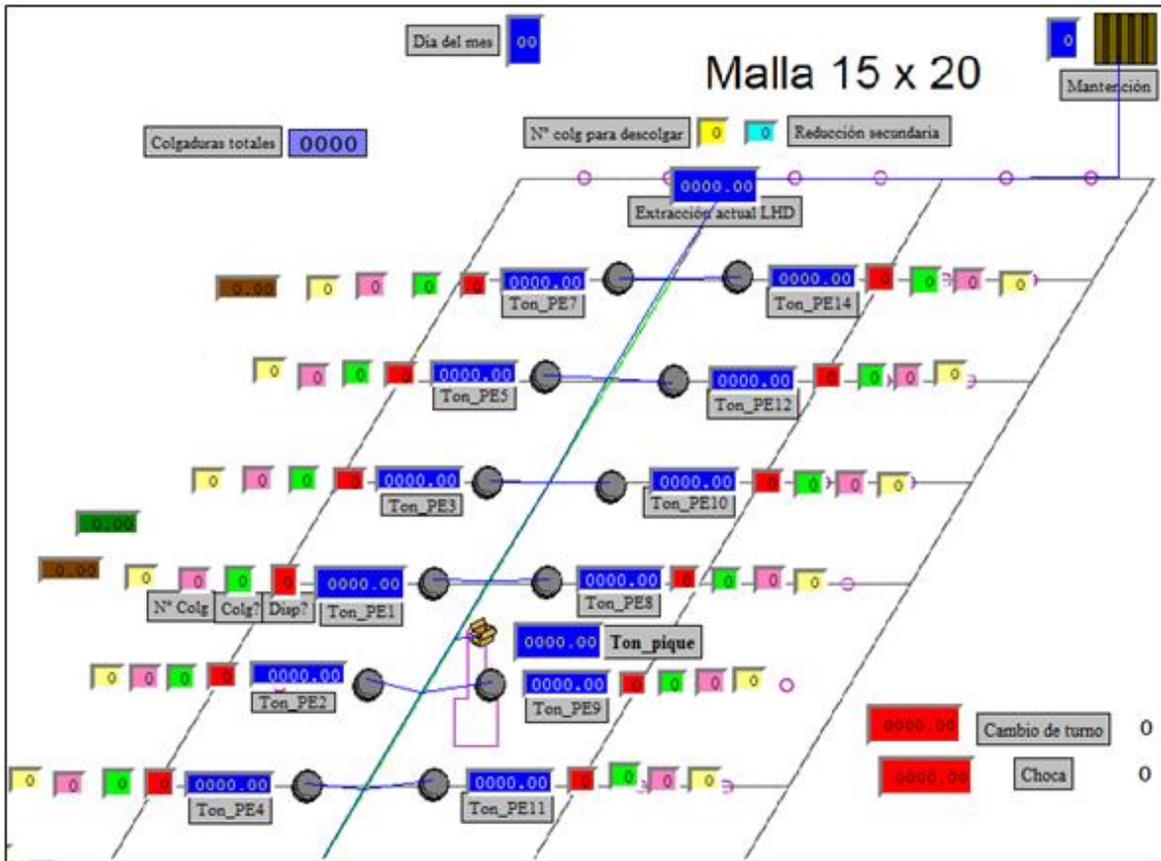


Figura 66: Esquema de la simulación en Promodel para disponibilidad de puntos de extracción.

