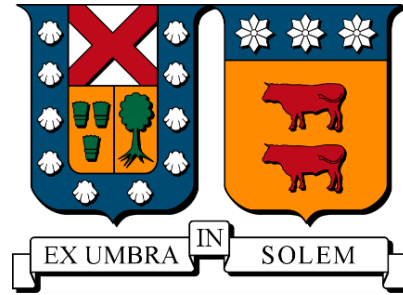


UNIVERSIDAD TECNICA FEDERICO SANTA MARIA

DEPARTAMENTO DE INGENIERIA QUIMICA Y AMBIENTAL

VALPARAISO - CHILE



**Implementación y evaluación de un sistema de
detección de fallas en una celda de flotación
Jameson.**

Verena Alejandra García Rosas

Memoria para optar al Título de:

Ingeniera Civil Químico

Profesor Guía: **Dr. Luis Bergh O.**

Profesor Correferente: **Dr. Claudio Acuña P.**

Julio 2021

Resumen Ejecutivo

Se presenta un sistema de detección de fallas operacionales e instrumentales en una celda de flotación Jameson. La celda Jameson es una celda de flotación neumática y co-corriente que se caracteriza por presentar tamaños reducidos y una alta eficiencia respecto a otros equipos de flotación. Su principio de operación se basa en la formación del agregado partícula burbuja en la zona del tubo de descenso por tanto la colección tiene lugar en esta misma zona.

Dentro de las variables principales se encuentra la profundidad de espuma, el flujo de agua de lavado, la razón aire pulpa (conocida como APR) entre muchas otras que también se encuentran en el proceso de flotación en general.

Estas variables permiten la operación normal de la celda, sin embargo, en ciertas ocasiones se pueden registrar datos anormales, los cuales son detectados como fallas. Generalmente existen dos tipos de fallas las instrumentales, todas aquellas donde el instrumento pierde calibración en el tiempo y las operacionales que son aquellas que no cumplen con los objetivos metalúrgicos que para este caso corresponde a una ley de alimentación entre 27.7% y 28.7% y una recuperación mayor al 60%.

El sistema de detección se basa en la construcción de un modelo de métodos de proyección de análisis de componentes principales o PCA que tiene por objetivo disminuir la dimensión de problema, para este caso se tienen nueve variables originales las cuales se relacionan mediante variables auxiliares conocidas como componentes principales que para el modelo propuesto resultan ser cuatro.

Previo a la construcción del sistema de detección en sí se requiere de datos de operación, para ello se utiliza un simulador metalúrgico que permite obtener datos de operación en estado estacionario que describen sus relaciones bajo las más diversas condiciones de operación, pero que satisfacen la condición de normalidad, es decir presentan objetivos metalúrgicos aceptables.

Para evaluar el sistema de detección de fallas se requiere conocer la procedencia de la falla ya sea instrumental u operacional, por tanto, estas se generan. Para generar fallas operacionales se modifican recursos de operación que corresponden a las variables de APR y profundidad de espuma con el fin de obtener datos operacionales anormales, es decir alejados de los objetivos metalúrgicos.

La generación de fallas instrumentales se modifica en diferentes porcentajes la variable que se quiere perturbar.

Para los experimentos de falla operacional el sistema es capaz de corregir la falla mediante la modificación de las otras variables, regresando a la normalidad las variables objetivo. Cuando la falla operacional es detectada como instrumental o bien como ambas a la vez el modelo es capaz de corregirlo mediante el estadígrafo Hotelling T2. Respecto a las contribuciones de Q el sistema de detección es capaz de verificar que el valor medido es más alto o bajo que el real lo cual afecta a los objetivos.

Finalmente, para las fallas instrumentales no se presentan patrones detectables, por el contrario, el porcentaje de detección de fallas instrumentales por el sistema resulta muy cambiante entre variables lo cual lleva a la conclusión que depende netamente de la variable que tan detectable sea.

Contenido

Resumen Ejecutivo	i
Índice de Figuras	iii
Índice de Tablas.....	v
1.Introducción y Objetivos	1
1.1 Introducción	1
1.2 Objetivos	1
1.2.1 Objetivo General	1
1.2.2 Objetivos Específicos.....	1
2. Fundamentos Teóricos.....	2
2.1 Principios de la Flotación.....	2
2.1.1 Flotación	2
2.1.2 Variables de operación.....	3
2.2 Celda Jameson.....	4
2.2.1 Principio de operación	4
2.3 Parámetros de operación en la celda Jameson.....	6
2.4 Método PCA	6
2.4.1 Estadígrafo Q residual	7
2.4.2 Estadígrafo Hotteling T ²	7
3. Metodología	7
3.1 Simulador Celda Jameson	7
3.1.1 Variables utilizadas en el simulador	8
3.1.2 Rangos de operación	9
3.1.3 Relación entre variables	10
3.2 Generación de fallas.....	10
3.2.1 Generación de fallas operacionales.....	10
3.2.2 Generación de fallas instrumentales.....	11
4. Resultados	12
4.1 Modelo	12
4.2 Resultados de fallas operacionales	14
4.2.1 Resultados por zonas	15
4.2.2 Resultados respecto a bandas superior e inferior de ley de concentrado.....	21
4.3 Resultados de fallas instrumentales	23
4.3.1 APR	23
4.3.2 Profundidad de espuma	25

4.3.3	Flujo de agua de lavado.....	27
4.3.4	Ley de alimentación	29
4.3.5	Flujo de alimentación fresca	31
4.3.6	Porcentaje de sólidos	33
4.3.7	Granulometría	35
5.	Análisis.....	37
5.1	Fallas operacionales	37
5.1.1	Análisis de fallas operacionales por zonas	37
5.1.2	Análisis de fallas operacionales en banda inferior y superior de ley	43
5.2	Fallas instrumentales	48
5.2.1	Aumento de la variable	48
5.2.2	Disminución de la variable	53
6.	Conclusiones.....	58
7.	Recomendaciones	59
8.	Bibliografía	60
9.	Anexos	61
9.1	Análisis de fallas instrumentales	61
9.1.1	Profundidad de espuma	61
9.1.2	Flujo de agua de lavado.....	63
9.1.3	Ley de alimentación	65
9.1.4	Flujo de alimentación fresca	67
9.1.5	Porcentaje de sólidos	69
9.1.6	Granulometría	71

Índice de Figuras

Figura 1:	Diagrama de bloques para el proceso de flotación.....	2
Figura 2:	Zonas de una celda Jameson (Glencore Technology, 2015)	5
Figura 3:	Interfaz simulador metalúrgico	8
Figura 4:	Generación de fallas operacionales en experimento 1.....	11
Figura 5:	Valores propios vs número de componentes principales para modelo	12
Figura 6:	Varianza acumulada vs número de componentes principales para el modelo	13
Figura 7:	Q vs T ² para el modelo	13
Figura 8:	Porcentaje de varianza capturada de cada CP del modelo vs variable del proceso	14
Figura 9:	Zonas de análisis para las fallas operacionales	15
Figura 10:	Puntos aleatorios de la Zona 1 para evaluar fallas operacionales	16
Figura 11:	Puntos anómalos de la Zona 1 en fallas operacionales	16

Figura 12: Puntos aleatorios de la Zona 2 para evaluar fallas operacionales	17
Figura 13: Puntos anómalos en la Zona 2 para evaluar fallas operacionales	18
Figura 14: Puntos aleatorios de la Zona 3 para evaluar fallas operacionales	19
Figura 15: Puntos anómalos en la Zona 3	19
Figura 16: Banda inferior de fallas operacionales estudiadas	21
Figura 17: Banda superior de fallas operacionales estudiadas	21
Figura 18: Resultado de falla operacional en banda inferior	22
Figura 19: Resultado para falla operacional en la banda superior estudiada	23
Figura 20: Contribuciones de punto anormal 4 en la zona 1	38
Figura 21: Contribuciones respecto a T^2 de pto detectados como falla operacional en la Zona 2 .	40
Figura 22: Contribuciones respecto a Q de los Puntos 1 y 3 en la Zona 2 de fallas operacionales ..	41
Figura 23: Contribuciones respecto a T^2 del Punto 3 en la Zona 3 de fallas operacionales.....	42
Figura 24: Contribuciones respecto a Q para los pto 1,2 y 4 de la Zona 3 en fallas operacionales.	43
Figura 25: Contribuciones banda inferior estadígrafo Q vs variables	44
Figura 26: Contribuciones banda inferior estadígrafo T^2 vs variables	45
Figura 27: Contribuciones en banda inferior estadígrafo Q vs variables	45
Figura 28: Contribuciones en banda superior estadígrafo Q vs variables	46
Figura 29: Contribuciones en banda superior estadígrafo T^2 vs variables	47
Figura 30: Contribuciones en banda superior estadígrafo Q vs variables	47
Figura 31: Q vs T^2 para APR con 5% de aumento	49
Figura 32: Q vs T^2 para APR con un aumento de 50%.....	50
Figura 33: Contribución de un pto al azar en falla instrumental para APR modificada en un +5%..	51
Figura 34: Contribución de un pto al azar en falla instrumental para APR modificada en un +10%	51
Figura 35: Contribución de un pto al azar en falla instrumental para APR modificada en un +30%	52
Figura 36: Contribución de un pto al azar en falla instrumental para APR modificada en un +50%.	52
Figura 37: Q vs T^2 para APR -5%.....	53
Figura 38: Q vs T^2 para APR en -50%	54
Figura 39: Contribución falla instrumental para APR modificada en un -5%.....	54
Figura 40: Contribución falla instrumental para APR modificada en un -10%.....	55
Figura 41: Contribución falla instrumental para APR modificada en un -30%.....	55
Figura 42: Contribución en falla instrumental para APR modificada en un -50%.....	56
Figura 43: Contribución falla instrumental para prof. de espuma modificada en un +5%.....	61
Figura 44: Contribución falla instrumental para profundidad de espuma modificada en un +50%.	61
Figura 45: Contribución falla instrumental para profundidad de espuma modificada en un -5%..	62
Figura 46: Contribución falla instrumental para profundidad de espuma modificada en un -50%.	62
Figura 47: Contribución falla instrumental para flujo de agua de lavado modificado en +5%.....	63
Figura 48: Contribución en falla instrumental para flujo de agua de lavado modificado en +50%..	63
Figura 49: Contribución en falla instrumental para flujo de agua de lavado modificado en -5%....	64
Figura 50: Contribución en falla instrumental para flujo de agua de lavado modificado en -50%...	64
Figura 51: Contribución en falla instrumental para ley de alimentación modificado en +5%.....	65
Figura 52: Contribución en falla instrumental para ley de alimentación modificado en +50%.....	65

Figura 53: Contribución falla instrumental para ley de alimentación modificado en -5%.....	66
Figura 54: Contribución en falla instrumental para ley de alimentación modificado en -50%.....	66
Figura 55: Contribución en falla instrumental para flujo de alimentación modificado en +5%	67
Figura 56: Contribución en falla instrumental para flujo de alimentación modificado en +50%	67
Figura 57: Contribución falla instrumental para flujo de alimentación fresca modificado en -5% ..	68
Figura 58: Contribución falla instrumental para flujo de alimentación fresca modificado en -50%	68
Figura 59: Contribución falla instrumental para porcentaje de sólidos modificado en +5%.....	69
Figura 60: Contribución falla instrumental para porcentaje de sólidos modificado en +50%.....	69
Figura 61: Contribución falla instrumental para porcentaje de sólidos modificado en -5%	70
Figura 62: Contribución falla instrumental para porcentaje de sólidos modificado en -50%	70
Figura 63: Contribución falla instrumental para granulometría modificado en +5%	71
Figura 64: Contribución en falla instrumental para granulometría modificado en +50%	71
Figura 65: Contribución en falla instrumental para granulometría modificado en -5%	72
Figura 66: Contribución en falla instrumental para granulometría modificado en -50%	72

Índice de Tablas

Tabla 1: Rango de operación de variables en simulador metalúrgico	9
Tabla 2: Estadística de experimento 1 para fallas operacionales	20
Tabla 3: Detalle de resultados para el experimento 1 en fallas operacionales	20
Tabla 4: Estadística fallas instrumentales para APR en aumento	24
Tabla 5: Estadística fallas instrumentales para APR en disminución	25
Tabla 6: Estadística fallas instrumentales para espuma en aumento.....	26
Tabla 7: fallas instrumentales para espuma en disminución.....	27
Tabla 8: Estadística fallas instrumentales para flujo de agua en aumento.....	28
Tabla 9: Estadística fallas instrumentales para flujo de agua en disminución.....	29
Tabla 10: Estadística fallas instrumentales para ley de alimentación en aumento	30
Tabla 11: fallas instrumentales para ley de alimentación en disminución	31
Tabla 12: Estadística fallas instrumentales para flujo alimentación fresca en aumento.....	32
Tabla 13: Estadística fallas instrumentales para flujo de alimentación en disminución	33
Tabla 14: Estadística fallas instrumentales para porcentaje de sólidos en aumento.....	34
Tabla 15: Estadística fallas instrumentales para porcentaje de sólidos en disminución	35
Tabla 16: Estadística fallas instrumentales para granulometría en aumento	36
Tabla 17: fallas instrumentales para granulometría en disminución.....	37

1. Introducción y Objetivos

1.1 Introducción

En este trabajo se presentará un sistema de detección de fallas operacionales e instrumentales en una celda de flotación Jameson. Para ello se construirá un modelo PCA que sea capaz de detectar si la falla es operacional o instrumental y como esta operación puede regresar a la normalidad.

Mediante la utilización de un simulador metalúrgico se obtendrá una matriz de datos normales de operación de la celda de flotación, se entiende como datos normales todos aquellos que cumplan con los objetivos metalúrgicos, los cuales corresponden a una ley de concentrado entre 27.7% y 28.7% y una recuperación mayor al 60% y que además todas las variables se encuentren dentro de los rangos normales de operación, los cuales serán presentando más adelante.

Una vez que se tiene la matriz normal de operación se procede a la construcción del modelo PCA mediante la utilización del software Eigenvector SOLO. El método de proyección PCA tiene como característica disminuir la dimensión del problema mediante el uso de variables auxiliares, es decir detecta las relaciones más importantes entre todas las variables y las representa en variables auxiliares las cuales tienen la capacidad de describir correctamente la operación, estas variables auxiliares reciben el nombre de componentes principales.

El modelo PCA debe ser validado, una vez que esto ocurre se encuentra listo para detectar fallas tanto de tipo instrumental como operacional. Como falla instrumental se entienden todas aquellas que tienen relación con la medición errónea de un instrumento para una respectiva variable, mientras que como falla operacional se consideran todas aquellas donde las variables objetivo no cumplen con la especificación requerida, para este proceso en particular las variables objetivos corresponde a la ley de concentrado, que se debe encontrar en un rango de 27.7% - 28.7%, y a la recuperación que debe ser mayor o igual al 60%.

Para evaluar correctamente las fallas, tanto operacionales como instrumentales, estas serán generadas de forma tal que se sepa a ciencia cierta qué es lo que se modificó para ocasionarla de esta manera al evaluar la falla en el sistema se podrá analizar si es que este es capaz de detectarla y además si es que su diagnóstico es correcto.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo General

Construir, implementar y evaluar un sistema de detección de fallas en línea en una celda de flotación Jameson

1.2.2 Objetivos Específicos

- Diseñar experimentos para diferentes condiciones de alimentación al proceso y de las variables operacionales disponibles
- Generar datos usando el simulador metalúrgico y construir modelos en variables latentes, de acuerdo con el método estadístico de componentes principales.
- Evaluar el sistema en línea de detección de fallas en el simulador metalúrgico.

En el Capítulo 2 se presentará la descripción de los fundamentos teóricos del proceso de flotación, la celda Jameson y el método de proyección de análisis de componentes principales.

2. Fundamentos Teóricos

2.1 Principios de la Flotación

2.1.1 Flotación

La flotación consiste en un proceso fisicoquímico trifásico, es decir, presenta una fase sólida, líquida y gaseosa, su principal objetivo es la separación selectiva mediante la unión de partículas de mineral valioso a burbujas de aire, esto es posible gracias a las características hidrofóbicas de las partículas de interés, siendo justamente este el principio básico que fundamenta el proceso de flotación.

La unión de la partícula de mineral valioso con la burbuja de aire se denomina agregado partícula-burbuja y la formación de este se produce gracias a que la pulpa, que corresponde a la mezcla entre la fase sólida y la fase líquida, y que por tanto contiene el mineral de interés, ingresa al sistema y junto a una liberación de energía hace que las partículas de mineral valioso colisionen con las burbujas de aire formando de esta manera el agregado.

El agregado partícula-burbuja asciende debido a que posee una menor densidad, formando lo que se conoce como la zona de espuma, la cual posteriormente es descargada en el concentrado por la parte superior del equipo. Mientras que las partículas que no son de interés y por su carácter hidrofílico se quedan en la pulpa y forman lo que se conoce como colas. (Yianatos , 2005)

La flotación se puede dividir en dos zonas que son la colección (pulpa) y limpieza (espuma). En la Figura 1 se presenta un diagrama de bloques esquemático representando el proceso con sus dos etapas. En la zona de colección se produce la interacción entre la pulpa, específicamente las partículas de minerales que descienden y las burbujas de aire ascienden, lo cual ocasiona la colisión y posterior formación del agregado burbuja-partícula, las partículas que no forman el agregado son descargadas hacia la zona denominada colas.

Por otro lado, en la zona de limpieza se produce la separación de las partículas valiosas de aquellas que no lo son. El proceso consta del paso de burbujas con mineral colectado a través de un lecho de espuma formando posteriormente lo que se conoce como concentrado, las partículas que no son de interés se conocen como ganga y son devueltas a la zona de colección.

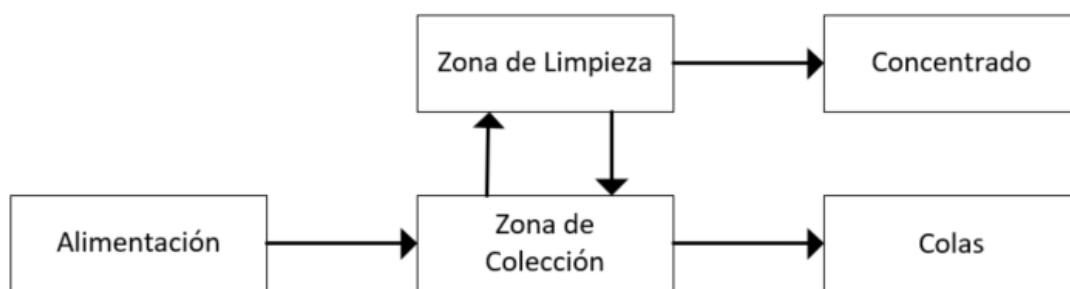


Figura 1: Diagrama de bloques para el proceso de flotación

Para cuantificar la eficiencia del proceso se utilizan dos variables: la ley de concentrado y la recuperación.

La ley de concentrado es la razón entre la masa de mineral valioso en el concentrado y la masa de mineral total en el concentrado, mientras que la recuperación corresponde a la razón entre la masa de mineral valioso en el concentrado y la masa de mineral valioso en la alimentación.

Las variables antes mencionadas se relacionan de manera inversa en una operación normal, es decir que mientras la recuperación aumenta, la ley de concentrado disminuye ya que al aumentar la recuperación se aumenta la cantidad de ganga que es arrastrada hacia el concentrado. (Ulloa, 2016)

2.1.2 Variables de operación

Tiempo de residencia

Corresponde a una de las variables que más afecta en la ley de concentrado y afecta aun en mayor medida a la recuperación de mineral flotado. Para estimar el tiempo medio de residencia en la zona de colección se relaciona el flujo volumétrico de alimentación con el volumen efectivo de la celda.

El porcentaje de sólidos en la alimentación y cambios de flujo afectan directamente a esta variable en la zona de colección. Por otro lado, el tiempo de residencia en la zona de limpieza es sensible a los cambios en el flujo de aire, agua de lavado y profundidad de espuma.

Reactivos

Para el proceso de flotación comúnmente se utilizan los siguientes reactivos:

- Colector: Su función es la captura selectiva del mineral de interés
- Espumante: Se utiliza para reducir el tamaño de burbujas y generar una espuma estable
- Regulador de pH

Tamaño de partícula y grado de liberación

El tamaño de partícula es muy relevante para el proceso de flotación, ya que las partículas deben ser lo suficientemente pequeñas para poder ser transportadas en conjunto con las burbujas y al mismo tiempo deben ser lo suficientemente grandes para poseer el *momentum* necesario para colisionar y adherirse a la burbuja.

Por otro lado, el grado de liberación hace referencia a qué tan expuesta esta la superficie del mineral valioso dentro de la roca, lo cual es fundamental para su flotación.

Dispersión de aire

La dispersión del aire es una variable fundamental en el proceso de flotación, se definen dos parámetros: la velocidad superficial del gas (J_G) y el *Holdup* de gas (ϵ_G).