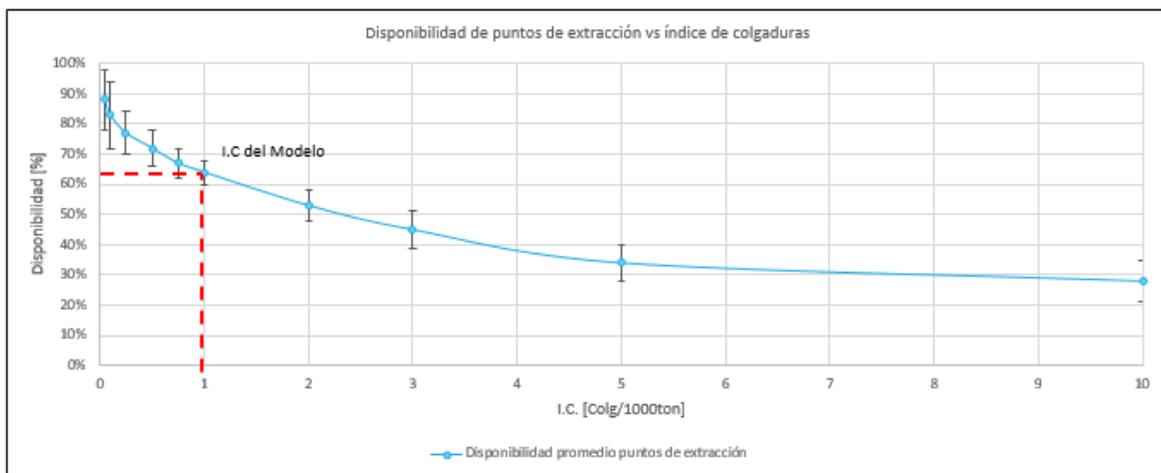


Figura 67: Disponibilidad de puntos de extracción vs I.C (López,2017)

Respecto a la relación colgaduras y disponibilidad, se presenta el efecto de la estrategia de descuelgue en la curva de índice de colgaduras y disponibilidad mediante simulación en el software Promodel para una calle de producción con 14 puntos de extracción de 15x20 m, donde las variables principales utilizadas son el número de colgaduras en el punto de extracción, el estado colgado/no colgado, la disponibilidad expresada en tiempo y el tonelaje extraído. Cabe destacar que la Figura 67 fue realizada con una estrategia de descuelgue, consistente en que cuando se alcanzan 6 puntos de extracción con su flujo interferido, comienza la reducción secundaria. La Tabla 40 muestra los resultados de disponibilidad, en donde es posible mencionar que la estrategia de descuelgue no tiene una influencia significativa para el índice de colgaduras de 1 evento/1,000 t, pero si podría tenerla para algunos índices de colgaduras menores. Los encabezados (4,6,8) corresponden a la estrategia de descuelgue, esto es; cuantas colgaduras con necesarias en los puntos de extracción para comenzar la reducción secundaria inhabilitando la calle de la extracción.

Tabla 40: Influencia de la estrategia de reducción secundaria en la disponibilidad promedio de los puntos de extracción.

Estrategia de reducción secundaria								
4			6			8		
Índice de colgadura (eventos/1,000 t)	Disponibilidad		Índice de colgadura (eventos/1,000 t)	Disponibilidad		Índice de colgadura (eventos/1,000 t)	Disponibilidad	
	Promedio	Desviación Estándar		Promedio	Desviación Estándar		Promedio	Desviación Estándar
0.05	92%	3%	0.05	88%	5%	0.05	83%	6%
0.1	86%	2%	0.1	82%	4%	0.1	82%	4%
0.25	80%	2%	0.25	77%	3%	0.25	75%	2%
0.5	72%	1%	0.5	71%	4%	0.5	71%	1%
0.75	67%	1%	0.75	67%	1%	0.75	67%	1%
1	62%	1%	1	64%	4%	1	64%	1%
2	49%	1%	2	52%	4%	2	53%	1%
3	40%	1%	3	44%	1%	3	45%	1%
5	34%	1%	5	34%	1%	5	35%	1%

5.8 Conclusiones del capítulo

Las principales conclusiones del capítulo se presentan a continuación:

- Las variables que son lo suficientemente robustas estadísticamente son la altura extraída, RMR y la uniformidad por lo conforman los modelos de regresión logística en ambos casos.
- La altura extraída tiene un Odds Ratio de 0.97 para el PC1S1 y 0.94 en PC2S1, lo que se traduce en que un incremento en la variable tendrá una ponderación por O.R que al ser menores que 1, hace que el resultado disminuya. Lo anterior se comprueba por los signos de los β 's en los modelos, pues son -0.034 y -0.059 para PC1S1 y PC2S1 respectivamente, destacando su negatividad entregan disminuciones de probabilidad como resultados del modelo.
- La litología se excluye de ambos modelos, debido a que como variable no presenta una tendencia definida para ambos casos de manera univariable, reflejando solo el comportamiento en cada sector que debiera ser el mismo, pero no lo es. El análisis estadístico arroja significancias de 0.502 y 0.232 para PC1S1 y PC2S1 respectivamente, por lo que no forman parte del modelo a priori, pero luego de estudiar su inclusión los β 's, de las variables que pertenecen al modelo se modificaron por sobre el 20% lo cual lleva a descartar la variable en ambos casos.
- Análogamente a la litología, la conexión no se incluye en el modelo multivariable final para PC1S1, con una significancia de 0.506.
- Los resultados del RMR reflejan las tendencias obtenidas por la base de datos para el RMR, de este modo, los β 's son 0.022 y 0.02 para PC1S1 y PC2S1 respectivamente, mientras que los Odds Ratio corresponden a 1.02 y 1.03. Ambos valores anteriores muestran que un aumento en la variable genera un incremento de la probabilidad de colgaduras.
- Para la uniformidad se concluye que el modelo refleja el comportamiento de la variable en la base de datos con valores de β 's son -0.001 y -0.59 para PC1S1 y PC2S1 respectivamente, mientras que los Odds Ratio corresponden a 1.02 y 1.03.

6 Conclusiones

6.1 Conclusiones Generales

Las colgaduras corresponden a un elemento inherente para toda operación de caving. No obstante, pese a que se utilizan estrategias de diseño, y prácticas operativas aún no se posee una estimación que permita reducir la incertidumbre de su ocurrencia. A partir de esto, se concluye que, pese a que la confiabilidad del modelo es aceptable a nivel de ingeniería conceptual, este puede mejorar con mayor información de colgaduras y modificando las variables para que entreguen información más detallada.

Del análisis exploratorio de datos se concluye lo siguiente:

- En cuanto a la extracción, para PC1S1 ésta comenzó desde el centro y se fue expandiendo hacia los bordes, en donde se registró un promedio de 0.2 ± 0.57 eventos/1,000 t para 360 m de columna extraída. Se verifica que existe una tendencia de disminución de colgaduras a medida que se tienen mayores valores para altura extraída o de extracción. Lo anterior se corrobora igualmente para la fragmentación, en donde se observa que se va haciendo más fina a medida que progresa la extracción. En donde es posible concluir que las colgaduras disminuyen por efecto de la fragmentación más fina que se tiene a medida que avanza la extracción, y se acentúa este efecto con el efecto de la fragmentación secundaria, debido a que se comienza a generar un campo de esfuerzos cuando el cave back conecta a superficie debido al peso de la columna. Los datos corroboran lo anterior y muestran que el índice de colgaduras en promedio bajó de 0.62 ± 0.3 m a 0.44 ± 0.1 m, reduciendo la dispersión. El caso para PC2S1 se puede mencionar que la mayor extracción se ha realizado en la zona suroeste, en donde se verifica que a un mayor porcentaje de extracción o altura extraída se obtiene un índice de colgaduras menor. Lo anterior se verifica observando los primeros 40 m, con un I.C de 0.56 ± 1.17 eventos/1,000 t, que superada dicha altura decrece a 0.4 ± 0.43 eventos/1,000 t.
- Respecto de la litología se concluye que no es una variable de peso, en torno a que los tipos de rocas no son marcadamente diferentes, presentando resultados contrarios para un caso y otro.
- Para la uniformidad en PC1S1, se observa que a medida que esta variable tiene un valor más alto el índice de colgaduras se reduce. Dicho efecto solo se verifica hasta una uniformidad de 60%, esto es debido a que se tiene una fragmentación considerablemente fina en donde extraer de manera más uniforme ya no influye en las colgaduras que se tienen
- Referido al RMR para PC1S1 se concluye que la tendencia es a que aumente el índice de colgaduras a medida que este aumenta, aunque el intervalo de RMR entre 60 y 70 genere dificultades para concluir, al aumentar desde 50 a 80 el RMR el I.C varía de 0.58 ± 0.91 eventos/1,000 t a 0.75 ± 0.99 eventos/1,000. Mientras que en PC2S1 se concluye que, para un incremento de la variable, se obtienen índices de coladuras mayores.

De la construcción de los modelos multivariantes, se concluye lo siguiente:

- Las variables que son lo suficientemente robustas estadísticamente son la altura extraída, RMR y la uniformidad por lo conforman los modelos de regresión logística en ambos casos.
- La altura extraída tiene un Odds Ratio de 0.97 para el PC1S1 y 0.94 en PC2S1, lo que se traduce en que un incremento en la variable tendrá una ponderación por O.R que al ser menores que 1, hace que el resultado disminuya. Lo anterior se comprueba por los signos de los β 's en los modelos, pues son -0.034 y -0.059 para PC1S1 y PC2S1 respectivamente,

destacando su negatividad entregan disminuciones de probabilidad como resultados del modelo.