La velocidad superficial del gas es uno de los parámetros más importantes en el proceso de flotación, ya que posee una gran influencia en el mineral flotado. De manera general, se tiene que a medida que aumenta la velocidad superficial del gas aumenta la recuperación de mineral hasta llegar a un óptimo, esto ocurre gracias al aumento del área de contacto disponible en las burbujas. Sin embargo, una vez que ese valor es superado un aumento en la velocidad superficial será

contraproducente ya que incrementará la turbulencia, arrastre y pérdida de la interfase pulpa-espuma. Se recomienda que este parámetro este entre 1 y 2 [cm/s].

Por otro lado, el *holdup* del aire corresponde a la fracción volumétrica de gas contenida dentro del equipo, normalmente es medida en la zona de colección y depende del espumante utilizado, el flujo de gas que ingresa a la celda, el tamaño de burbujas y la carga de sólidos al equipo.

Profundidad de espuma

La profundidad de espuma es una variable importante en la selectividad del proceso de flotación, ya que modifica la carga de mineral valioso que es descargado al concentrado. Mientras mayor sea la profundidad de espuma, mayor es el drenaje de agua a través de esta, lo que implica que se flota menos ganga y que por tanto la ley del concentrado aumenta. A su vez, aumenta la probabilidad de que las partículas se desprendan de las burbujas al encontrarse un mayor tiempo dentro de la espuma, de esta forma se disminuirá la recuperación.

Agua de lavado

La función principal del flujo de agua de lavado es evitar el arrastre de ganga fina hacia el concentrado, de esta manera se favorece la limpieza.

Además, el agua de lavado complementa el agua de alimentación, lo cual reduce el arrastre hidráulico de partículas hidrófilas y aumenta la estabilidad de la espuma, ya que se disminuye la coalescencia de las burbujas.

Su efectividad depende del flujo que se utilice y de la distribución homogénea en la espuma.

2.2 Celda Jameson

Hoy en día existe una gran variedad de equipos de flotación en el mercado, sin embargo, esta memoria se enfocará en la celda de flotación Jameson.

La celda Jameson se caracteriza por presentar tamaños reducidos y una alta intensidad de esta forma es capaz de crear circuitos de alto rendimiento con bajos costos. Es una celda de tipo neumática en co – corriente, esto quiere decir que tanto la pulpa como el aire son ingresados por el tope de la columna. (Yianatos , 2005)

2.2.1 Principio de operación

La celda Jameson está compuesta por dos zonas principales que son: el tubo de descenso y el estanque de separación, a su vez en el estanque de separación se pueden distinguir dos zonas relevantes en el proceso: la zona de espuma del estanque y la zona de pulpa del estanque, en la Figura 2 se observan un diagrama con las partes de la celda.

Cabe destacar que, en algunos casos con instalaciones lo suficientemente grandes, se pueden utilizar hasta 30 tubos de descenso en un solo estanque, de esta forma se tratan grandes flujos de alimentación, en la Figura 2 se observa una celda con 2 tubos de descenso.

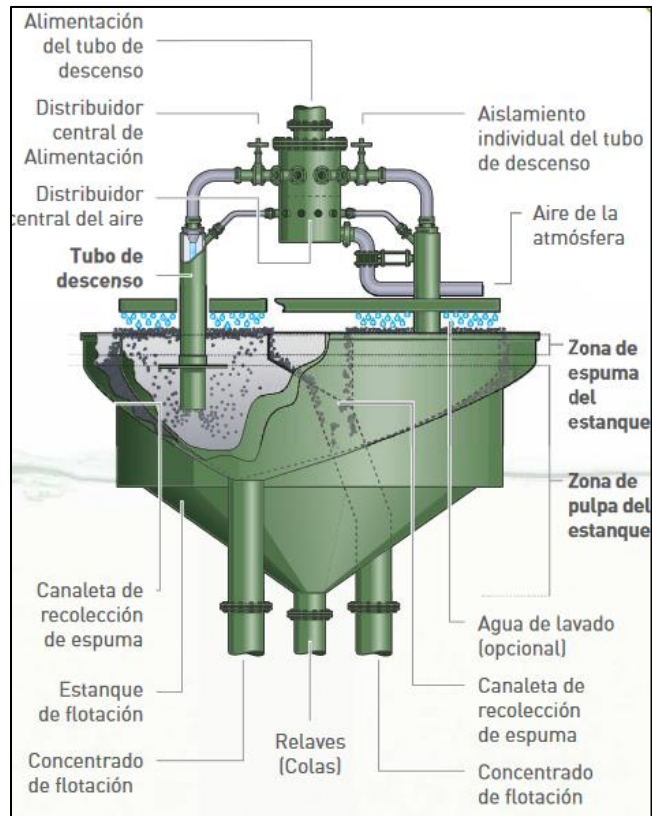


Figura 2: Zonas de una celda Jameson (Glencore Technology, 2015)

2.2.1.1 Tubo de descenso

El *downcomer* o tubo de descenso consiste en un tubo vertical que posee dos entradas en el tope y una salida en el fondo. Las entradas son para la succión de aire y para la alimentación mientras que el fondo se encuentra abierto y conectado al estanque de separación por debajo del nivel de la pulpa.

En el *downcomer* ocurre el más importante contacto entre las partículas de mineral con las burbujas de aire. El flujo de alimentación es impulsado por una bomba pasando por una tobera con un diámetro pequeño lo que ocasiona la formación de un flujo *jet* de alta presión.

El aire que ingresa el tubo es arrastrado por la alimentación a alta presión lo cual genera un vacío dentro del tubo de descenso, ya que al existir una entrada conectada a la atmósfera se genera succión de aire hacia el interior del *downcomer*.

Este flujo de aire a alta presión impacta con la pulpa que se encuentra dentro del tubo de descenso lo que genera el rompimiento del líquido y por ende la formación de pequeñas burbujas las cuales son dispersadas e interactúan fuertemente con el mineral de la pulpa.

Por tanto, existe una alta superficie de contacto y un mezclado intenso lo que se traduce en resultados de colección eficientes, rápidos y de alta capacidad.

2.2.1.2 Estanque de separación

El estanque de separación se caracteriza por presentar dos zonas que corresponden a la zona de pulpa y la zona de espuma, a diferencia de otros equipos utilizados en flotación en la celda Jameson la colección ocurre principalmente en el *downcomer*, por tanto, el estanque de separación cumple la función de ser una zona calma donde ocurre la separación de las fases.

Como la colección ocurre en el tubo de descenso, la celda Jameson no se dimensiona a partir del tiempo de residencia, como si ocurre en las celdas mecánicas y en las columnas de flotación, lo cual implica que los volúmenes de las celdas Jameson sean mucho menores en comparación con los otros equipos (se consideran un 30% menor a las columnas equivalentes), en definitiva, la celda Jameson depende del contacto y no del tiempo de residencia. Cabe destacar que el tiempo de residencia necesario en el diseño es aquel que asegura la separación de las fases.

En la zona de la pulpa se separa las burbujas que contienen el mineral de la pulpa, la densidad de operación y las velocidades de diseño permiten mantener a las partículas en suspensión sin la necesidad de agitarlas con elementos mecánicos.

La zona de espuma contiene la sección desde la interfase pulpa-espuma hasta la descarga de la celda, tiene como función controlar la ley de concentrado mediante la variable profundidad de espuma, el drenaje y el agua de lavado. (Glencore Technology, 2015)

2.3 Parámetros de operación en la celda Jameson

Las variables de operación generales para el proceso de flotación fueron presentadas en la Sección 2.1.2, sin embargo, para la celda de flotación Jameson existe un parámetro fundamental en el funcionamiento del equipo, este es la razón de aire pulpa o APR por sus siglas en ingles.

Razón aire pulpa

Corresponde a la razón entre el flujo volumétrico de aire y el de pulpa que ingresan a la celda. Su principal función es indicar si la operación dentro del *downcomer* se encuentra en una zona óptima y estable.

En general, los valores óptimos de operación para APR se encuentran entre 0.3 a 0.9 y se tiene que a menor APR se obtiene un efecto de mayor estabilidad ya que se genera un flujo de burbujas más fino y por ende una mayor área superficial de contacto por unidad de volumen, sin embargo, si este valor es demasiado bajo entonces se puede obtener una producción baja. Por otro lado, valores altos de APR pueden generar estabilidad en el *downcomer*. (Evans, Atkinson, & Jameson, 1995)

2.4 Método PCA

El método de componentes principales corresponde a un método de proyección el cual consiste en reducir la dimensión y el acondicionamiento del problema representando la relación funcional entre las variables de proceso por la relación entre las variables auxiliares, las cuales son conocidas como componentes principales. (Wold et al., 1987)

Estos modelos en variables proyectadas se construyen usando grandes cantidades de datos recolectados en estado estacionario, que en lo posible describen sus relaciones bajo las más diversas condiciones de operación, pero que satisfacen la condición de normalidad que corresponden a los objetivos metalúrgicos aceptables. (Bergh et al., 2005)

Para identificar la ocurrencia de una falla se utilizan los estadígrafos Hotteling T^2 , el cual detecta fallas de tipo operacional, y el error residual al cuadrado Q, el cual detecta fallas instrumentales.

2.4.1 Estadígrafo Q residual

Representa la falta de ajuste estadístico del modelo PCA de una muestra específica, es decir, una medida de la cantidad de variación no capturada por el mismo por lo que al sobrepasar el valor asignado permite identificar los problemas de instrumentación.

2.4.2 Estadígrafo Hotteling T^2

Representa una medida de la variación de cada muestra dentro del rango del modelo PCA, por lo que mide la desviación de cada muestra con respecto al centro de los datos. Los puntos que sobrepasan este valor se identifican como fallas operacionales. (Acosta & Bergh, 2009)

En el *Capítulo 3* se presentará la metodología utilizada para la obtención de datos, modelación PCA y generación de fallas para la prueba del sistema de detección de fallas.

3. Metodología

La metodología por utilizar consiste en construir un modelo PCA que represente de la mejor manera posible la operación de una celda de flotación Jameson, para esto se utiliza un simulador metalúrgico con el cual se obtendrá una matriz de datos operacionales normales de la celda estudiada.

Con esta matriz de datos se construye el modelo utilizando el *software Eigenvector SOLO*. El modelo se debe validar, una vez que esto suceda entonces se procede a utilizarlo para analizar las diferentes fallas que se pueden producir en la operación de la celda Jameson.

Los tipos de fallas a evaluar corresponde a las fallas operacionales y las fallas instrumentales, para esto se requiere generar estas fallas de modo que se conozca cual es el origen de cada una con el fin de evaluar si es que el sistema de detección de fallas la detecta correctamente y además si este es capaz de asociar la falla a la variable manipulada a la hora de la generación de esta.

3.1 Simulador Celda Jameson

Para obtener la matriz de datos que logre describir el proceso en las más diversas condiciones de operación se utiliza un simulador metalúrgico.

El simulador metalúrgico utiliza como variables de entrada la característica de la alimentación, parámetros de diseño y variables de operación entregando el resultado o desempeño metalúrgico y las características físicas del concentrado y colas obtenidas. (Ulloa, 2016)

El simulador metalúrgico estima la recuperación de mineral en base a modelos multifase entre las tres zonas principales de la celda Jameson que corresponden a la zona de tubo de descenso, zona de pulpa y zona de espuma.

El simulador consta de sistema de control distribuido (DCS) que considera un control PID y un control supervisor, además de un modelo estocástico conocido como ARMA. Cabe destacar que como se implementa un simulador metalúrgico, funcional solo en estado estacionario, se elabora un sistema de detección del estado del sistema, para más información consultar en (Ulloa, 2016)

A continuación, en la Figura 3, se presenta la interfaz del simulador metalúrgico.

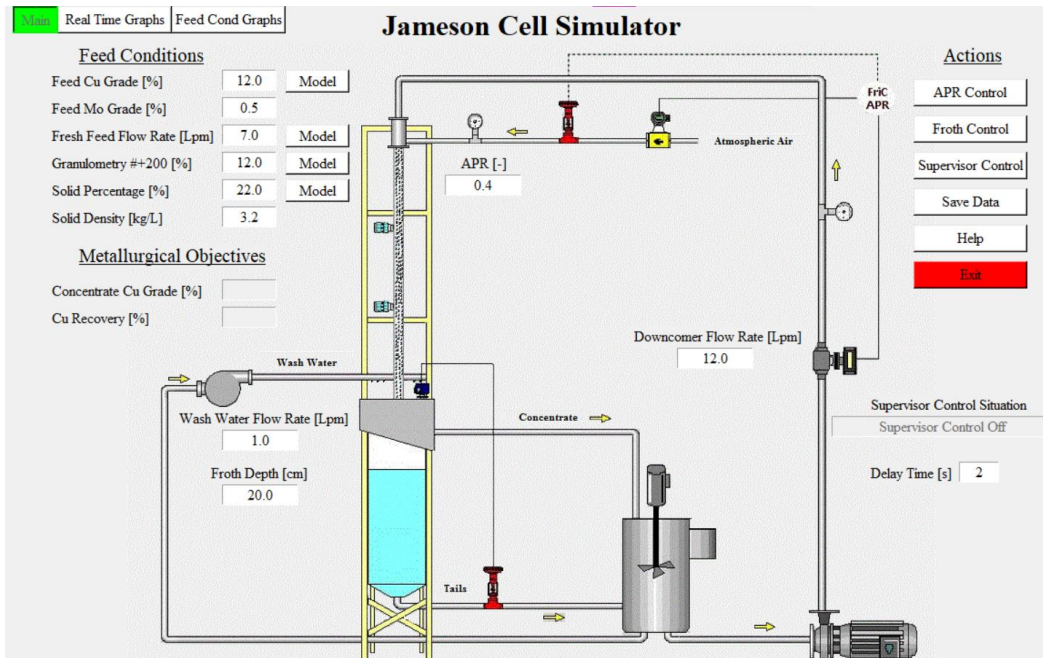


Figura 3: Interfaz simulador metalúrgico

3.1.1 Variables utilizadas en el simulador

Las variables generales que guían el proceso de flotación fueron presentadas y descritas en el capítulo anterior, por ende, a continuación, se clasificarán las variables a utilizar en el simulador metalúrgico.

3.1.1.1 Variables de operación

Como variables de operación se tienen todas aquellas que pueden ser manipuladas mediante equipos físicos, ya sea bombas, válvulas, compresores, etc. Para este caso se tienen 3 variables principales utilizadas. Las cuáles serán denominadas recursos del proceso.

- Profundidad de espuma
- Razón aire/ pulpa (APR)
- Flujo de agua de lavado

3.1.1.2 Variables de alimentación

Las variables de alimentación corresponden a todas aquellas que dependen de procesos previos a la entrada a la celda, por tanto, sus valores no pueden ser modificados en el proceso en sí, es decir corresponden a características de la corriente de alimentación.

Las variables de alimentación para esta operación en particular corresponden a:

- Ley de alimentación
- Flujo de alimentación fresca
- Porcentaje de sólidos

- Granulometría

3.1.1.3 Objetivos Metalúrgicos

Corresponden a las variables que definen la eficiencia del proceso, estas son:

- Ley de concentrado
- Recuperación

3.1.2 Rangos de operación

Los rangos de operación normal de la celda Jameson con la cual fue diseñado el simulador metalúrgico utilizado se presentan en la Tabla 1. (Ulloa, 2016)

Tabla 1: Rangos de operación celda Jameson

Variable	Rango de operación normal	Unidades
Flujo de alimentación	5 a 20	[L/min]
Presión de alimentación	140 a 180	[kPa]
Vacío	-25 a -5	[kPa]
Flujo de agua de lavado	1.2 a 1.8	[L/min]
Profundidad de espuma	5 a 40	[cm]
JG	0.16 a 1.72	[cm/s]
Razón aire/pulpa	0.2 a 1.0	[-]
<i>Holdup de aire</i>	38 a 48	[%]

Cabe destacar que algunas mediciones son cálculos de otras variables que no necesariamente se presentan en la Tabla 1 debido a que la lectura de la variable calculada es entregada de manera directa por el computador de lectura.

Por otro lado, se presentan los rangos de operación entregados por el simulador, es decir el rango máximo de modificación para cada una de las variables que permite el simulador, de esta forma se abarca la mayor cantidad de opciones de operación posibles. Los rangos se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2: Rango de operación de variables en simulador metalúrgico

Variable	Rango	Unidad
Ley de alimentación de cobre	8 - 15	%
Flujo de alimentación fresca	3.52 – 9.52	LPM
Granulometría	10 - 28	%
Porcentaje de sólidos	20 - 32	%
APR	0 - 1	-
Profundidad de espuma	0 - 90	cm
Flujo de agua de lavado	0 – 1.7	LPM

3.1.3 Relación entre variables

Mediante el estudio teórico presentado anteriormente (Ulloa, 2016) y analizando minuciosamente el proceso de flotación, se puede establecer como afecta a los objetivos metalúrgicos las variables presentadas.

1. La ley de concentrado es inversamente proporcional a la recuperación
2. Al aumentar el APR, se aumenta la recuperación y se disminuye la ley de concentrado
3. Al aumentar la profundidad de espuma, se disminuye la recuperación y se aumenta la ley de concentrado
4. Un aumento en el flujo de alimentación disminuye significativamente la recuperación y también se disminuye, pero en menor medida, la ley de concentrado
5. Al aumentar la ley de alimentación se aumenta considerablemente la ley de concentrado y claramente no afecta en la recuperación
6. Un aumento en la granulometría disminuye tanto la ley de concentrado como la recuperación.
7. Al aumentar el flujo de agua de lavado se disminuye la recuperación y se aumenta la ley de concentrado.
8. Un aumento en el porcentaje de sólidos disminuye la ley de concentrado y no afecta en mayor medida a la recuperación

3.2 Generación de fallas

La metodología utilizada consta en primer lugar en la construcción y validación de un modelo PCA, una vez que este se encuentra validado se procede a crear diferentes matrices de datos con fallas conocidas para evaluar la respuesta del sistema de detección a estas fallas.

Es decir, identificar si es capaz de detectar las fallas que se generaron, en qué medida y además si es capaz de indicar que variables y en dirección se deben mover para volver a la normalidad y en definitiva corregir la falla.

3.2.1 Generación de fallas operacionales

Para evaluar las fallas operacionales se realizan dos experimentos. En el primero de ellos se divide la zona de normalidad en 3 secciones denominadas Zona 1, Zona 2 y Zona 3 cada una de ellas se encuentra a la misma distancia y se abarca toda la zona de normalidad en la Figura 4 se presentan las 3 zonas construidas.

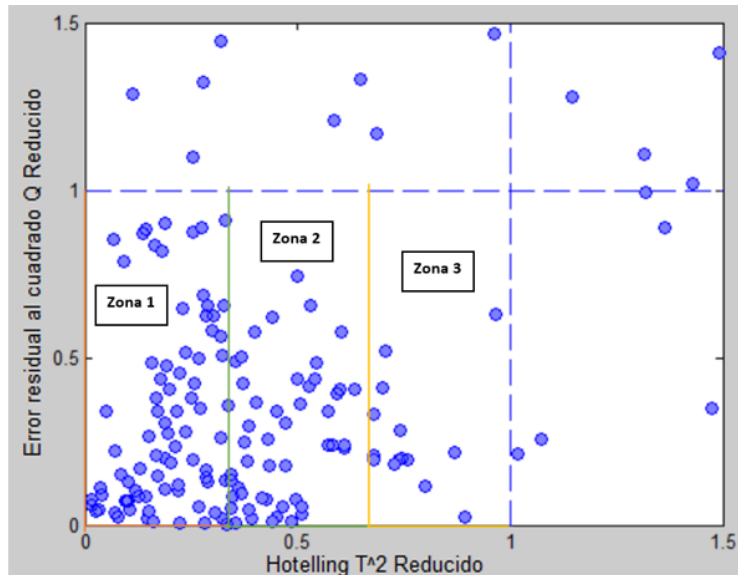


Figura 4: Generación de fallas operacionales en experimento 1

Posteriormente, en cada una de las zonas se escogen cuatro puntos al azar. A estos puntos se les modifica recursos de operación ya sea profundidad de espuma o bien APR para llevarlos a la anomalía, es decir que salgan del rango de normalidad de ley de concentrado bajo 27.7% o sobre 28.7% y/o posean una recuperación inferior al 60%.

Luego, cada una de estas matrices será evaluada en el modelo construido para analizar si son detectadas por el sistema de detección y bajo que estadígrafo las detecta.

Para el segundo experimento, se busca evaluar que tan sensible resulta el sistema. Para ello se eligen veinte puntos aleatorios a los cuales se les modifican, ya sea la profundidad de espuma o el APR, con la intención de que diez de estos puntos queden en un rango de ley de concentrado entre 26.7% y 27.6%, los cuales serán denominados banda inferior, mientras que los otros diez queden en una ley de concentrado entre 28.8% y 29.7%, los cuales serán denominados banda superior.

3.2.2 Generación de fallas instrumentales

Las fallas instrumentales se generan de la siguiente manera; para cada una de las variables presente en el proceso se induce una falla instrumental mediante la modificación de la matriz original de datos.

Para cada una de las variables se sigue el mismo procedimiento, en primer lugar, la matriz de datos entera y normal se le modifica la columna correspondiente a la variable estudiada en diferentes porcentajes generando ocho matrices diferentes.