- La litología se excluye de ambos modelos, debido a que como variable no presenta una tendencia definida para ambos casos de manera univariable, reflejando solo el comportamiento en cada sector que debiera ser el mismo, pero no lo es. El análisis estadístico arroja significancias de 0.502 y 0.232 para PC1S1 y PC2S1 respectivamente, por lo que no forman parte del modelo a priori, pero luego de estudiar su inclusión los β 's, de las variables que pertenecen al modelo se modificaron por sobre el 20% lo cual lleva a descartar la variable en ambos casos.
- Análogamente a la litología, la conexión no se incluye en el modelo multivariable final para PC1S1, con una significancia de 0.506.
- Los resultados del RMR reflejan las tendencias obtenidas por la base de datos para el RMR, de este modo, los β 's son 0.022 y 0.02 para PC1S1 y PC2S1 respectivamente, mientras que los Odds Ratio corresponden a 1.02 y 1.03 (superiores a 1, por lo que un incremento se traduce en un aumento de probabilidad dado por los Odds Ratio). Ambos valores anteriores muestran que un aumento en la variable genera un incremento de la probabilidad de colgaduras.
- Para la uniformidad se concluye que el modelo refleja el comportamiento de la variable en la base de datos con valores de β 's son -0.001 y -0.59 para PC1S1 y PC2S1 respectivamente, mientras que los Odds Ratio corresponden a 1.02 y 1.03 (superiores a 1, por lo que un incremento se traduce en un aumento de probabilidad dado por los Odds Ratio).
- El Forecast indica que a medida que se mantiene una condición de uniformidad constante, las colgaduras disminuyen debido a que la variable de extracción predomina el fenómeno.

6.2 Recomendaciones para trabajos futuros

A continuación, se muestran las siguientes recomendaciones para trabajos futuros:

- Se sugiere realizar el estudio del cambio de socavación realizado en el PC2S1, como potencial variable al modelo.
- Es posible obtener una visión de los sectores con mayores de riesgo para las etapas evaluar PC1S2 y PC2S2, con los resultados de los modelos desarrollados.
- Se estima que una base de datos de colgaduras que sea más amplia a registros de eventos contribuiría a elevar los aciertos globales de los modelos.
- Se sugiere estudiar el rol de la conexión para PC2S1, en donde dependiendo del análisis estadístico puede entrar al modelo y aportar información relevante, considerando que para PC1S1 genera una reducción de la fragmentación.
- Pese a que no se contó con la variable p32 para la caracterización geotécnica del macizo rocoso, es deseable incluirla en los análisis y contrastar su desempeño con el RMR, debido a que entrega una mejor caracterización del macizo rocoso entregando información sobre la presencia de vetillas.
- Se sugiere incluir la variable de FH de generarse nuevos modelos.

7 Bibliografía

- Arancibia L, 2017. “Modelo multivariable de ingreso de dilución en minería de caving”. Memoria de pregrado, Universidad de Chile.
- BCTEC, 2017. “Evaluación Del Riesgo De Agua-Barro Para El Proyecto Recursos Norte”. Codelco-BCTEC. Chile.
- BCTEC,2017 “Gravity flow fundamentals for Cadia Valley’s present and future underground operations”, Newcrest.Australia.
- Brzovic A,2014. “Modelo de zonación geotécnica para el macizo rocoso en El Teniente”. Codelco, División El Teniente.
- Altamirano A. López S. Matamoros F. Alternativa Malla De Extracción Sector Diamante – División El Teniente. 2017
- Brunton I, Lett J and Thornhill T .2016. “Fragmentation Prediction and Assessment at the Ridgeway Deeps and Cadia East Cave Operations”. Mass Mining 2016. Australia.
- Brunton, I; 2017. “Drawpoint Fragmentation Analysis at the Cadia East PC2 Block Cave Operations”. Itasca Australia Pty Ltd.
- Castro R, López S., 2016, “Modelamiento de colgaduras en mina Esmeralda Sur usando regresión logística”. Universidad de Chile
- Cifuentes M, 2017. “Construcción de modelos multivariables de riesgo al ingreso de dilución en minería de caving”. Memoria de pregrado, Universidad de Chile.
- David W, Hosmer JR. 2013. “Applied logistic regression”. Third Edition. United States of America and Canada.
- Fuenzalida, M., 2012. Estudio de flujo gravitacional confinado y su aplicación a la minería de caving. Tesis de Magíster en minería. Universidad de Chile, Chile.
- Gómez R., 2014. “Modelo de fragmentación secundaria y colgaduras en minería de caving”. Tesis de pregrado, Universidad de Chile.
- Gottreux, I . Pre Acondicionamiento con el uso de Debilitamiento Dinámico Con Explosivos En Minería Por Caving,. Junio, 2016
- Henríquez J P, 2017. “Rol de la socavación en la productividad en la minería de caving”. Memoria de pregrado. Universidad de Chile.
- Lett J .2016. “PC2-S1 Rock Mass Model - Summary Report”. Newcrest Mining Limited. Australia.
- Lett J, Rossimel C. 2012. “Cadia East Geotechnical Block Model for PC1-S1”. Newcrest Mining Limited. Australia.
- Lett J, Brunton I, Capes G W, Jäger A, Mobilio B, Rachocki J, Sharrock G B, and Secheny M. 2016 “Undercutting to Surface Breakthrough– Cadia East Panel Cave (Stage 1)”. Mass Mining 2016. Australia.
- López S, 2016. “Estudio experimental de colgaduras”. Tesis de pregrado, Universidad de Chile.
- Lowther R J, Olivier L, Lett J L and Brunton I. 2016. “Implementation of a Surface-based Hydraulic Fracturing Program to Successfully Propagate a Large Cave through Hard, Competent Near-surface Rock Masses to Achieve Breakthrough”. Mass Mining 2016. Australia.

- Olivares D., 2014. “Influencia de fino y humedad en flujo gravitacional confinado”. Tesis de pregrado, Universidad de Chile.
- Orellana, L. Evaluación De Variables De Diseño Del Sistema De Minería Continua A Partir De Experimentación En Laboratorio, 2012.
- Pérez A, 2017. “Cuantificación del riesgo de ingreso de agua-barro en El Teniente”. Memoria de pregrado, Universidad de Chile.
- Stewart P C, Brunton I, Francis D and Chitombo G. 2016. “Quantification of Rock Mass Damage Associated with a Confined Blast Preconditioning Experiment at the Cadia East Block Cave”. Mass Mining 2016. Australia.
- Sotomayor 2016. Recomendación de malla de extracción para el proyecto mina Chuquicamata subterránea.
- Susaeta, A., 2004. Theory of gravity flow. Part I and II. Proceedings MassMin 2004, Santiago, 167-178.

8 Anexos

8.1 Calibración de los modelos

La probabilidad de corte se obtiene ante la intersección de las curvas de sensibilidad y especificidad de los modelos evaluados ante la misma base de datos.

Criterios para seleccionar la probabilidad de corte del modelo, se plantean dos criterios:

- **Variables superiores al 50 % de acierto:** es necesario que se cumpla esta condición para todas las variables pues la regresión logística es una herramienta de predicción mejor que un método azaroso (que entregaría una probabilidad base).
- **Mínimo indicador absoluto:** Este indicador compuesto por el *indicador superior* (diferencias de la sensibilidad y la especificidad con el caso de probabilidad de corte anterior) y el *indicador inferior* (diferencias de la sensibilidad y la especificidad con el caso de probabilidad de corte posterior) debe ser mínimo para garantizar el caso en que ambas variables son máximas dentro de su vecindad debido a lo estrictamente creciente o decreciente de las funciones, de modo que no hay otra probabilidad de corte óptimo a nivel global.

8.1.1 Calibración modelo PC1S1

Tabla 41: Probabilidad de corte para el intervalo de 10% a 30% del modelo PC1S1

Probabilidad de corte	Especificidad	Sensibilidad	Global
10%	47.5%	58%	48.6%
20%	100.0%	0%	89.9%
30%	100.0%	0%	89.9%

Tabla 42: Probabilidad de corte para el intervalo de 11% a 13% del modelo PC1S1

Probabilidad de corte	Especificidad	Sensibilidad	Global
11%	71.2%	40%	68.0%
12%	85.1%	23%	78.8%
13%	92.6%	13%	84.6%

Tabla 43: Probabilidad de corte para el intervalo de 10% a 11% del modelo PCISI

Probabilidad de corte	Especificidad	Sensibilidad	Global	indicador inferior	indicador superior	indicador absoluto	indicador entre variables
0.101	50.40%	55%	50.90%	-0.70%	0.40%	0.30%	4.80%
0.102	52.60%	54%	52.70%	-1.20%	0.70%	0.50%	1.10%
0.103	55.30%	52%	54.90%	0.00%	1.20%	1.20%	3.10%
0.104	57.70%	50%	56.90%	0.20%	0.00%	0.20%	7.90%
0.105	60.00%	47%	58.70%	-1.30%	-0.20%	1.50%	12.70%
0.106	62.80%	46%	61.10%	-0.60%	1.30%	0.70%	17.00%
0.107	64.90%	44%	62.80%	0.70%	0.60%	1.30%	20.60%
0.108	66.70%	42%	64.20%	-1.70%	-0.70%	2.40%	24.90%
0.109	68.90%	41%	66.10%	-0.80%	1.70%	0.90%	27.60%