Cada una de estas ocho matrices se diferencian en el porcentaje de modificación a la variable, es decir, en la primera se modificó la variable en un +5%, en la segunda se modificó en un +10%, y así sucesivamente en los siguientes porcentajes: +5%, +10%, +30%, +50%, -5%, -10%, -30% y -50%.

De esta forma, se busca verificar que cantidad de datos con falla instrumental es capaz de detectar el sistema de detección planteado para cada uno de estos porcentajes de modificación utilizados.

Por otro lado, se verifica si es que el sistema además de reconocer la falla instrumental es capaz de asociar que esa falla instrumental se debe a un aumento o disminución de la variable que se modificó. Para esto, se analizan las contribuciones de un dato al azar en cada una de las modificaciones de aumento o disminución en diferentes porcentajes de las variables.

En el Capítulo 4 se presentan los resultados obtenidos, en cuanto al modelo PCA y a los diferentes experimentos de fallas generados.

4. Resultados

4.1 Modelo

A partir del simulador metalúrgico y todos los rangos de operación presentados anteriormente, se obtiene una matriz con 228 filas de datos normales (Garcia, 2022) los cuales son utilizados para construir el modelo PCA en el *software Eigenvector SOLO*. (Eigenvector Research Inc., s.f.)

Los datos se generaron mediante un diseño factorial, es decir, se basó en un experimento donde se busca cubrir todas las posibles combinaciones existentes entre las variables o factores.

En primer lugar, se separa la matriz de datos antes mencionada en un 80% para calibración y un 20% de validación para el modelo. Además, como criterio para la elección del número de componentes principales se tiene que los valores propios tengan un valor mayor a 1 y que además la varianza acumulada sea mayor a 80%. En la Figura 5 y en la Figura 6 se presentan los gráficos de valores propios versus número de componentes principales y el de varianza acumulada versus número de componentes principales respectivamente.

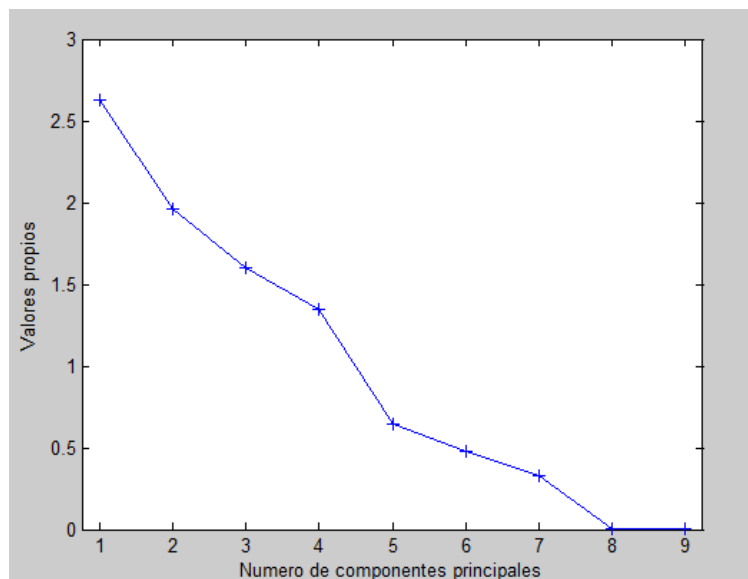


Figura 5: Valores propios vs número de componentes principales para modelo

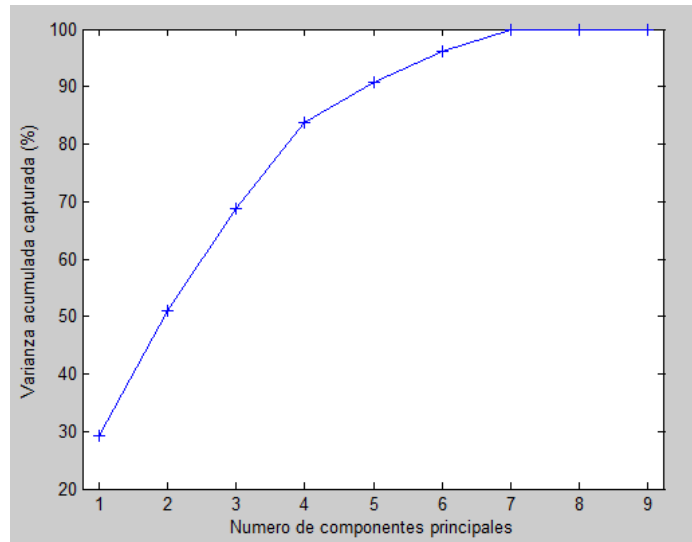


Figura 6: Varianza acumulada vs número de componentes principales para el modelo

En la Figura 5 se observa que los valores propios son mayores a 1 para 4 componentes principales, lo cual coincide con una varianza acumulada mayor a 80% para los 4 componentes principales. Por tanto, se determina que el modelo planteado posee 4 componentes principales.

Posteriormente se eliminan todos los datos *outliers* que superen el límite establecido que corresponde a 1.5 veces el valor base. En la Figura 7 se presenta el gráfico de Q vs T^2 para el modelo obtenido.

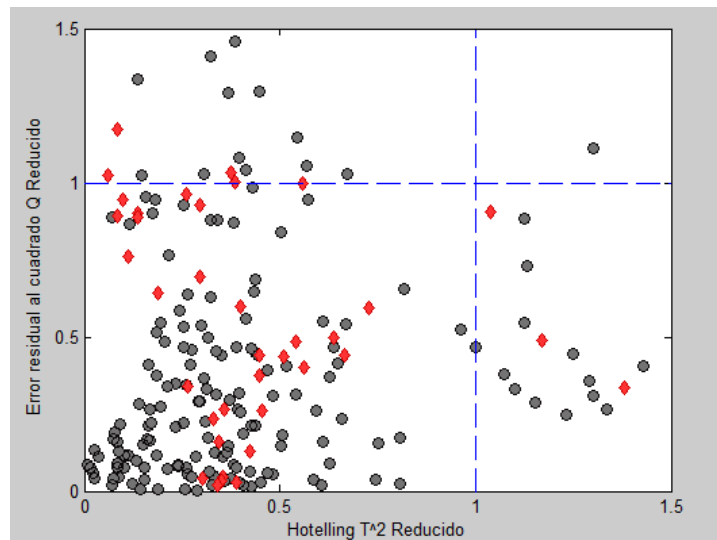


Figura 7: Q vs T^2 para el modelo

En la Figura 8 se presenta el gráfico de ley de concentrado y recuperación de los datos obtenidos.

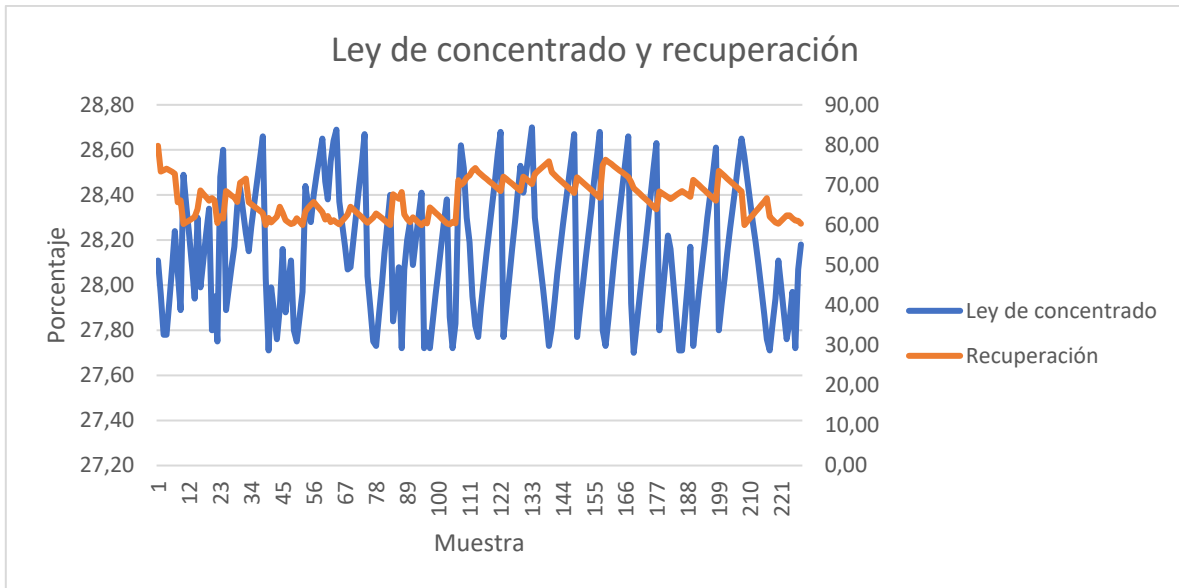


Figura 8: Gráfico de datos normales

Finalmente, en la Figura 9 se presenta el porcentaje de varianza capturada de cada componente principal en cada una de las variables del proceso estudiado.

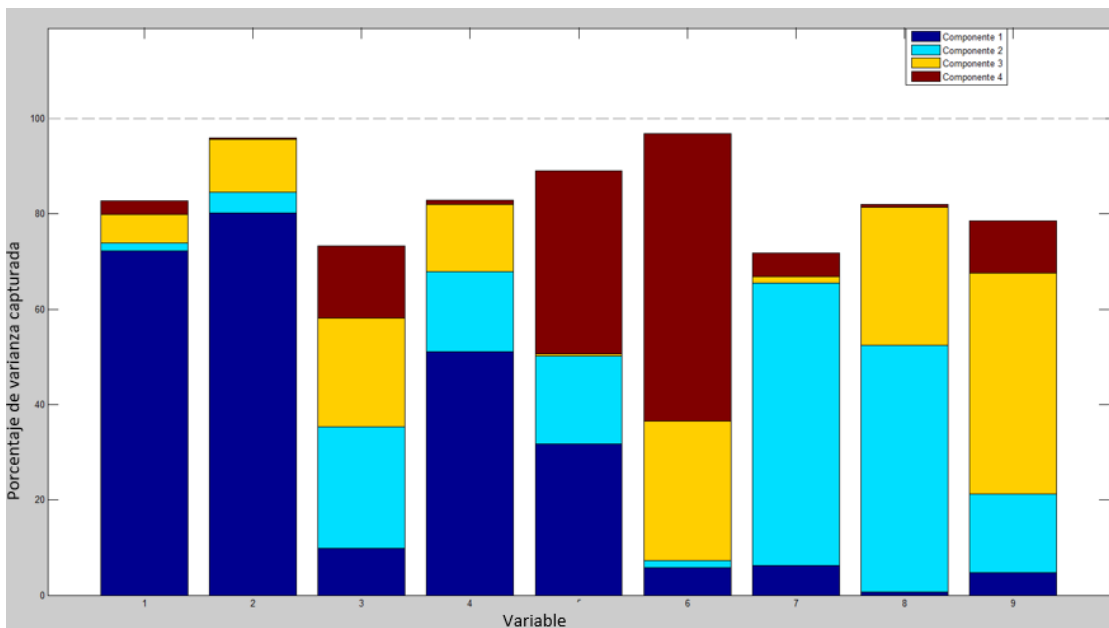


Figura 9: Porcentaje de varianza capturada de cada CP del modelo vs variable del proceso

4.2 Resultados de fallas operacionales

Las fallas operacionales son aquellas que se producen cuando los objetivos metalúrgicos no son cumplidos, es decir cuando la ley de concentrado se encuentra fuera del rango de normalidad que corresponde a un 27,7% hasta un 28,7% y además cuando la recuperación es inferior a un 60%.

Al utilizar el método PCA para la identificación de este tipo de fallas se debe analizar el estadígrafo T^2 , el cual se ve afectado cuando estos objetivos no son cumplidos.

Se realizan dos experiencias para analizar este tipo de falla, en primer lugar, se divide la región de normalidad del modelo en tres zonas, en cada una de estas zonas se escogen cuatro puntos al azar y se modifican mediante el uso de recursos tales como APR o profundidad de espuma y posteriormente se busca que tanto se movió el punto para de esta forma lograr visibilizar si es que el modelo es capaz o no de detectar la falla.

En segundo lugar, se escogen veinte puntos normales del modelo, los primeros diez son modificados a través de los recursos de profundidad de espuma o APR, de tal forma que su ley de concentrado este entre 28.8% y 29.7% mientras que los otros diez puntos son modificados mediante los recursos de APR y profundidad de espuma para que alcancen leyes que se mueven entre 26.7% y 27.6%. De esta forma se busca verificar si el modelo es capaz de detectar puntos que se encuentren muy cercanos al límite del objetivo metalúrgico.

4.2.1 Resultados por zonas

El gráfico de Q vs T^2 se divide en tres zonas iguales, en cada una de las zonas se seleccionan cuatro puntos aleatorios los cuales son llevados a la anormalidad mediante la modificación de un recurso ya sea la profundidad de espuma o el APR.

Las zonas utilizadas se presentan en la Figura 10.

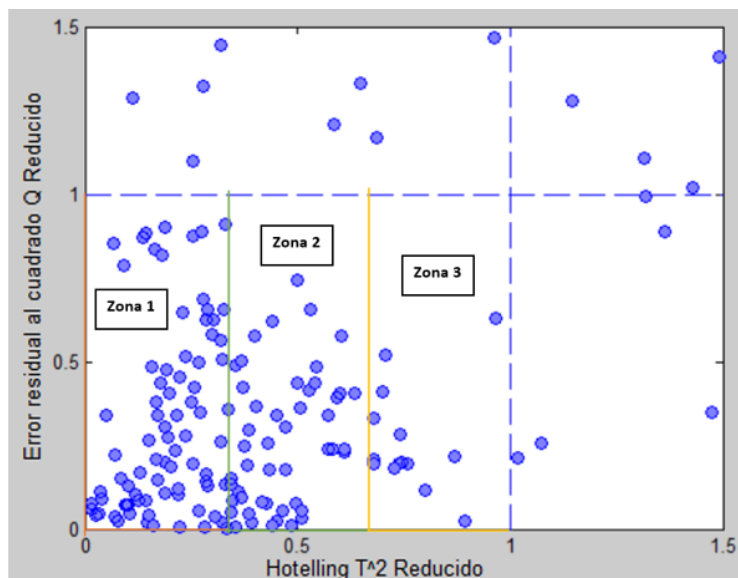


Figura 10: Zonas de análisis para las fallas operacionales

Para cada una de las zonas, se eligen cuatro puntos aleatorios, los cuales son perturbados mediante una variación en los recursos correspondientes a APR o profundidad de espuma, ya que estos son recursos de control y no vienen impuestos por procesos anteriores.

4.2.1.1 Zona 1

Para la Zona 1, los puntos trabajados se presentan en la Figura 11.

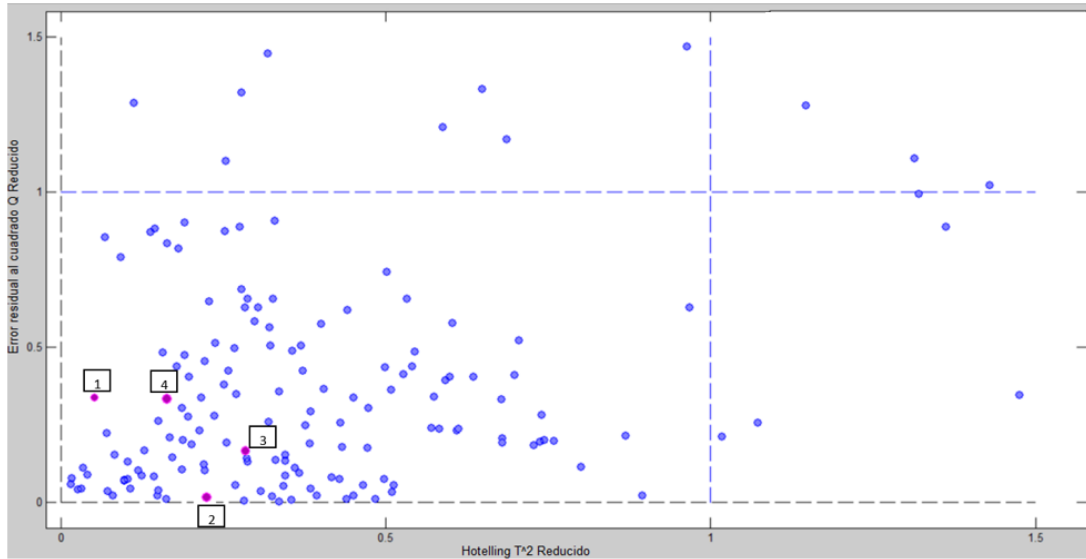


Figura 11: Puntos aleatorios de la Zona 1 para evaluar fallas operacionales

Cada uno de estos puntos es identificado y se modifica para algunos la profundidad de espuma y para otros el APR, se busca que el modelo logre reconocer a estos puntos modificados y ahora anormales como tal.

Los resultados obtenidos, se presentan en la Figura 12.

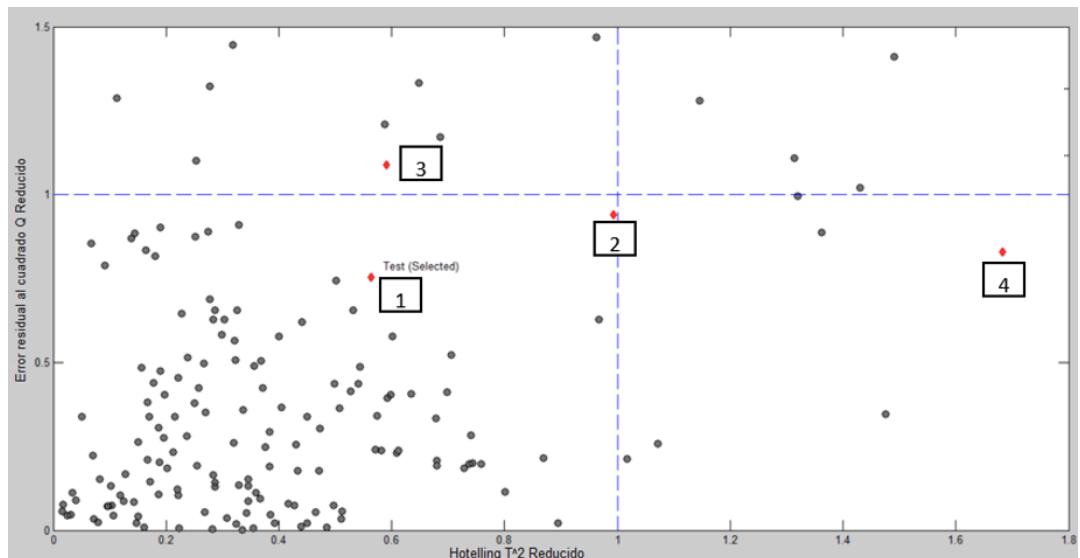


Figura 12: Puntos anómalos de la Zona 1 en fallas operacionales

En primer lugar, se observa que no existe ningún patrón asociado a la detección de estos puntos anormales. Además, en la Tabla 3 se presenta la información de los puntos iniciales en cuanto a ley de concentrado y recuperación y sus valores cuando son llevados a la anormalidad.

Tabla 3: Datos zona 1

Punto	Ley normal	Recuperación normal	Ley anormal	Recuperación anormal
1	28,34	68,72	29,03	61,86
2	28,38	60,43	27,37	64,4
3	28,20	63,93	28,79	59,19
4	27,97	60,02	28,49	54,42

4.2.1.2 Zona 2

Para la Zona 2, los puntos aleatorios seleccionados para el análisis se presentan en la Figura 13.

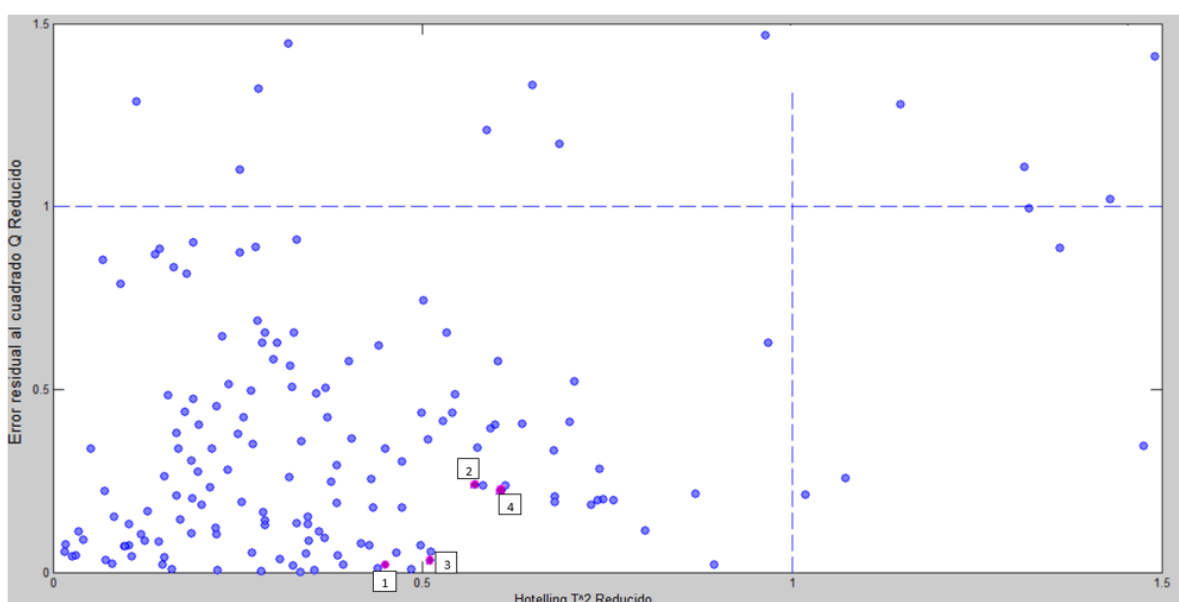


Figura 13: Puntos aleatorios de la Zona 2 para evaluar fallas operacionales

Al igual que para la Zona 1, los variables modificadas corresponden a los recursos operacionales correspondientes a la profundidad de espuma o bien el APR. El resultado se presenta en la Figura 14.