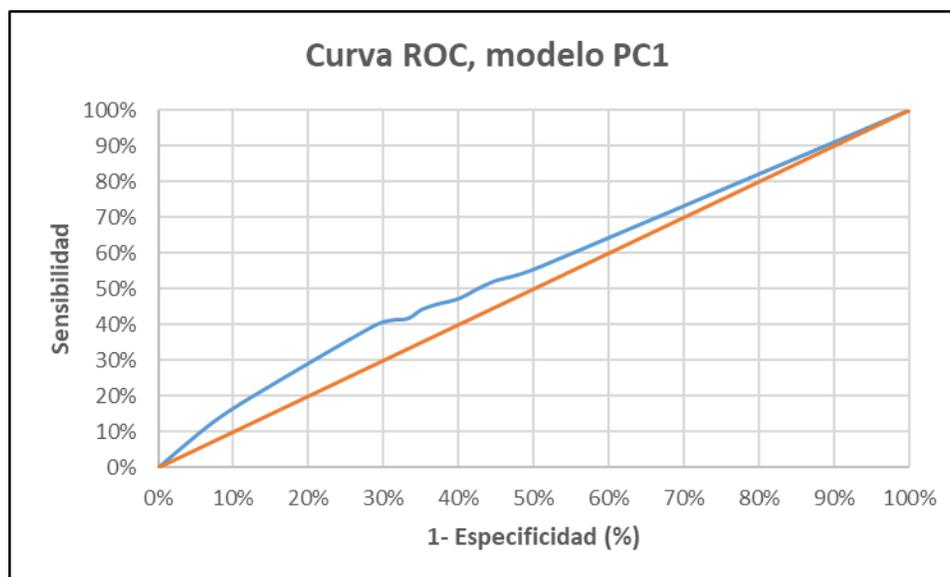


Figura 68: Curva ROC del modelo PCISI

8.1.2 Calibración modelo PC2S1

Tabla 44: Probabilidad de corte para el intervalo de 21% a 29% del modelo PC2S1

Probabilidad de corte	Sensibilidad	Especificidad	Global	indicador inferior	indicador superior	indicador absoluto	indicador entre variables
21%	75.50%	43.90%	51.40%	-0.90%	1.80%	0.90%	32%
22%	72.00%	48.30%	53.90%	-1.10%	0.90%	0.20%	24%
23%	70.00%	51.40%	55.80%	2.10%	1.10%	3.20%	19%
24%	65.50%	53.80%	56.60%	-2.30%	-2.10%	4.40%	12%
25%	63.00%	58.60%	59.70%	2.10%	2.30%	4.40%	4%
26%	57.00%	62.50%	61.20%	0.50%	-2.10%	1.60%	6%
27%	51.00%	68.00%	64.00%	0.20%	-0.50%	0.30%	17%
28%	47.50%	71.30%	65.60%	1.40%	-0.20%	1.20%	24%
29%	42.50%	74.90%	67.20%	5.80%	-1.40%	4.40%	32%

Tabla 45: Probabilidad de corte para el intervalo de 25.1% a 25.9% del modelo PC2S1

Probabilidad de corte	Sensibilidad	Especificidad	Global	indicador inferior	indicador superior	indicador absoluto	indicador entre variables
25.10%	62.50%	58.78%	59.67%	-0.47%	-0.32%	0.79%	4%
25.20%	62.50%	59.25%	60.02%	0.69%	0.47%	1.16%	3%
25.30%	61.50%	59.56%	60.02%	0.87%	-0.69%	0.18%	2%
25.40%	60.00%	60.19%	60.14%	0.03%	-0.87%	0.84%	0%
25.50%	59.50%	60.66%	60.38%	-0.47%	-0.03%	0.50%	1%
25.60%	59.50%	61.13%	60.74%	0.03%	0.47%	0.50%	2%
25.70%	59.00%	61.60%	60.98%	0.34%	-0.03%	0.31%	3%
25.80%	58.50%	61.76%	60.98%	0.03%	-0.34%	0.31%	3%
25.90%	58%	62.23%	61.22%	0.73%	-0.03%	0.70%	4%

Se termina seleccionando la probabilidad de corte 25.4% debido a que la diferencia de variables es mínima, además sumado a esto último ambas son superiores al 60%, de modo que no es necesario utilizar el *indicador absoluto*.