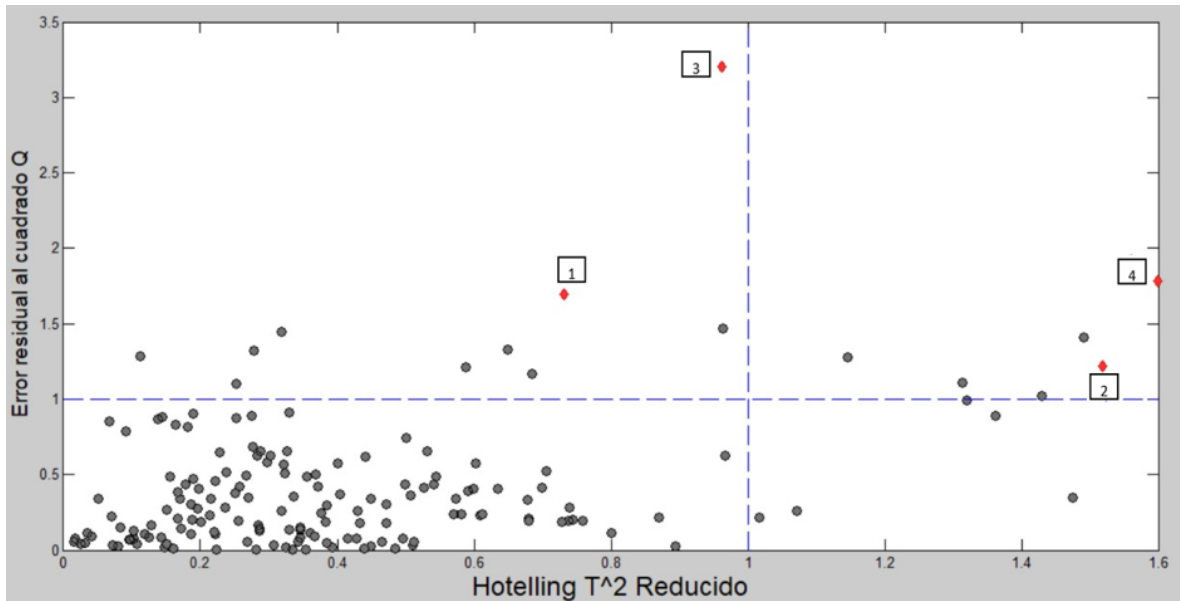


Figura 14: Puntos anómalos en la Zona 2 para evaluar fallas operacionales

Nuevamente no se presenta un patrón específico que asocie la ubicación inicial con la final una vez que el punto es modificado para ser anormal.

En la Tabla 4 se presentan los valores para la ley de concentrado y recuperación inicial y una vez modificado los recursos.

Tabla 4: Ley y recuperación en zona 2

Punto	Ley normal	Recuperación normal	Ley anormal	Recuperación anormal
1	27,84	67,65	28,77	57,90
2	28,67	61,24	29,25	54,9
3	28,28	60,7	29,06	51,29
4	27,75	60,49	28,79	52,46

4.2.1.3 Zona 3

Para la Zona 3 los puntos aleatorios escogidos para el análisis se presentan en la Figura 15.

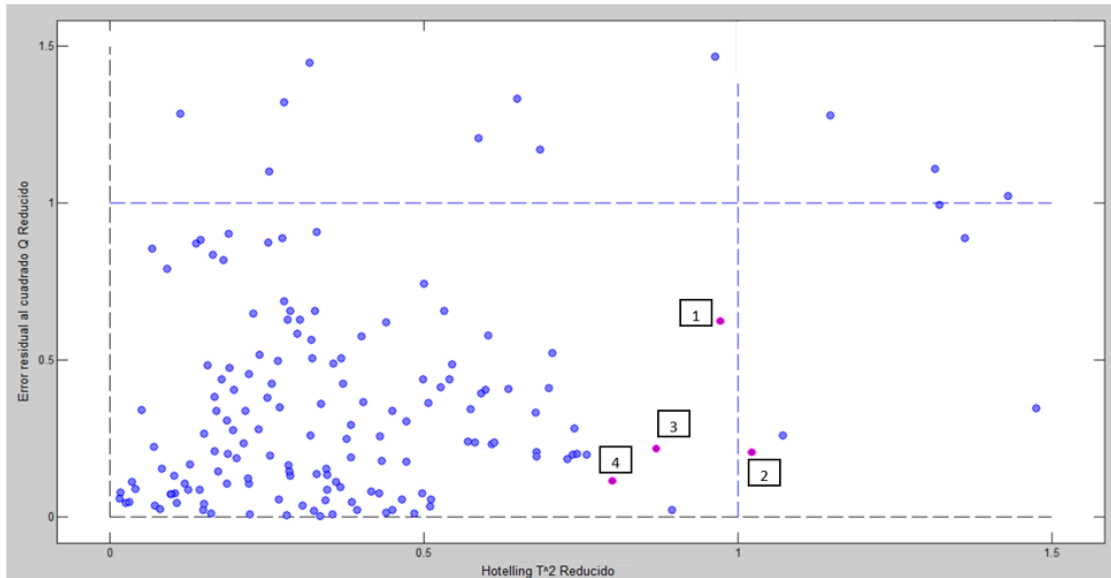


Figura 15: Puntos aleatorios de la Zona 3 para evaluar fallas operacionales

Al igual que en las dos zonas anteriores, se modificó el APR o la profundidad de espuma para llevar estos puntos a la anomalía, se obtuvo lo presentado en la Figura 16.

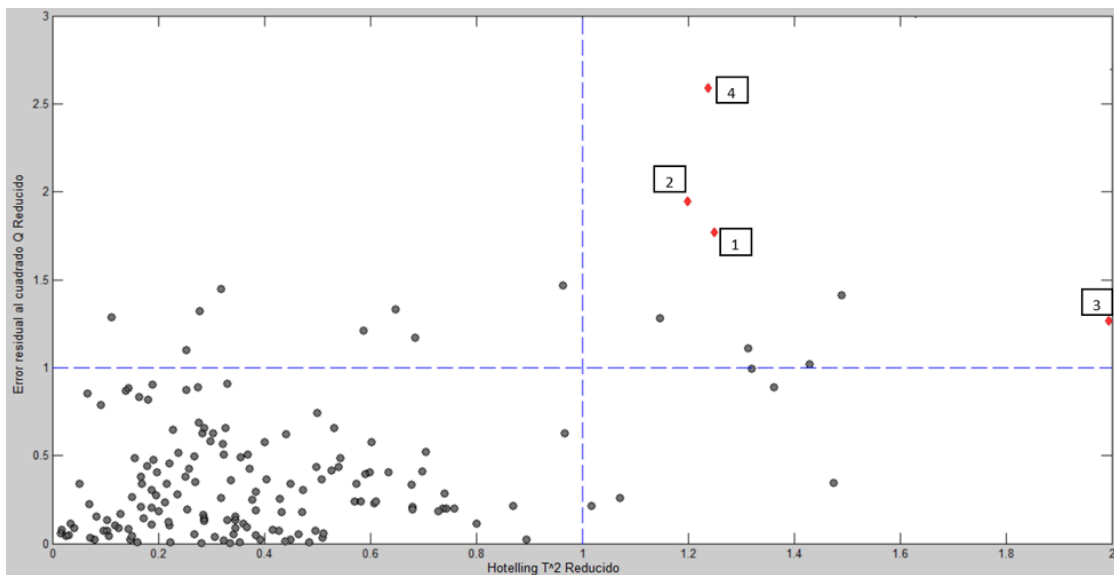


Figura 16: Puntos anómalos en la Zona 3

No se visualiza ningún patrón que logre predecir como se moverán los puntos una vez que estos sean anómalos.

En la Tabla 5 se presentan los datos de ley de concentrado y recuperación inicial y final.

Tabla 5: Ley y recuperación en zona 2

Punto	Ley normal	Recuperación normal	Ley anormal	Recuperación anormal
1	28,44	62,58	29,22	54,83
2	28,15	65,72	27,12	70,3
3	28,6	61,62	29,11	57,56
4	27,96	67,09	29,05	53,87

A modo general, en la Tabla 6 se presenta las estadísticas de cada zona.

Tabla 6: Estadística de experimento 1 para fallas operacionales

	Porcentaje de datos detectados	Porcentaje de datos detectados por Q	Porcentaje de datos detectados por Q y T ²	Porcentaje de datos detectados por T ²
Zona 1	50%	25%	25%	0%
Zona 2	100%	25%	50%	25%
Zona 3	100%	25%	0%	75%

En la Tabla 7 se presenta un detalle de los puntos detectados como fallas, el estadígrafo por el cual se detectó como anormal y si el modelo logra corregir la falla.

Tabla 7: Detalle de resultados para el experimento 1 en fallas operacionales

	Punto detectado	Estadígrafo por el cual fue detectado	¿Vuelve a la normalidad al corregir las variables propuestas por el modelo?
Zona 1	3	Q	Si
	4	T ²	Si
Zona 2	1	Q	No, indica que la ley de concentrado presenta un error de medición y se encuentra muy alta
	2	T ² y Q	Si, según estadígrafo T2 se vuelve a la normalidad
	3	Q	No, indica que el flujo de agua de lavado presenta una medición baja
	4	T ² y Q	Si, según estadígrafo T2 se vuelve a la normalidad
Zona 3	1	T ² y Q	Si, según estadígrafo T2 se vuelve a la normalidad
	2	T ² y Q	No, según recomendación de ambos estadígrafos no se recupera la normalidad
	3	T ² y Q	Si, según estadígrafo T2 se vuelve a la normalidad
	4	T ² y Q	Si, según estadígrafo T2 se vuelve a la normalidad

4.2.2 Resultados respecto a bandas superior e inferior de ley de concentrado

Tal como se mencionó anteriormente, se escogieron veinte puntos aleatorios normales que fueron llevados a la anormalidad mediante el uso de profundidad de espuma o APR con la intención de que la ley de concentrado se encuentre en los rangos de 26,7% - 27,91% y 28,7% - 29,6%.

Los puntos evaluados en el modelo se presentan en la Figura 17 y 18, tanto para el primer rango como para el segundo, respectivamente.

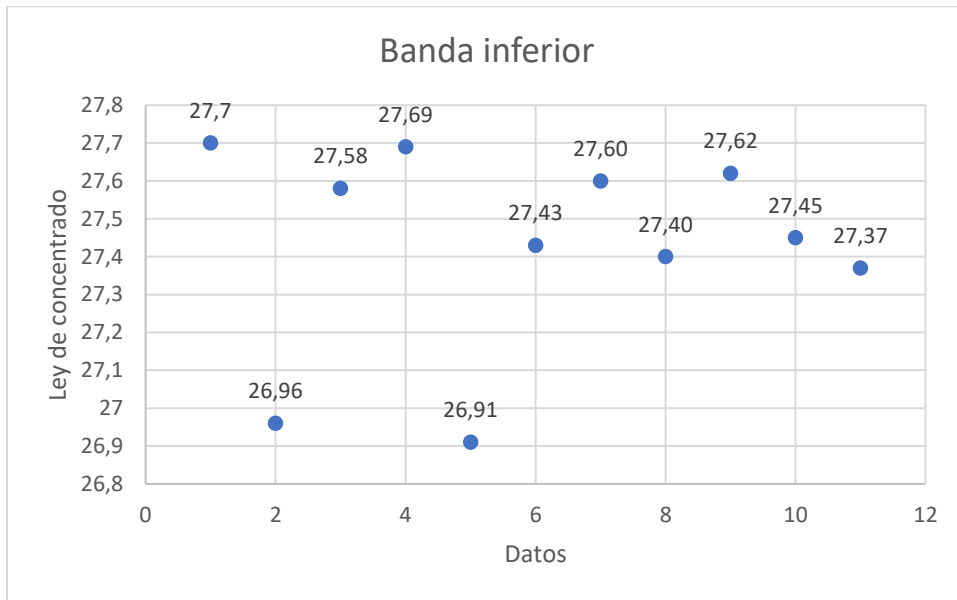


Figura 17: Banda inferior de fallas operacionales estudiadas

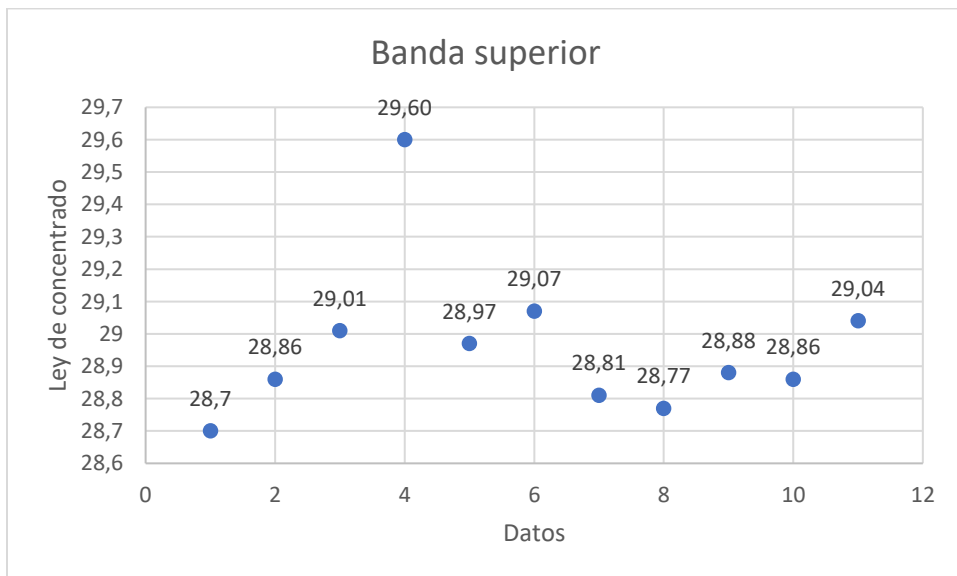


Figura 18: Banda superior de fallas operacionales estudiadas

En la Tabla 8 se presentan los datos de recuperación para cada banda inferior y superior.

Tabla 8: Datos de recuperación para cada banda

Banda Inferior		Banda Superior	
Ley de Concentrado de Cobre [%]	Recuperación de Cobre [%]	Ley de Concentrado de Cobre [%]	Recuperación de Cobre [%]
26,96	70,30	28,86	55,98
27,58	64,72	29,01	58,23
27,69	70,95	29,60	45,98
26,91	66,38	28,97	54,33
27,43	64,04	29,07	56,63
27,60	64,54	28,81	55,00
27,40	67,70	28,77	68,37
27,62	73,23	28,88	66,01
27,45	71,42	28,86	68,64
27,37	75,07	29,04	64,22

4.2.2.1 Banda Inferior

El resultado obtenido se presenta en la Figura 19.

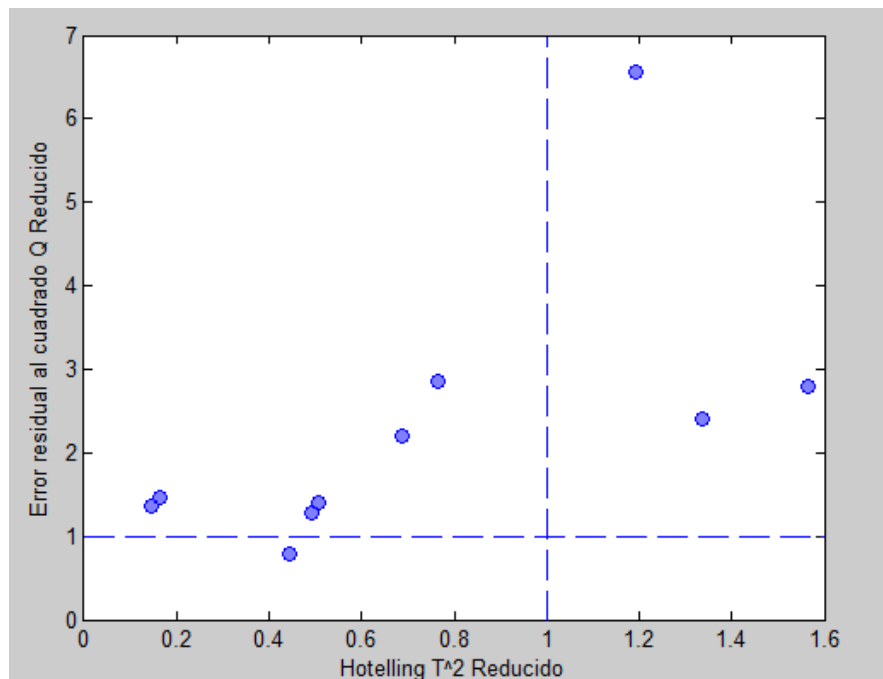


Figura 19: Resultado de falla operacional en banda inferior

Como se observa en la Figura 19, de los diez datos modificados 9 superan el límite establecido. Sin embargo, 6 de ellos lo hacen por el estadígrafo Q mientras que los otros 3 lo hacen por el estadígrafo Q y T² al mismo tiempo.

4.2.2.2 Banda superior

En la Figura 20 se presenta el resultado para los datos correspondientes a la banda superior estudiada.

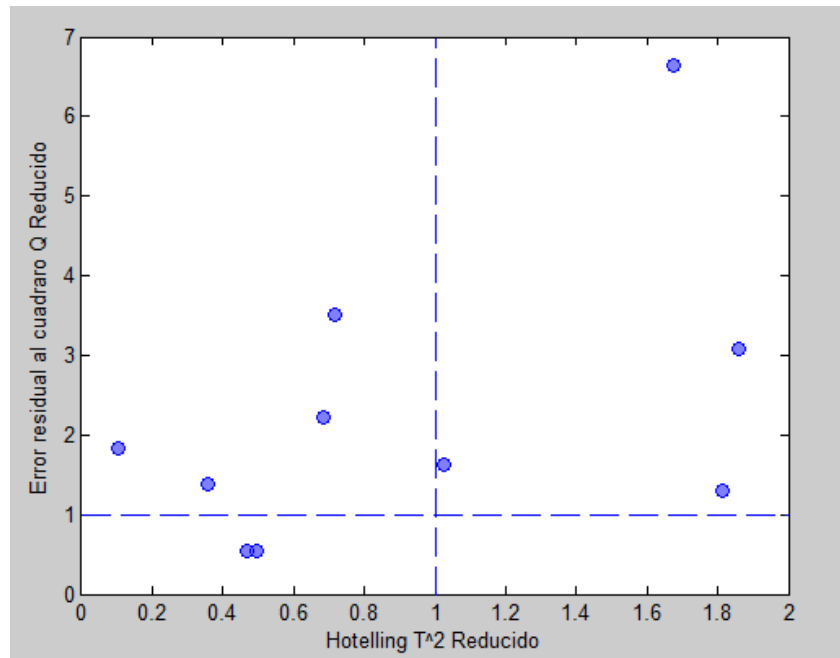


Figura 20: Resultado para falla operacional en la banda superior estudiada

Para este caso, se observa que de los diez puntos 8 son detectados como anormales, de los cuales 4 son detectados por el estadígrafo Q mientras que los otros 4 son detectados por ambos estadígrafos.

4.3 Resultados de fallas instrumentales

Las fallas instrumentales son aquellas que se producen debido a un error de medición de algunas de las variables involucradas en el proceso. Al utilizar el método PCA para la detección de este tipo de fallas se debe analizar el estadígrafo Q, el cual se ve afectado ante las fallas de tipo instrumental.

A continuación, se presentan las fallas instrumentales para las 7 variables implicadas.

4.3.1 APR

En primera instancia se evalúa el aumento en 4 porcentajes diferentes (+5%, +10%, +30% y +50%) para la variable APR, los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 9. Se tiene que el modelo es capaz de detectar un 9% de las fallas instrumentales cuando la variable de APR tiene un error de medición de un +5%. Por otro lado, el modelo es capaz de detectar un 26% de las fallas instrumentales cuando el APR es modificado en un +50%.