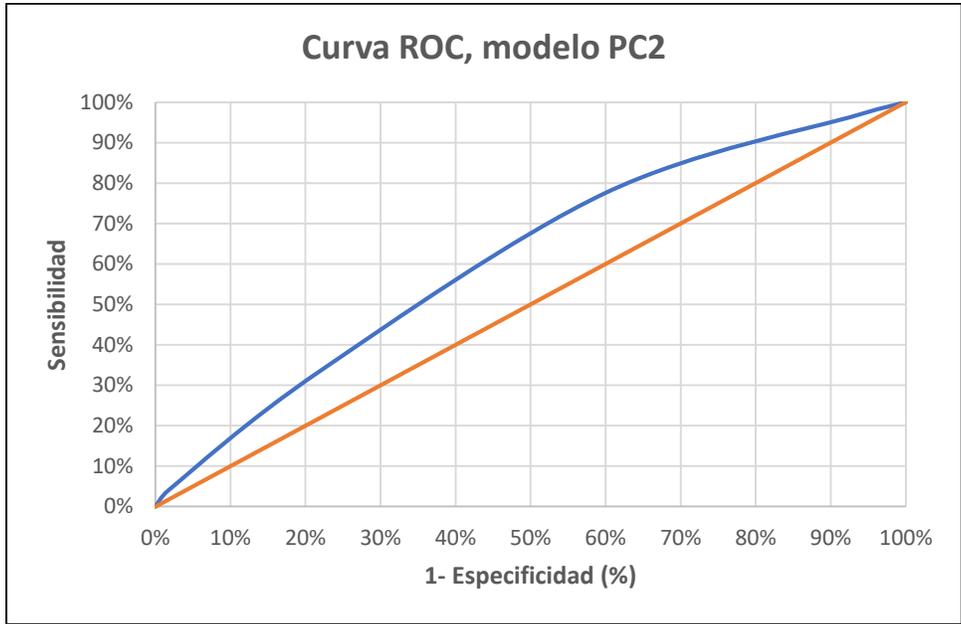


Figura 69: Curva ROC del modelo PC2SI

8.2 Información de RMR

Los footprints de cada bloque están principalmente compuestos por roca monzonita y volcánica, cuya información se detalla en la Tabla 46.

Tabla 46: Información detallada del RMR por tipo de roca (Geotechnical Report, Cadia East)

Domain	Population	Joint Sets	RMR Lower Quartile	RMR Median	RMR Upper Quartile	RMR Maximum	RMR Mean
Calcite and Laumontite Crunch Central	694.0	3.5	33.6	36.0	46.8	68.0	38.8
P2 Fault	88.0	3.5	36.0	36.0	45.1	60.2	40.9
Church Fault	133.0	4.0	32.0	37.8	43.0	60.2	38.1
Church Splay	247.0	4.0	30.6	36.6	44.0	58.4	37.3
Calcite and Laumontite Crunch Zone	1616.0	4.0	30.6	33.6	37.2	56.8	34.1
Bedded Volcs	3908.0	3.5	47.1	47.7	55.1	80.7	50.5
Carbonate Fault 1	10.0	3.5	36.8	40.8	52.4	58.4	44.3
Monzonite	2768.0	2.5	57.1	63.2	76.1	84.5	64.1
Porphyry Dyke 1	852.0	2.0	55.5	60.1	70.1	88.5	61.4
Capping Porphyry Lower	0.0	2.0	55.5	60.1	70.1	88.5	61.4
Capping Porphyry Upper	0.0	2.0	55.5	60.1	70.1	88.5	61.4
Quartz and Potassium Monzonite Domain	412.0	3.0	52.9	57.3	63.1	80.9	58.3
Quartz and Potassium Volcanic Massive Domain	2567.0	3.0	47.1	48.3	56.6	80.7	50.9
Vmassive and Volcaniclastic Domain	13751.0	3.0	47.1	49.7	56.1	80.7	50.8
Vmassive	14092.0	3.0	47.1	47.5	55.9	80.7	50.8
Volcaniclastic	864.0	3.0	42.3	47.1	55.9	80.7	49.1
Monzonite CE	628.0	2.5	57.0	60.2	65.1	82.5	60.7

8.3 Fragmentación

La información relacionada a fragmentación en función de la extracción se mostró exclusivamente en términos del d80, sin embargo, esta puede ser representada por d50 y d20 como se muestra en la Figura 70 y la Figura 71.