Tabla 9: Estadística respecto a fallas instrumentales para APR al aumentar en diferentes porcentajes la variable

	Aumento de APR en diversos porcentajes							
	APR +5%		APR +10%		APR +30%		APR +50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	21		22		42		60	
Porcentaje de detección total	9%		10%		18%		26%	
No cumplen Q	18	8%	17	7%	37	16%	52	23%
No cumplen T ²	0	0%	0	0%	0	0%	0	0%
No cumplen Q y T ²	3	1%	5	2%	5	2%	8	4%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor de APR		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor de APR		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor de APR		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor de APR	

La mayor parte de las fallas instrumentales de la variable APR detectadas por el modelo planteado corresponden a los puntos que sobre salen del estadígrafo Q.

Posteriormente, se evalúa disminuyendo el APR en 4 porcentajes diferentes (Ver Tabla 10). Para este caso se obtiene que al disminuir la variable en un 5% el modelo es capaz de detectar un 8% de las fallas instrumentales, mismo porcentaje respecto al caso de aumento de la variable. Sin embargo, para una disminución del 50% de APR el modelo solo detecta un 12% de los datos, lo cual corresponde a un porcentaje mucho menor respecto al caso de aumento.

Tabla 10: Estadística respecto a fallas instrumentales para APR al disminuir en diferentes porcentajes la variable

	Disminución de APR en diversos porcentajes							
	APR -5%		APR -10%		APR -30%		APR -50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	19		17		17		27	
Porcentaje de detección total	8%		7%		7%		12%	
No cumplen Q	19	8%	17	7%	17	7%	27	12%
No cumplen T^2	0	0%	0	0%	0	0%	0	0%
No cumplen Q y T^2	0	0%	0	0%	0	0%	0	0%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un APR bajo		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un APR bajo		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un APR bajo		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un bajo valor de APR	

4.3.2 Profundidad de espuma

Se aumentó la profundidad de espuma en 4 porcentajes diferentes, tal como se muestra en la Tabla 11 y posteriormente se disminuyó el valor de la variable en 4 porcentajes, los cuales se presentan en la Tabla 12.

Tabla 11: Estadística respecto a fallas instrumentales para profundidad de espuma al aumentar en diferentes porcentajes la variable

	Aumento de profundidad de espuma en diversos porcentajes							
	Profundidad de espuma +5%		Profundidad de espuma +10%		Profundidad de espuma +30%		Profundidad de espuma +50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	21		21		25		44	
Porcentaje de detección total	9%		9%		11%		19%	
No cumplen con Q	21	9%	20	9%	24	11%	35	15%
No cumplen con T^2	0	0%	1	0%	1	0%	4	2%
No cumplen ni Q ni T^2	0	0%	0	0%	3	1%	5	2%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una profundidad de espuma alta		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una profundidad de espuma alta		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una profundidad de espuma alta		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor de profundidad de espuma	

Se obtiene que el modelo es capaz de detectar un 9% de las fallas instrumentales cuando la variable es modificada en un 5%, mientras que detecta un 19% de las fallas cuando la variable se modifica en un 50%.

Tabla 12: Estadística respecto a fallas instrumentales para profundidad de espuma al disminuir en diferentes porcentajes la variable

	Disminución de profundidad de espuma en diversos porcentajes							
	Profundidad de espuma -5%		Profundidad de espuma -10%		Profundidad de espuma -30%		Profundidad de espuma -50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	19		21		29		52	
Porcentaje de detección total	8%		9%		13%		23%	
No cumplen con Q	19	8%	20	9%	28	12%	50	22%
No cumplen con T ²	0	0%	1	0%	1	0%	2	1%
No cumplen ni Q ni T ²	0	0%	0	0%	0	0%	0	0%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una profundidad de espuma baja		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una profundidad de espuma baja		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una profundidad de espuma baja		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un bajo valor de profundidad de espuma	

Al disminuir la profundidad de espuma en un 5% el modelo es capaz de detectar un 8% de las fallas, mientras que al disminuir la variable en un 50% se detectan un 23% de las fallas, tal como se observa en la Tabla 7.

4.3.3 Flujo de agua de lavado

Al igual que en ambos casos anteriores, la variable flujo de agua de lavado será aumentada y disminuida en 4 porcentajes distintos, para determinar el porcentaje de detección de fallas por parte del modelo.

El aumento en diferentes porcentajes se presenta en la Tabla 13, mientras que la disminución en la Tabla 14.

Tabla 13: Estadística respecto a fallas instrumentales para flujo de agua de lavado al aumentar en diferentes porcentajes la variable

	Aumento de flujo de agua de lavado en diversos porcentajes							
	Agua de lavado +5%		Agua de lavado +10%		Agua de lavado +30%		Agua de lavado +50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	21		25		52		72	
Porcentaje de detección total	9%		11%		23%		32%	
No cumplen con Q	21	9%	24	11%	48	21%	64	28%
No cumplen con T ²	0	0%	1	0%	1	0%	2	1%
No cumplen ni Q ni T ²	0	0%	0	0%	3	1%	6	3%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un flujo de agua de lavado alto		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un flujo de agua de lavado alto		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor de flujo de agua de lavado		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor de flujo de agua de lavado	

Al aumentar en un 5% el flujo de agua de lavado, el modelo detecta un 9% de las fallas, mientras aumentar la variable en un 50% se detecta el 32% de las fallas instrumentales.

Tabla 14: Estadística respecto a fallas instrumentales para flujo de agua de lavado al disminuir en diferentes porcentajes la variable

	Disminución de flujo de agua de lavado en diversos porcentajes							
	Agua de lavado -5%		Agua de lavado -10%		Agua de lavado -30%		Agua de lavado -50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	20		19		21		41	
Porcentaje de detección total	9%		8%		9%		18%	
No cumplen con Q	18	8%	18	8%	19	8%	38	17%
No cumplen con T ²	2	1%	1	0%	1	0%	0	0%
No cumplen ni Q ni T ²	0	0%	0	0%	1	0%	3	1%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un flujo de agua de lavado bajo		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un flujo de agua de lavado bajo		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un flujo de agua de lavado bajo		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un flujo de agua de lavado bajo	

Al disminuir en un 5% el flujo de agua de lavado se detecta un 4% de las fallas instrumentales. Por otro lado, cuando se disminuye a un 50% el flujo de agua de lavado se detecta el 18% de las fallas.

4.3.4 Ley de alimentación

Se aumenta y disminuye en 4 porcentajes diferentes la ley de alimentación con el fin de identificar el porcentaje de detección del modelo en cuanto a las fallas instrumentales ocasionadas.

El aumento y la disminución en diferentes porcentajes de la variable estudiada se presentan en la Tabla 15 y 16 respectivamente.

Tabla 15: Estadística respecto a fallas instrumentales para ley de alimentación al aumentar en diferentes porcentajes la variable

	Aumento de la ley de alimentación en diversos porcentajes							
	Ley alimentación +5%		Ley alimentación +10%		Ley alimentación +30%		Ley alimentación +50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	22		24		50		94	
Porcentaje de detección total	10%		11%		22%		41%	
No cumplen con Q	17	7%	17	7%	27	12%	55	24%
No cumplen con T ²	2	1%	2	1%	17	7%	19	8%
No cumplen ni Q ni T ²	3	1%	5	2%	6	3%	20	9%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una ley de alimentación alta		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una ley de alimentación alta		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una ley de alimentación alta		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor de la ley de alimentación	

Al aumentar en un 5% la variable se detecta un 10% de las fallas, mientras que al aumentar en un 50% la ley de alimentación se detecta un 41% de las fallas.

Tabla 16: Estadística respecto a fallas instrumentales para ley de alimentación al disminuir en diferentes porcentajes la variable

	Aumento de la ley de alimentación en diversos porcentajes							
	Ley alimentación -5%		Ley alimentación -10%		Ley alimentación -30%		Ley alimentación -50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	19		20		32		61	
Porcentaje de detección total	8%		9%		14%		27%	
No cumplen con Q	19	8%	20	9%	32	14%	57	25%
No cumplen con T ²	0	0%	0	0%	0	0%	0	0%
No cumplen ni Q ni T ²	0	0%	0	0%	0	0%	4	2%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una ley de alimentación baja		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una ley de alimentación baja		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un bajo valor de flujo de agua de lavado		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un bajo valor de flujo de agua de lavado	

Al disminuir la ley de alimentación en un 5% se detecta el 8% de las fallas instrumentales, por otro lado cuando se disminuye en un 50% se detecta un 27% de las fallas.

4.3.5 Flujo de alimentación fresca

Los resultados para el aumento y disminución en diferentes porcentajes de la variable se presentan en la Tabla 17 y 18 respectivamente.

Tabla 17: Estadística respecto a fallas instrumentales para flujo de alimentación fresca al aumentar en diferentes porcentajes la variable

	Aumento de flujo de alimentación fresca en diversos porcentajes							
	Flujo de alimentación fresca +5%		Flujo de alimentación fresca +10%		Flujo de alimentación fresca +30%		Flujo de alimentación fresca +50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	24		29		88		112	
Porcentaje de detección total	11%		13%		39%		49%	
No cumplen con Q	17	7%	18	8%	56	25%	56	25%
No cumplen con T ²	5	2%	9	4%	12	5%	1	0%
No cumplen ni Q ni T ²	2	1%	2	1%	20	9%	55	24%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un flujo de alimentación fresca alto		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un flujo de alimentación fresca alto		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor del flujo de alimentación fresca		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor del flujo de alimentación fresca	

Cuando se aumenta un 5% el flujo de alimentación fresca el modelo detecta un 11% de las fallas instrumentales, mientras que al aumentar un 50% la variable el modelo detecta un 49% de las fallas.

Tabla 18: Estadística respecto a fallas instrumentales para flujo de alimentación fresca al disminuir en diferentes porcentajes la variable

	Disminución de flujo de alimentación fresca en diversos porcentajes							
	Flujo de alimentación fresca -5%		Flujo de alimentación fresca -10%		Flujo de alimentación fresca -30%		Flujo de alimentación fresca -50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	22		26		85		227	
Porcentaje de detección total	10%		11%		37%		100%	
No cumplen con Q	21	9%	22	10%	80	35%	133	58%
No cumplen con T ²	1	0%	4	2%	5	2%	0	0%
No cumplen ni Q ni T ²	0	0%	0	0%	0	0%	95	42%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un flujo de alimentación fresca bajo		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un flujo de alimentación fresca bajo		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un bajo valor del flujo de alimentación fresca		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un bajo valor del flujo de alimentación fresca	

Cuando se disminuye un 5% la variable se detecta un 10% de las fallas, mientras que al disminuir en un 50% el flujo de alimentación fresca se detectan la totalidad de las fallas.

4.3.6 Porcentaje de sólidos

Los resultados para el aumento y disminución en diferentes porcentajes de la variable se presentan en la Tabla 19 y 20 respectivamente.

Tabla 19: Estadística respecto a fallas instrumentales para porcentaje de sólidos al aumentar en diferentes porcentajes la variable

	Aumento de porcentaje de sólidos en diversos porcentajes							
	Sólidos +5%		Sólidos +10%		Sólidos +30%		Sólidos +50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	28		34		216		228	
Porcentaje de detección total	12%		15%		95%		100%	
No cumplen con Q	24	11%	27	12%	183	80%	177	78%
No cumplen con T ²	1	0%	0	0%	0	0%	0	0%
No cumplen ni Q ni T ²	3	1%	7	3%	33	14%	51	22%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor de porcentaje de sólidos		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor de porcentaje de sólidos		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor de porcentaje de sólidos		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor de porcentaje de sólidos	

Al aumentar en un 5% la variable se detecta un 12% de las fallas, mientras que al aumentar en un 50% se detecta el 100% de las fallas.

Tabla 20: Estadística respecto a fallas instrumentales para porcentaje de sólidos al disminuir en diferentes porcentajes la variable

	Disminución de porcentaje de sólidos en diversos porcentajes							
	Sólidos -5%		Sólidos -10%		Sólidos -30%		Sólidos -50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	24		35		219		228	
Porcentaje de detección total	11%		15%		96%		100%	
No cumplen con Q	24	11%	34	15%	212	93%	176	77%
No cumplen con T ²	0	0%	1	0%	0	0%	0	0%
No cumplen ni Q ni T ²	0	0%	0	0%	7	3%	52	23%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un porcentaje de sólidos bajo		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un porcentaje de sólidos bajo		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a un porcentaje de sólidos bajo		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un bajo valor de porcentaje de sólidos	

Al disminuir en un 5% el porcentaje de sólidos se detecta un 11% de las fallas, mientras que al disminuir la variable en un 50% se logra detectar la totalidad de las fallas.

4.3.7 Granulometría

Los resultados para el aumento y disminución en diferentes porcentajes de la variable se presentan en la Tabla 21 y 22 respectivamente.

Tabla 21: Estadística respecto a fallas instrumentales para granulometría al aumentar en diferentes porcentajes la variable

	Aumento de granulometría en diversos porcentajes							
	Granulometria+5%		Granulometría +10%		Granulometría +30%		Granulometría +50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	23		29		36		69	
Porcentaje de detección total	10%		13%		16%		30%	
No cumplen con Q	22	10%	25	11%	32	14%	54	24%
No cumplen con T ²	1	0%	4	2%	4	2%	7	3%
No cumplen ni Q ni T ²	0	0%	0	0%	0	0%	8	4%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una granulometría alta		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una granulometría alta		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una granulometría alta		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un alto valor de granulometría	

Al aumentar en un 5% la granulometría se logra detectar el 10% de las fallas instrumentales, mientras que al aumentar en un 50% se detecta el 30% de las fallas.

Tabla 22: Estadística respecto a fallas instrumentales para granulometría al disminuir en diferentes porcentajes la variable

	Disminución de granulometría en diversos porcentajes							
	Profundidad de espuma +5%		Profundidad de espuma +10%		Profundidad de espuma +30%		Profundidad de espuma 50%	
Total de datos testeados	228		228		228		228	
Total de datos reconocidos por el modelo	21		23		32		63	
Porcentaje de detección total	9%		10%		14%		28%	
No cumplen con Q	21	9%	22	10%	30	13%	59	26%
No cumplen con T ²	0	0%	1	0%	2	1%	2	1%
No cumplen ni Q ni T ²	0	0%	0	0%	0	0%	2	1%
Casos detectados indican que la causa es efectivamente la variable corrompida	No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una granulometría baja		No, la contribución de Q no detecta que el error se debe a una granulometría baja		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un bajo valor de granulometría		Si, la contribución de Q efectivamente detecta un bajo valor de granulometría	

Se tiene que para la disminución de la granulometría en un 5% se logra detectar un 9% de las fallas, mientras que para la disminución de un 50% de la variable se detecta el 28% de las fallas instrumentales.

En el Capítulo 5 se presenta el análisis de los resultados presentados en este Capítulo 4.

5. Análisis

Se presentan los análisis correspondientes a los resultados informados en el Capítulo 4.

5.1 Fallas operacionales

Se analizarán las contribuciones de cada uno de los puntos anómalos presentados en los resultados, para evaluar si es que el resultado entregado por el modelo es correcto.

5.1.1 Análisis de fallas operacionales por zonas

5.1.1.1 Zona 1

En la Zona 1 de los cuatro puntos modificados solo 1 es detectado como anormal en el estadígrafo T², mientras que los otros 3 a pesar de ser anormales no salen de los límites aceptados tanto en el estadígrafo Q como en el T², por tanto, el modelo no es capaz de detectarlos como anormales.

A continuación, se presenta el análisis del Punto 4 que corresponde al detectado por el modelo como anormal para esta primera zona.

Punto detectado como anormal en Zona 1:

El Punto 4 presenta una ley de concentrado de 28.79% y una recuperación de 59.16%, las contribuciones de este punto respecto al estadígrafo T^2 se presentan en la Figura 21.

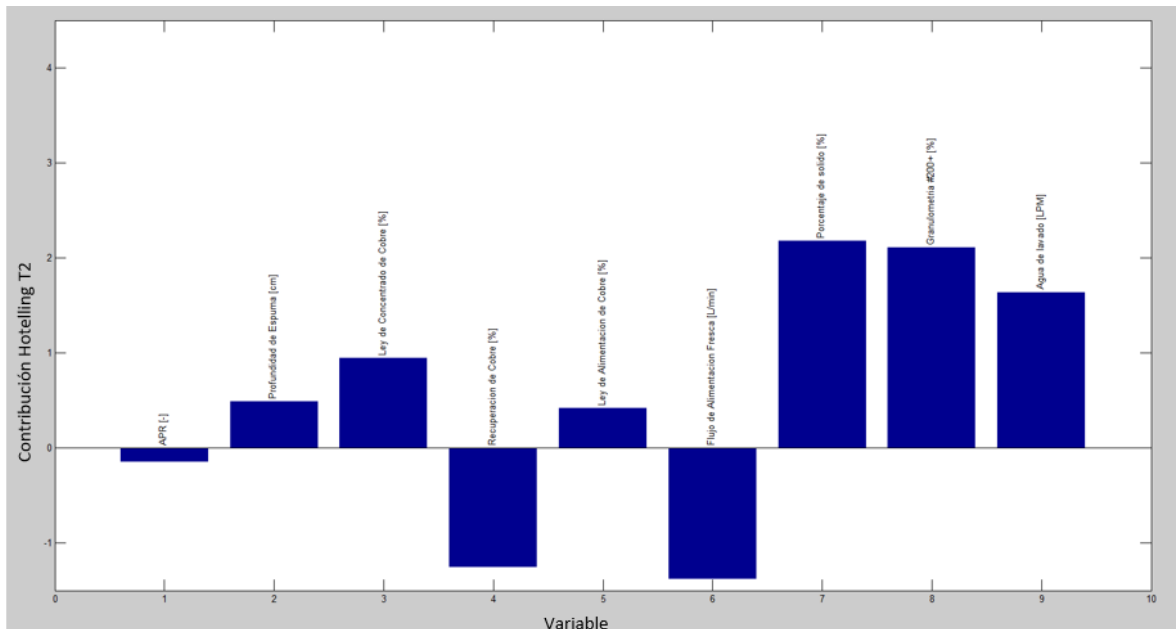


Figura 21: Contribuciones de punto anormal 4 en la zona 1

Para recuperar la normalidad de este punto se debe aumentar la recuperación y disminuir la ley de concentrado. El modelo propone disminuir el porcentaje de sólidos, la granulometría y el agua de lavado.

Al disminuir la granulometría y/o el flujo de agua de lavado la ley de concentrado efectivamente disminuirá mientras que la recuperación aumentará, por otro lado, al disminuir el porcentaje de sólidos la ley de concentrado disminuirá y la recuperación no se ve afectada mayormente.

Si se realizan los cambios propuestos, efectivamente el punto anormal recuperará su normalidad.

Analizando sus contribuciones del punto 4 original, se tiene lo presentado en la Figura 22.

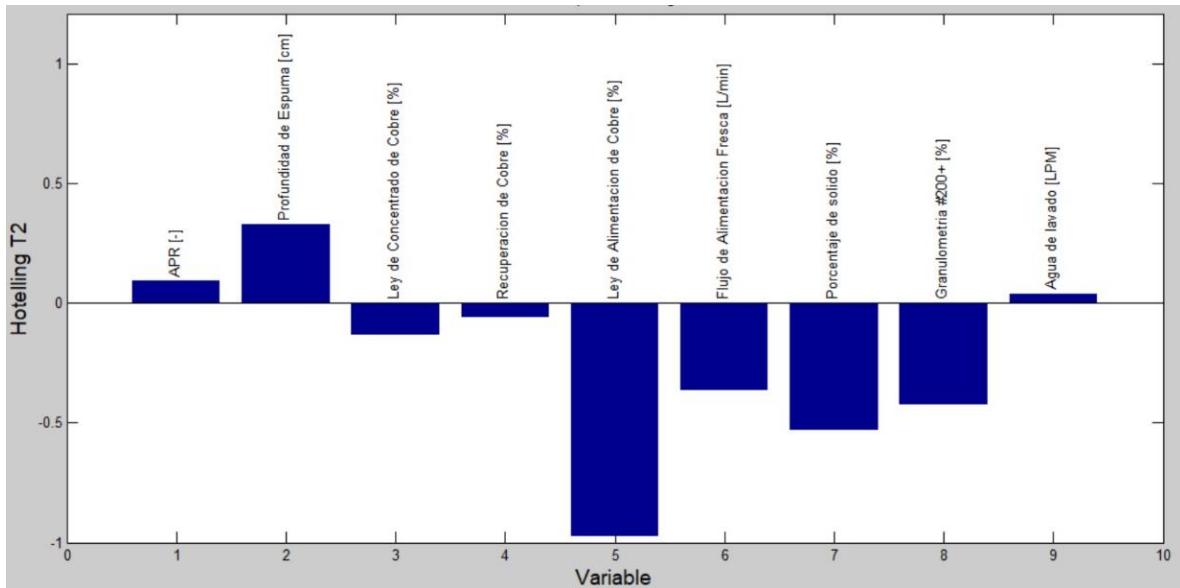


Figura 22: Contribuciones originales del punto 4

La ley de concentrado original es de 27.97% y la recuperación de 60.02%, por tanto, analizando ambos gráficos se nota claramente que no existe una relación entre ellos, las contribuciones resultan bastante distintas y se debe principalmente a la no linealidad de la operación.