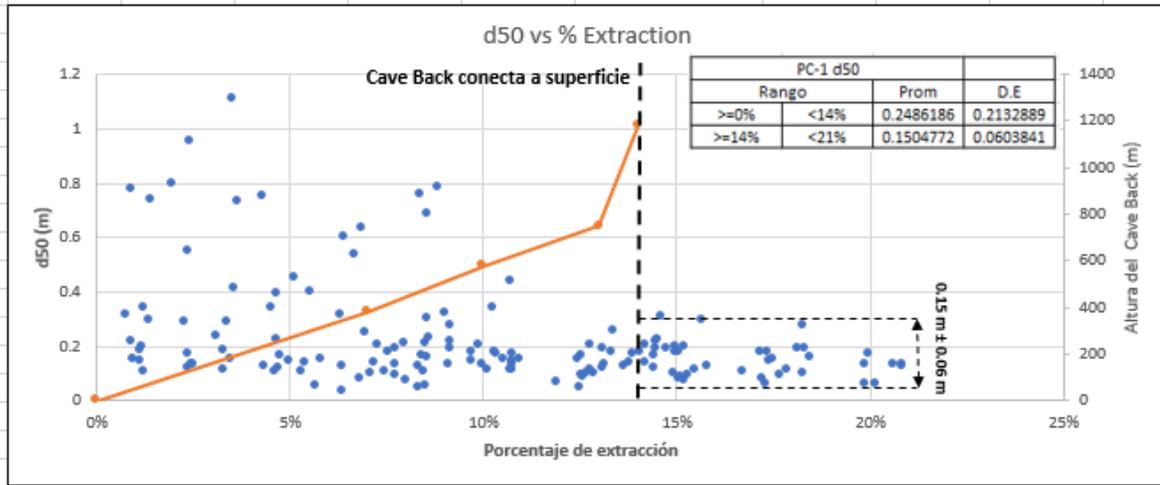


Figura 70: Dispersión de d50 vs extracción, mostrando el efecto de la conexión a superficie.

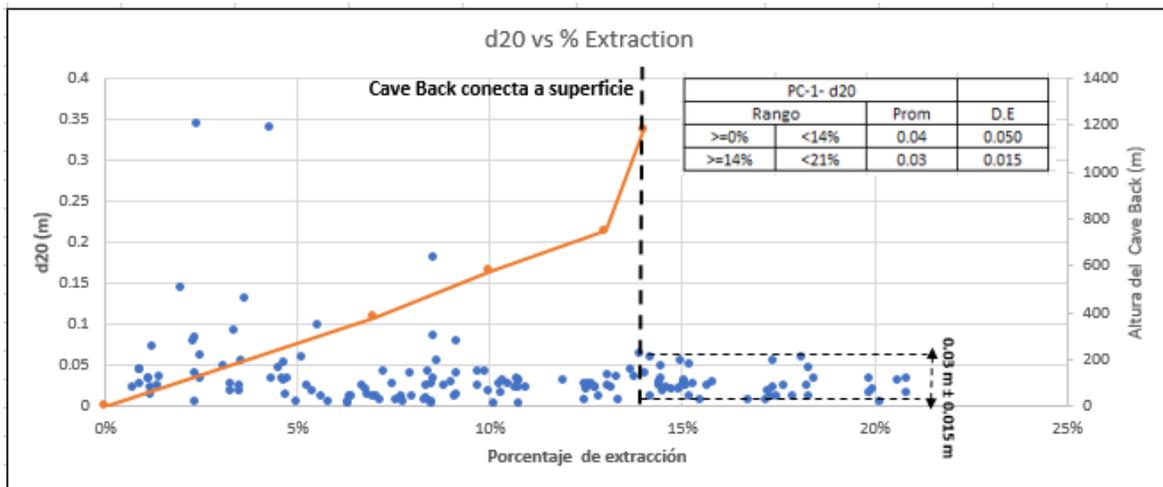


Figura 71: Dispersión de d20 vs extracción, mostrando el efecto de la conexión a superficie.