5.1.1.2 Zona 2

En la Zona 2 se tiene que, de los cuatro puntos anormales estudiados, dos de ellos sobre salen por el estadígrafo Q lo cual indica que alguna variable está mal medida mientras que los otros dos puntos son detectados como anormales en el estadígrafo T^2 lo cual representa una falla operacional.

En la Figura 22 se presentan las contribuciones de los dos puntos detectados por el modelo como fallas operacionales.

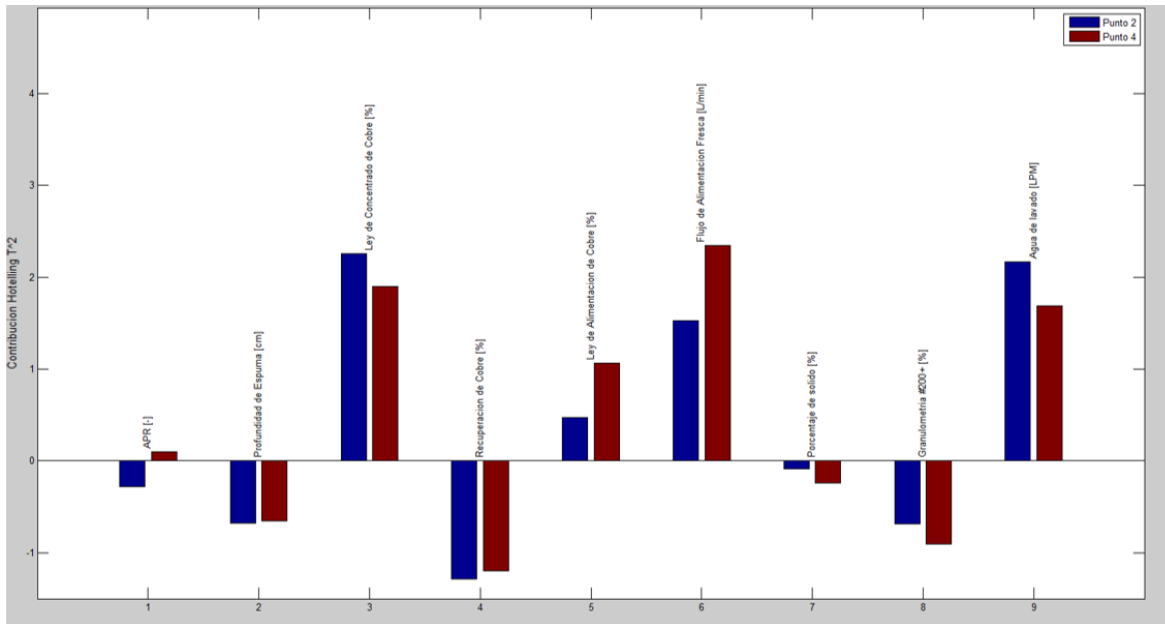


Figura 23: Contribuciones respecto a T^2 de puntos detectados como falla operacional en la Zona 2

El Punto 2 presenta una ley de concentrado de 29.25% y una recuperación de 54.9%. En la Figura 21 se presentan sus contribuciones respecto al estadígrafo T^2 .

Para recuperar la normalidad de este punto se debe disminuir la ley de concentrado y se debe aumentar la recuperación. El modelo propone disminuir el flujo de agua de lavado y el flujo de alimentación fresca.

Al disminuir las dos variables antes descritas se consigue disminuir la ley de concentrado y aumentar la recuperación, por ende el punto efectivamente recuperará la normalidad.

Por otro lado, el Punto 4 presenta una ley de concentrado de 28.79% y una recuperación de 52.46%. Para recuperar la normalidad se debe disminuir la ley de concentrado y aumentar la recuperación, para ello el modelo propone disminuir el flujo de agua de lavado y disminuir el flujo de alimentación fresca.

Tal como se ha mencionado anteriormente, al realizar estos cambios efectivamente se recuperará la normalidad del punto.

En la Figura 23 se presentan las contribuciones respecto a Q de los Puntos 1 y 3.

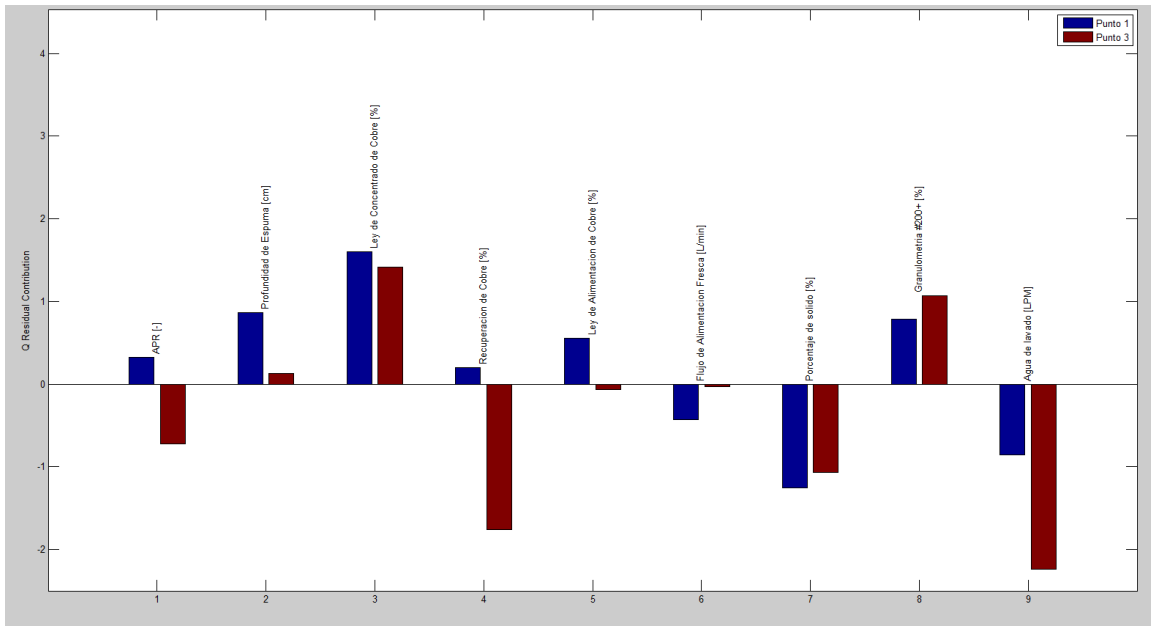


Figura 24: Contribuciones respecto a Q de los Puntos 1 y 3 en la Zona 2 de fallas operacionales

Tanto el Punto 1 como el Punto 3 sobre salen exclusivamente del límite aceptable del estadígrafo Q el cual indica una falla de instrumentación y no una falla operacional, lo cual carece de sentido ya que, al tratarse de fallas fabricadas, se conoce que la modificación realizada corresponde a una falla de tipo operacional.

Sin embargo, el modelo encuentra que una explicación de la falla es que hay variables medidas con error, por tanto, existe la posibilidad que, al corregir la medición de esta variable, es decir, corregir el error instrumental se pueda llegar a la normalidad del punto nuevamente.

Por ejemplo, el Punto 3 presenta una ley de concentrado de 29.06% y una recuperación de 51.29%, por ende, para recuperar la normalidad se debe disminuir la ley de concentrado y aumentar la recuperación. En la Figura 24, la contribución de Q indica que el flujo de agua de lavado real es mayor que el medido, lo cual resulta ser una explicación razonable.

5.1.1.3 Zona 3

Para la Zona 3 se tiene un análisis similar a lo sucedido en la Zona 2, ya que en la Zona 3 se tienen tres puntos que sobre salen por el estadígrafo Q mientras que el punto restante es detectado por el estadígrafo T². En la Figura 25 se presentan las contribuciones para el Punto 3 respecto al estadígrafo T².

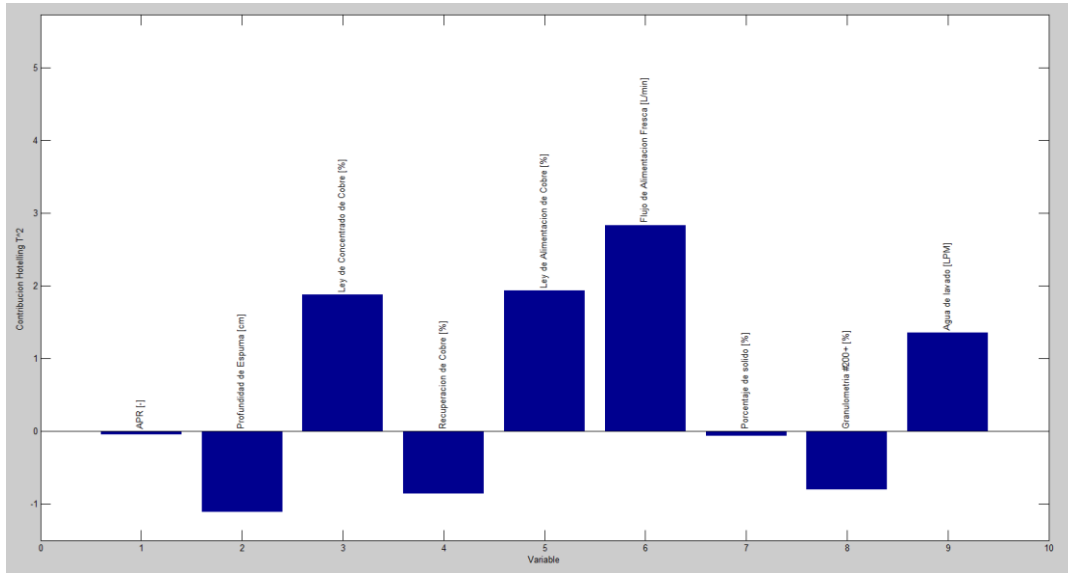


Figura 25: Contribuciones respecto a T^2 del Punto 3 en la Zona 3 de fallas operacionales

El Punto 3 presenta una ley de concentrado de 29.11% y una recuperación de 57.56%, las contribuciones correspondientes al estadígrafo T^2 se presentan en la Figura 24.

Para recuperar la normalidad de este punto se requiere disminuir la ley de concentrado y aumentar la recuperación, para ello el modelo propone disminuir la ley de alimentación de cobre y el flujo de alimentación fresca.

Tal como se ha mencionado con anterioridad al disminuir el flujo de alimentación fresca efectivamente se aumenta la recuperación y se disminuir la ley de concentrado, por otro lado al disminuir la ley de alimentación de cobre se disminuirá la ley de concentrado final, mientras que la recuperación no se verá mayormente afectada.

Por otro lado, en la Figura 26 se presentan las contribuciones para los otros tres puntos restantes de la zona estudiada.

Los cuales presentan las siguientes leyes de concentrado y recuperación: Ver Tabla 4.

Tabla 23: Leyes y recuperación zona 3

Punto	Ley normal	Recuperación normal	Ley anormal	Recuperación anormal
1	28,44	62,58	29,22	54,83
2	28,15	65,72	27,12	70,3
4	27,96	67,09	29,05	53,87

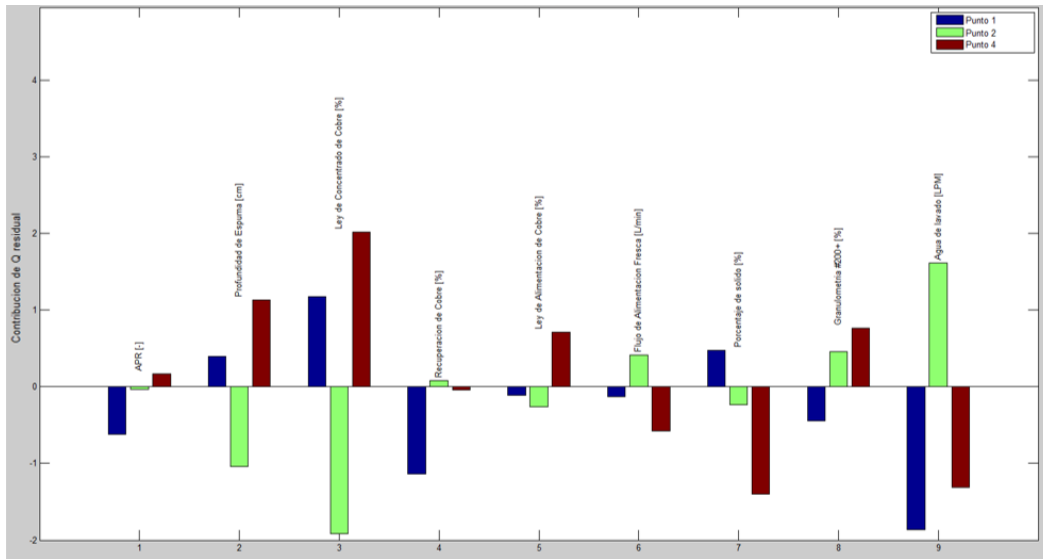


Figura 26: Contribuciones respecto a Q para los Puntos 1,2 y 4 de la Zona 3 en fallas operacionales.

El análisis de la Figura 26 resulta prácticamente igual al de la Figura 24, ya que para estos puntos el modelo detecta fallas instrumentales en los datos, siendo que para recuperar la normalidad de estos puntos se deben modificar los recursos de operación. Sin embargo, resulta razonable que el modelo detecte en primera instancia que las variables en vez de presentar una falla operacional en realidad están mal medidas y presentan una falla instrumental.

5.1.2 Análisis de fallas operacionales en banda inferior y superior de ley de concentrado

5.1.2.1 Análisis banda inferior

De los diez puntos estudiados, nueve son reconocidos por el modelo como anómalos. De los nueve puntos detectados, 6 salen por el estadígrafo Q mientras que los otros 3 salen tanto por el estadígrafo Q como por T^2 .

Se analizan las contribuciones de estos 6 puntos que salen por el estadígrafo Q, las contribuciones se pueden ver en la Figura 27.

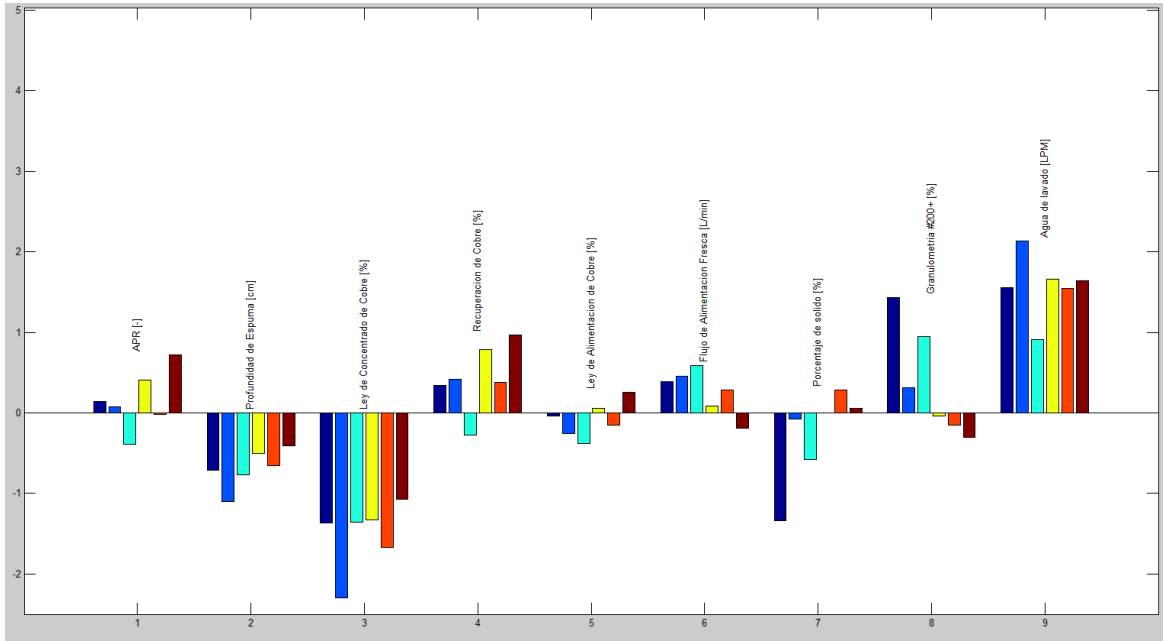


Figura 27: Contribuciones banda inferior estadígrafo Q vs variables

En la Figura 27 se observa que el sistema detecta que la ley de concentrado es mayor a la medida y que el flujo de agua de lavado presenta un valor real menor al medido.

En cuanto a los 3 puntos que salen por ambos estadígrafos, se tiene en la Figura 28 las contribuciones de estos 3 puntos respecto al estadígrafo T^2 y en la Figura 29 las contribuciones respecto al estadígrafo Q.

Además, en la Tabla se presentan los valores de ley de concentrado y recuperación.

Tabla 24: Leyes y recuperación banda inferior

Banda Inferior	
Ley de Concentrado de Cobre [%]	Recuperación de Cobre [%]
26,96	70,30
27,58	64,72
27,69	70,95
26,91	66,38
27,43	64,04
27,60	64,54
27,40	67,70
27,62	73,23
27,45	71,42
27,37	75,07

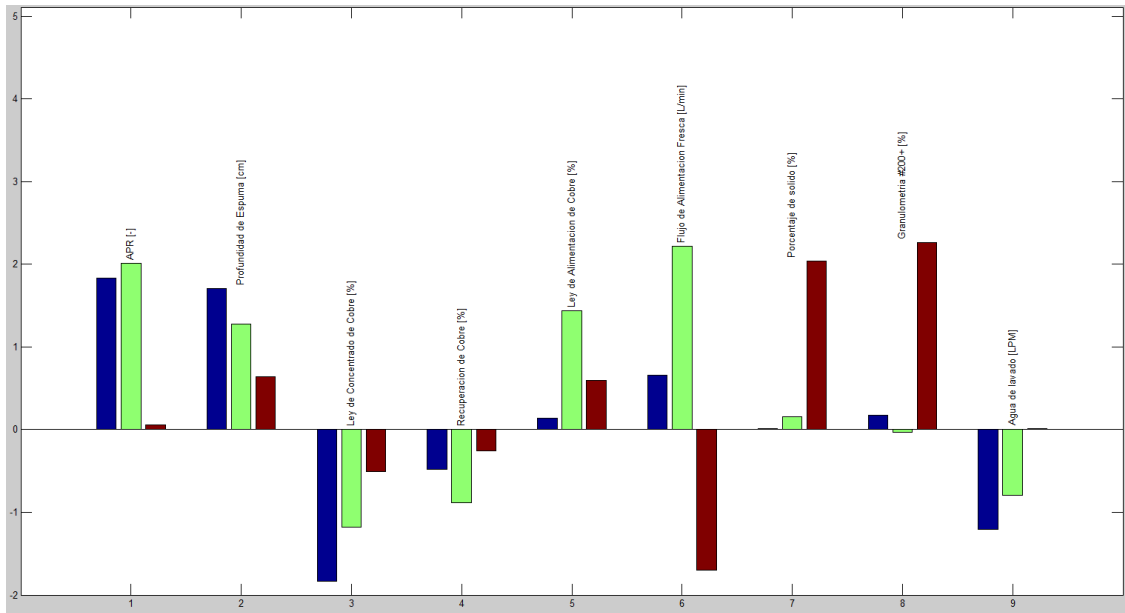


Figura 28: Contribuciones banda inferior estadígrafo T² vs variables

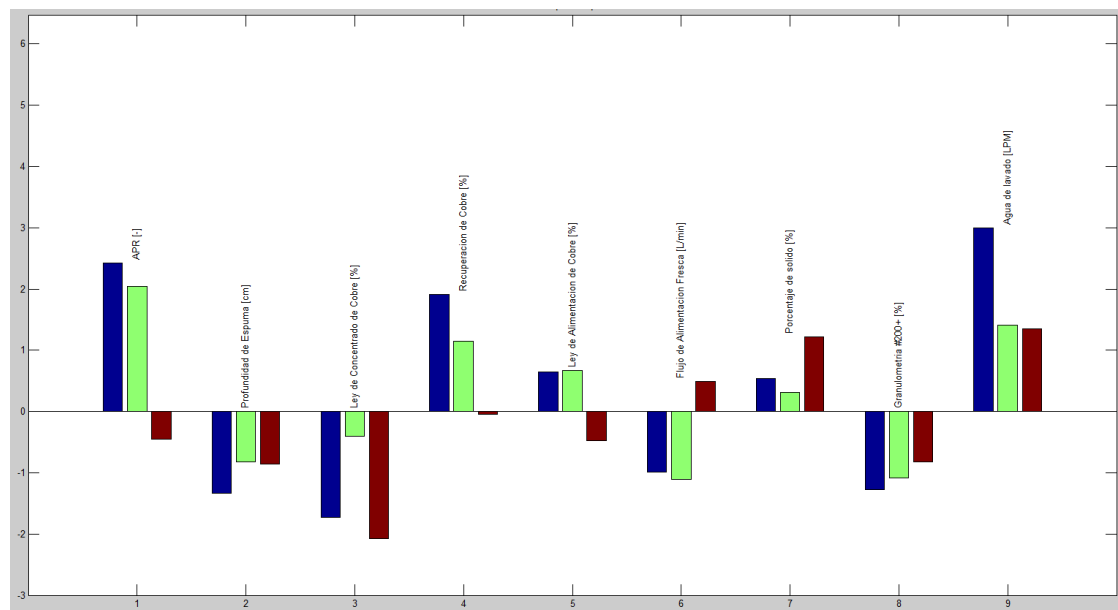


Figura 29: Contribuciones en banda inferior estadígrafo Q vs variables

En cuanto a la Figura 28 se tiene que como falla operacional el sistema detecta para al menos 2 de los 3 puntos un APR muy alto, una profundidad muy alta, para uno de los puntos una ley de alimentación alta y un flujo de alimentación fresco también alto, un porcentaje de sólidos y una granulometría alta también. Por tanto, queda evidenciado que la solución propuesta por el sistema resulta mucho más compleja de analizar, básicamente porque se presenta como una falla de tipo instrumental y al mismo tiempo de tipo operacional.

Sin embargo, si se sigue la recomendación basada solamente en el estadígrafo T2 se recupera la normalidad de todos los casos.

5.1.2.2 Análisis banda superior

De los diez puntos estudiados, ocho son detectados como anormales por el modelo. Cinco puntos sobre salen por el estadígrafo Q solamente mientras que los otros tres sobre salen tanto por Q como por T^2 .

En la Figura 30 se muestran las contribuciones del estadígrafo Q para los primeros cinco puntos mencionados.

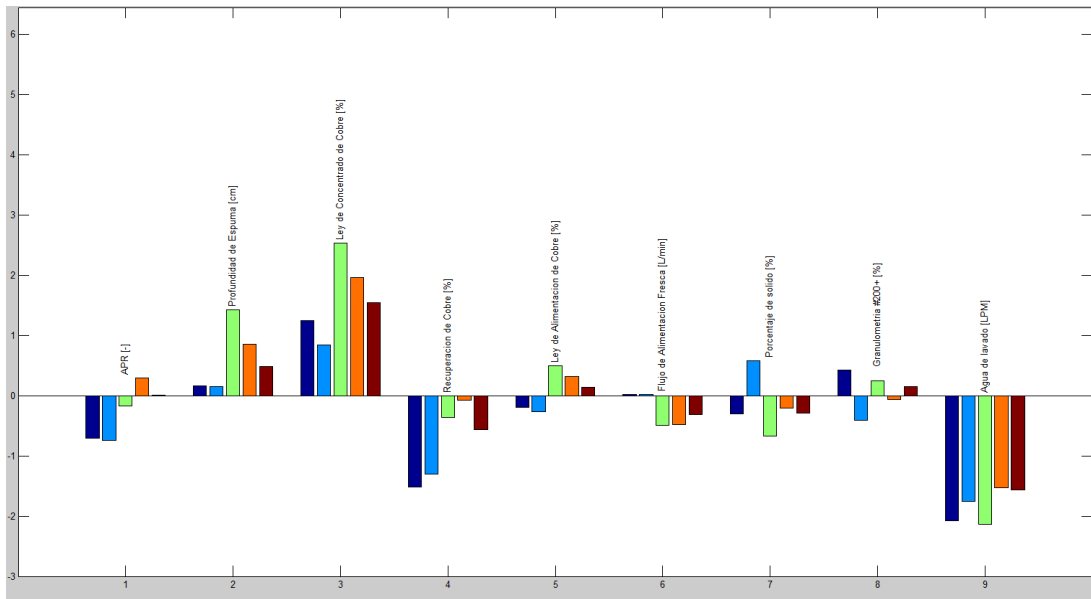


Figura 30: Contribuciones en banda superior estadígrafo Q vs variables

Al igual que en la banda inferior, el modelo detecta en primera instancia que hay un error de medición, es decir detecta que el flujo de agua de lavado real es mayor al medido y eso explica que la ley de concentrado sea más alta, sin dejar de lado que a su vez se puede interpretar que la ley de concentrado real es más baja que la medida.

En la Figura 31 y Figura 32 se muestran las contribuciones de T^2 y Q respectivamente, para los tres puntos restantes.

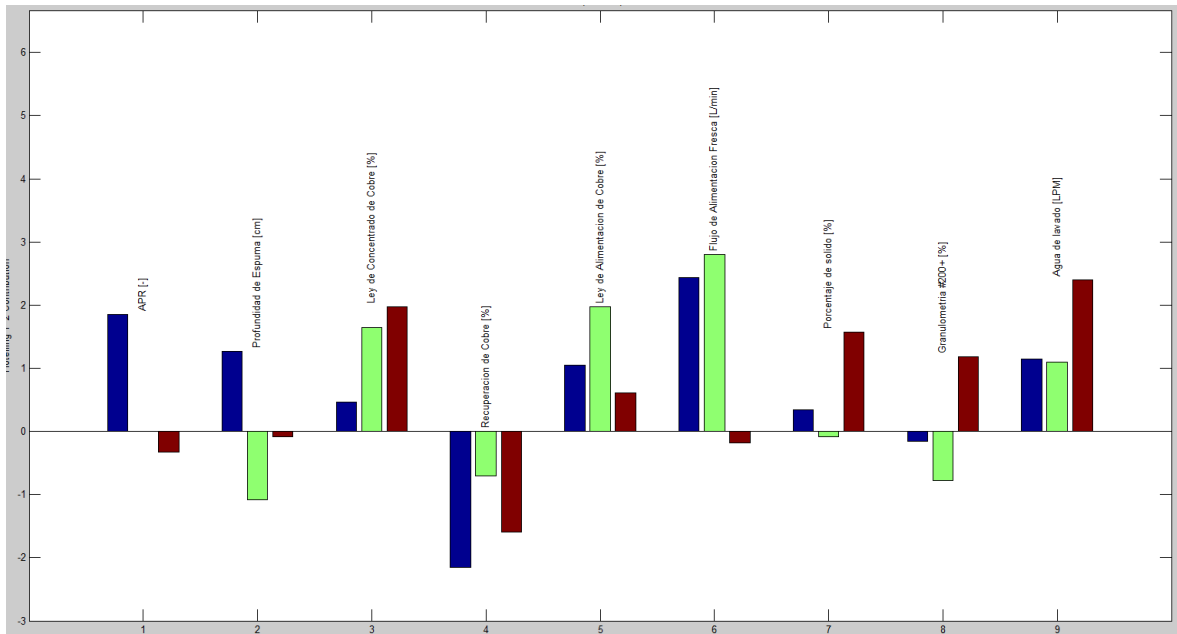


Figura 31: Contribuciones en banda superior estadígrafo T² vs variables

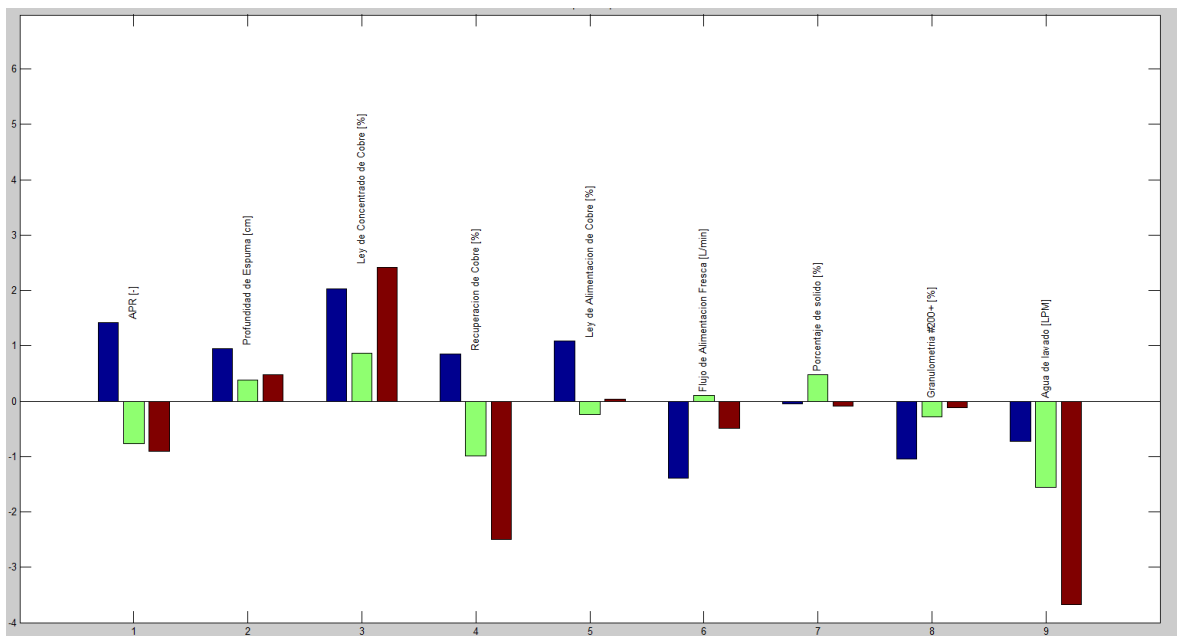


Figura 32: Contribuciones en banda superior estadígrafo Q vs variables

Nuevamente y al igual que en la banda inferior, el análisis de estos puntos que sobre salen por ambos estadígrafos resulta complejo, ya que el modelo los detecta como una mezcla entre falla operacional e instrumental, por tanto, requiere de un manejo de varias variables para regresar a la normalidad el punto.

En la Tabla 25 se presentan los valores de ley y recuperación para la banda superior.

Tabla 25: Leyes y recuperación banda superior

Banda Superior	
Ley de Concentrado de Cobre [%]	Recuperación de Cobre [%]
28,86	55,98
29,01	58,23
29,60	45,98
28,97	54,33
29,07	56,63
28,81	55,00
28,77	68,37
28,88	66,01
28,86	68,64
29,04	64,22

5.2 Fallas instrumentales

Los resultados presentados en el capítulo anterior demuestran que para las siete variables estudiadas se obtienen resultados similares, desde el punto de vista en que la gran mayoría de los datos son reconocidos como anormales al superar el límite del estadígrafo Q lo cual indica que corresponde a una falla instrumental.

Por otro lado, para las siete variables se tiene que al modificar en un $\pm 5\%$ el modelo es capaz de detectar entre un 9% a un 11% de las fallas, sin embargo al modificar las variables en un $\pm 50\%$ el rango de reconocimiento de fallas por parte del modelo es mucho más grande, moviéndose entre un 12% a un 100%.

Algunas variables presentan datos que sobre salen del estadígrafo T^2 indicando que se presenta una falla operacional y también ocurren ciertos casos donde los puntos anómalos sobre salen tanto de los límites de Q como de T^2 , sin embargo, estos puntos resultan ser muy pocos en comparación con los que superan el límite del estadígrafo Q.

Como los casos entre las siete variables estudiadas resultan similares, se presentará a continuación el análisis de falla operacional para la variable APR, mientras que las otras seis variables son presentadas en el Anexo 1.

5.2.1 Aumento de la variable

Para el aumento de la variable en un 5% se obtiene el siguiente gráfico de Q vs T^2 que se presenta en la Figura 33.

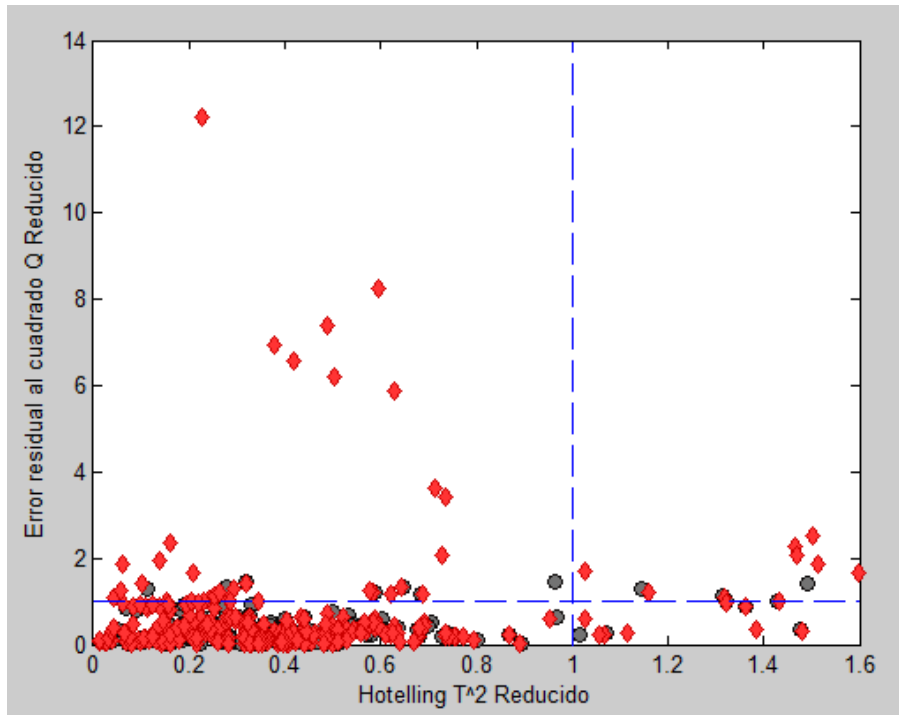


Figura 33: Q vs T^2 para APR con 5% de aumento

El modelo es capaz de reconocer 21 datos de 228 modificados, lo que corresponde a un 9% del total.

En la Figura 32 los rombos representan a todos los puntos con falla instrumental, y todos aquellos que superen el límite de 1 demarcado en líneas azules en las Figuras 32 y 32.

Cuando la variable, en este caso el APR, se aumenta en un 50% se obtiene el siguiente gráfico presentando en la Figura 33.

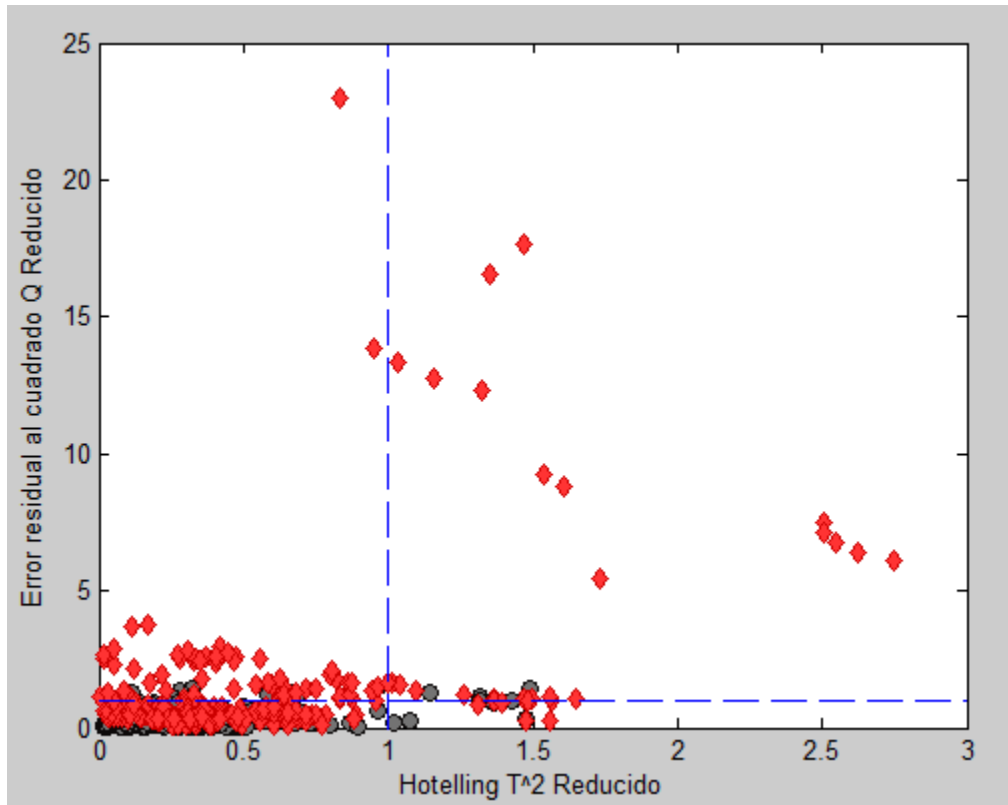


Figura 34: Q vs T^2 para APR con un aumento de 50%

Para este análisis los datos reconocidos por el modelo aumentan desde 21 a 60 lo que equivale a un aumento del 9% al 26% de detección.

Posteriormente, se escoge un punto al azar para analizar que sucede con las contribuciones respecto al estadígrafo Q al modificar la variable en un 5% y en un 50%. Cabe destacar que los análisis entre 5% y 10% resultan ser muy similares, misma situación ocurre al comparar entre 30% y 50%, por tanto la diferencia más notoria se produce entre el 5% y el 50%.

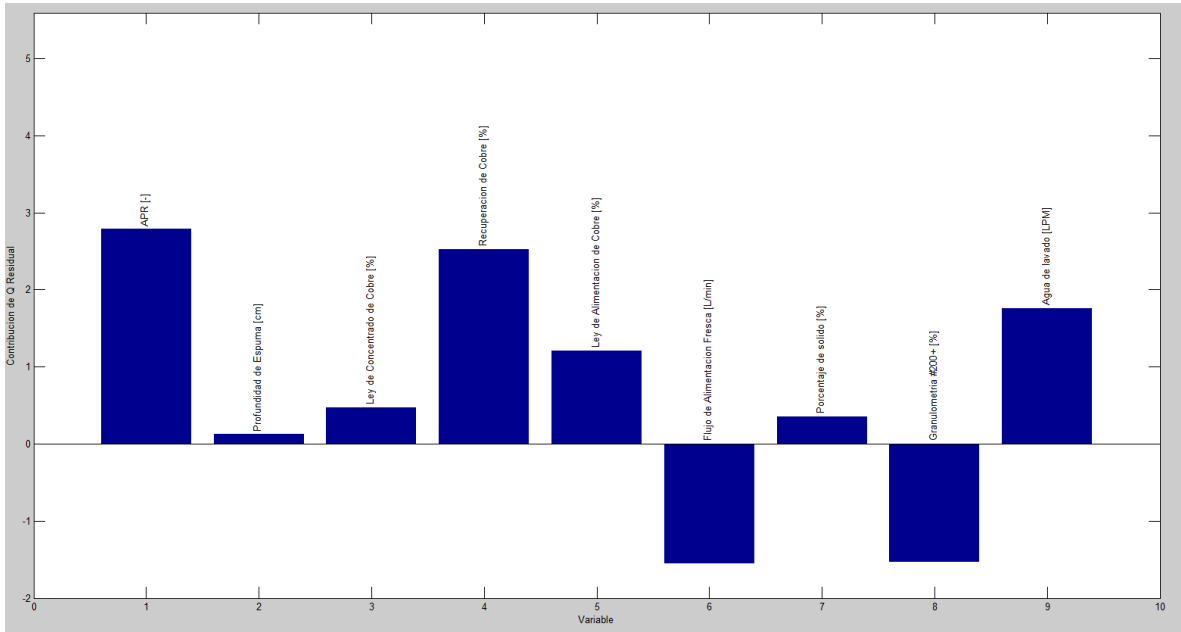


Figura 35: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para APR modificada en un +5%.

En el caso del aumento de APR en 5% se observa que el sistema es capaz de detectar que el APR es la variable modificada que presenta el error, específicamente que está se encuentra en un valor muy alto.

En la Figura 35 se observan las contribuciones respecto a Q para el aumento de APR en un 10%. Al igual que en el caso anterior el modelo es capaz de detectar que el APR está muy alto.

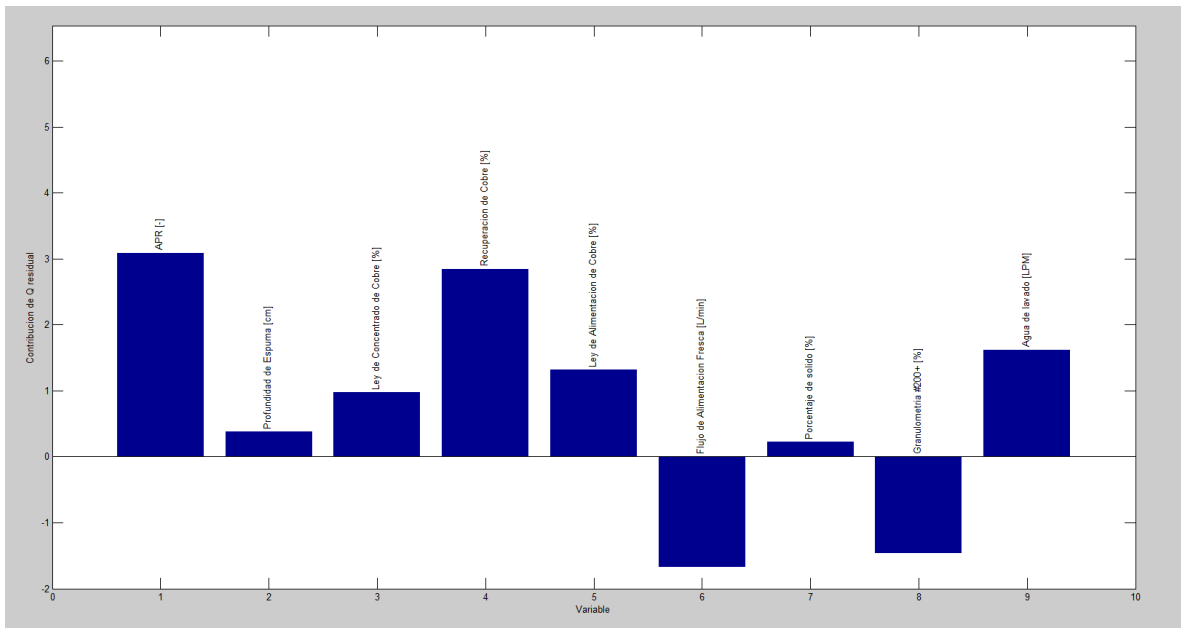


Figura 36: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para APR modificada en un +10%

En la Figura 36 y en la Figura 37 se presentan las contribuciones respecto a Q para el aumento de APR en un 30% y un 50% respectivamente.

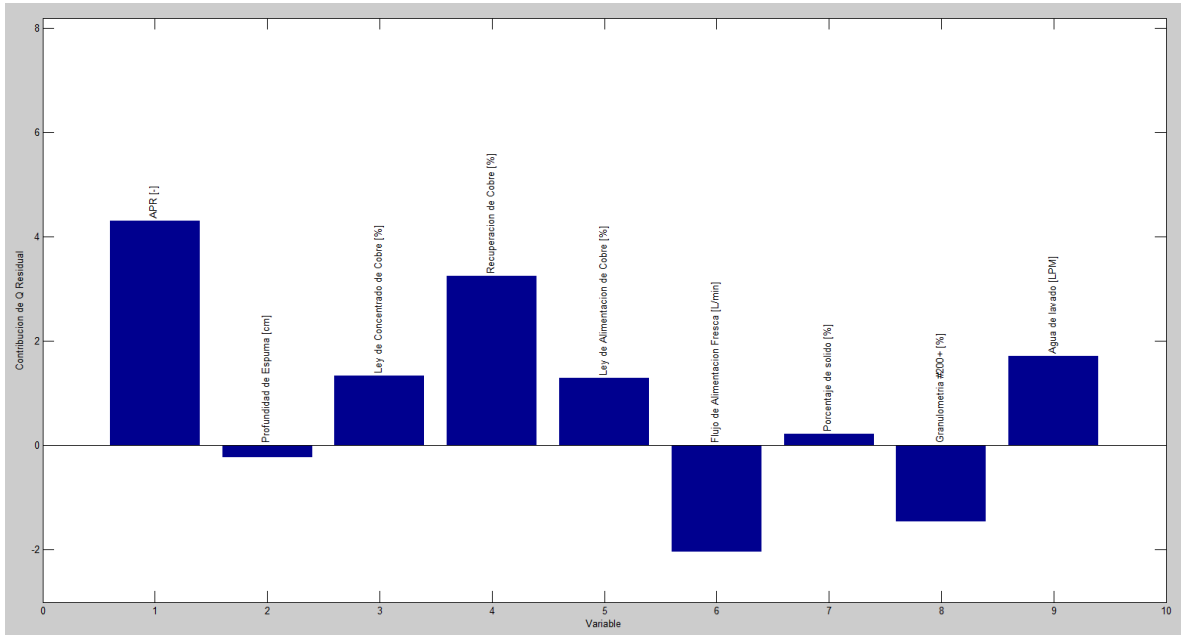


Figura 37: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para APR modificada en un +30%

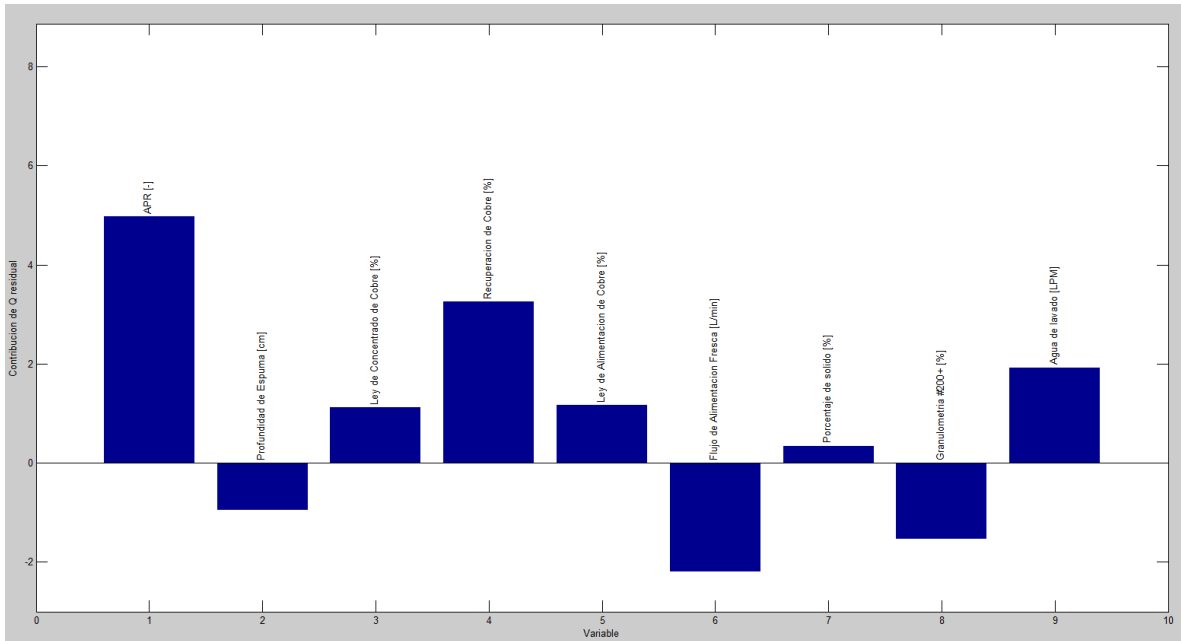


Figura 38: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para APR modificada en un +50%.

Es notorio que a medida que más se modifica la variable el modelo es capaz de detectarlo en mayor medida, por ejemplo para el aumento de un 5% de APR el eje y correspondiente a la contribución de Q toma un valor cercano a 2.8 mientras que para el aumento de un 50% la contribución de Q presenta un valor cercano a 5.

A manera general, en todas las variables se presentan situaciones similares en la totalidad de las variables estudiadas cuando esta es modificada en un $\pm 50\%$ es detectada si o si por el modelo como falla instrumental. Los gráficos correspondientes a las contribuciones de Q de las otras variables tanto en aumento como en disminución son presentados en el Anexo 1.

5.2.2 Disminución de la variable

En las Figuras 38 y 39 se presentan los gráficos de Q vs T^2 para la disminución de APR en un 5% y un 50% respectivamente.

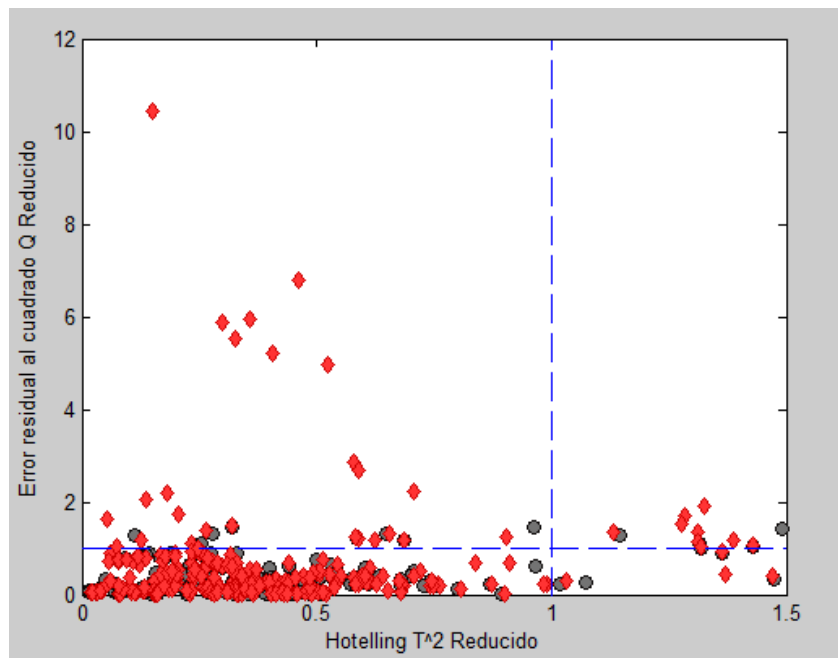


Figura 39: Q vs T^2 para APR -5%

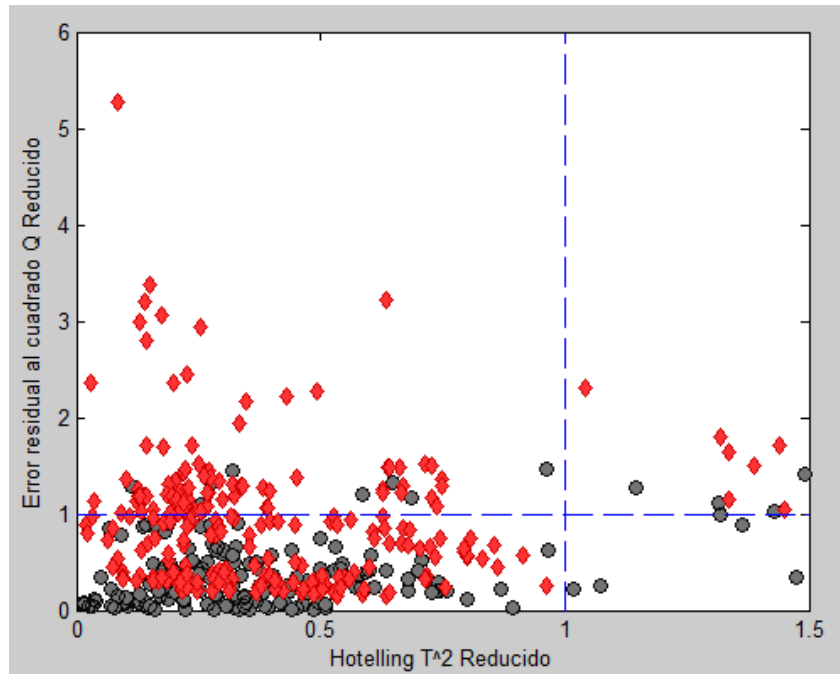


Figura 40: Q vs T² para APR en -50%

Al disminuir en un 5% el APR el modelo es capaz de detectar un 8% de las fallas instrumentales, mientras que al disminuir la variable en un 50% el modelo detecta el 12% de las fallas instrumentales.

Por otro lado, se comparan las contribuciones con respecto al estadígrafo Q para la disminución de un 5%, un 10%, un 30% y un 50% de APR, las cuales se presentan en las Figuras 40, 41, 42 y 43 respectivamente.

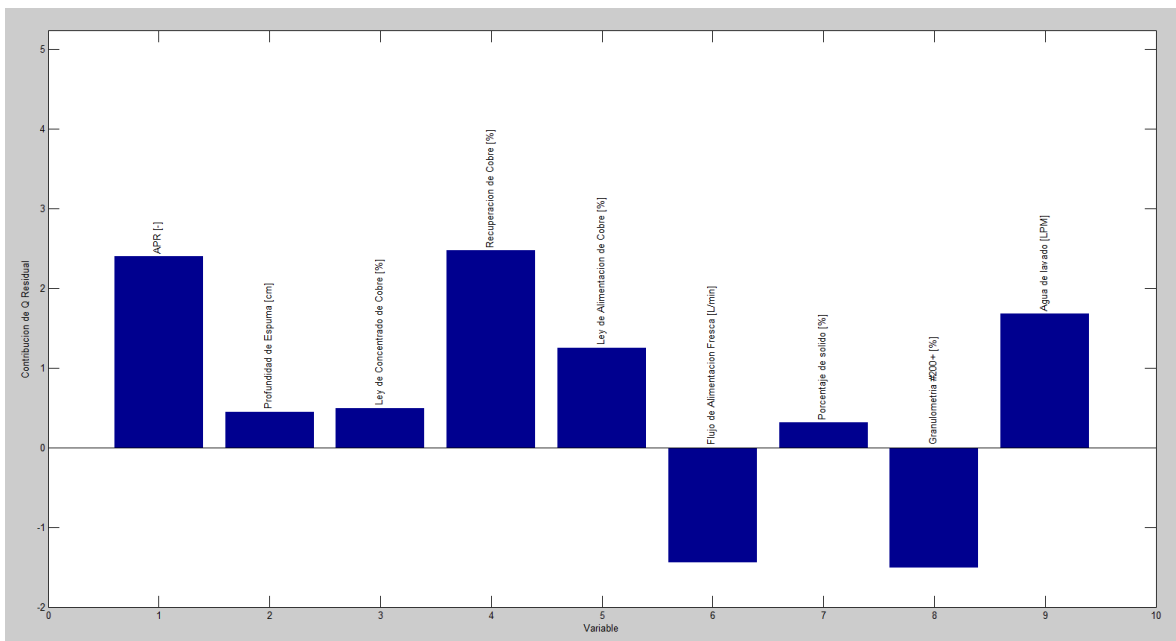


Figura 41: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para APR modificada en un -5%.

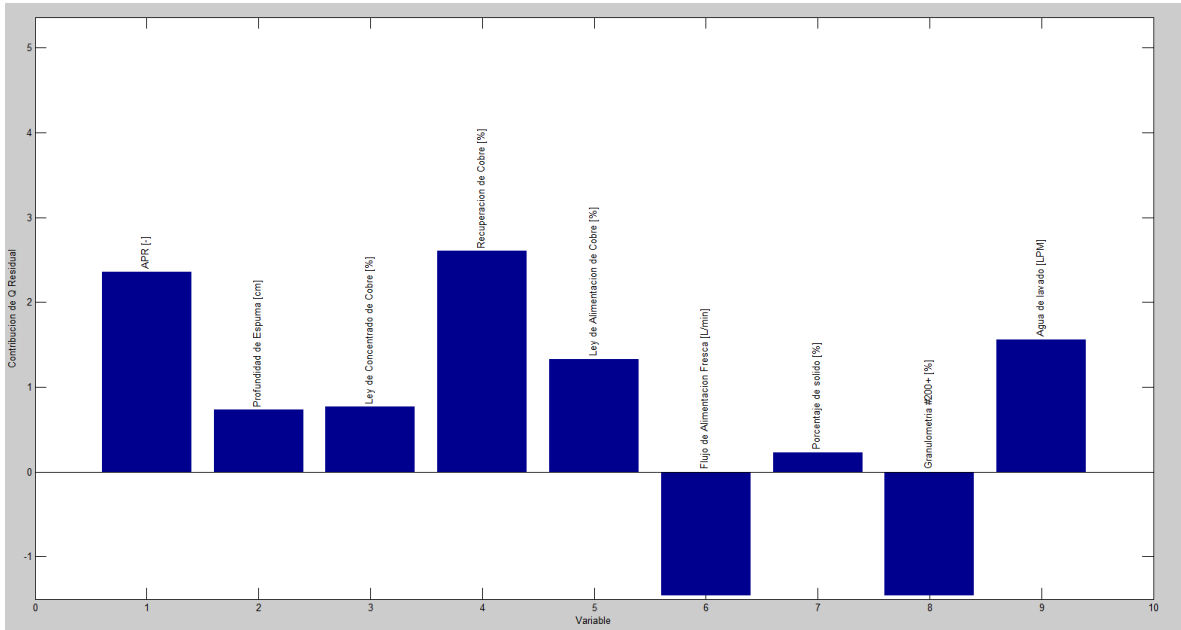


Figura 42: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para APR modificada en un -10%.

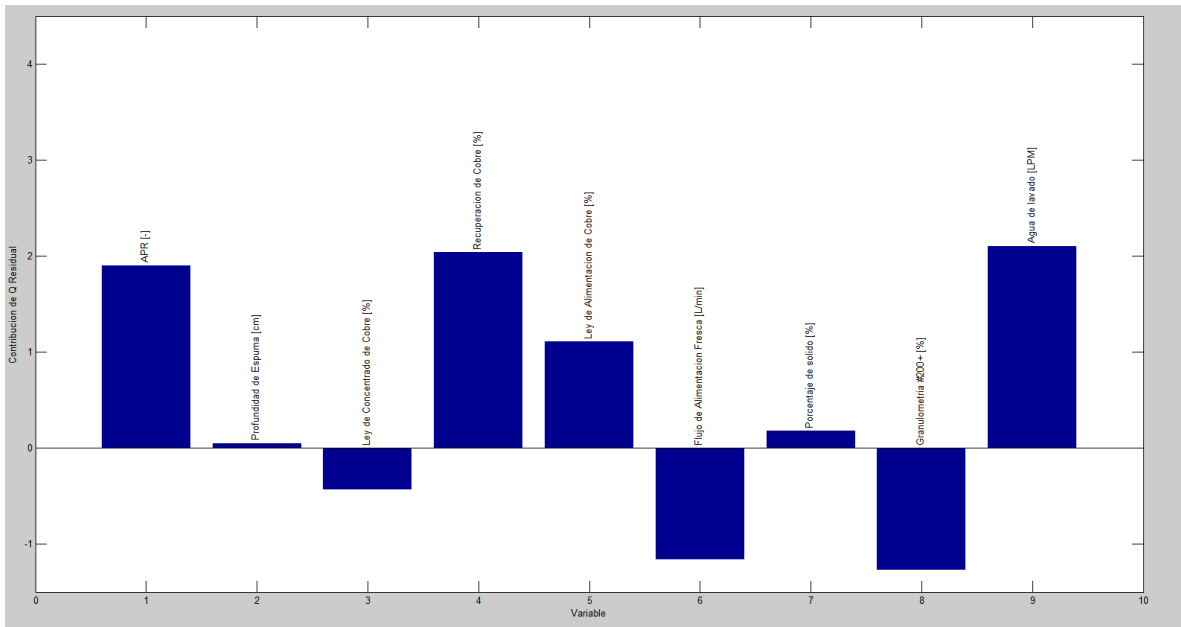


Figura 43: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para APR modificada en un -30%.

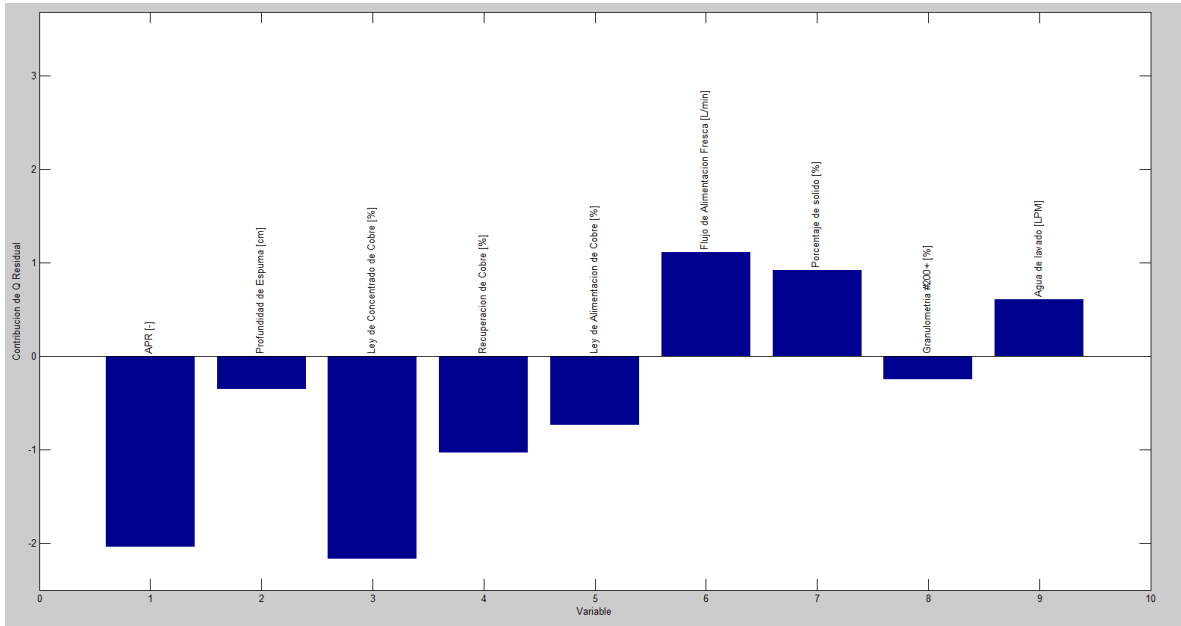


Figura 44: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para APR modificada en un -50%.

Se aprecia que para los primeros 3 casos el modelo no es capaz de detectar que la falla que se está presentando se debe a un bajo valor en el APR, en cambio cuando la variable alcanza el 50% de modificación entonces si se verifica que la falla instrumental presentada es producto de un APR bajo.

Por otro lado, en las Figuras 45 y 46 se presentan las contribuciones de Q de todos los puntos detectados como fallas instrumentales para 5% de aumento y 50% de aumento, donde se evidencia claramente que no existe una relación entre la detección y alguna variable particular, ya que todas presentan un rango de movilidad similar, algunas positivas y otras negativas pero ninguna resalta de sobre sobre manera.

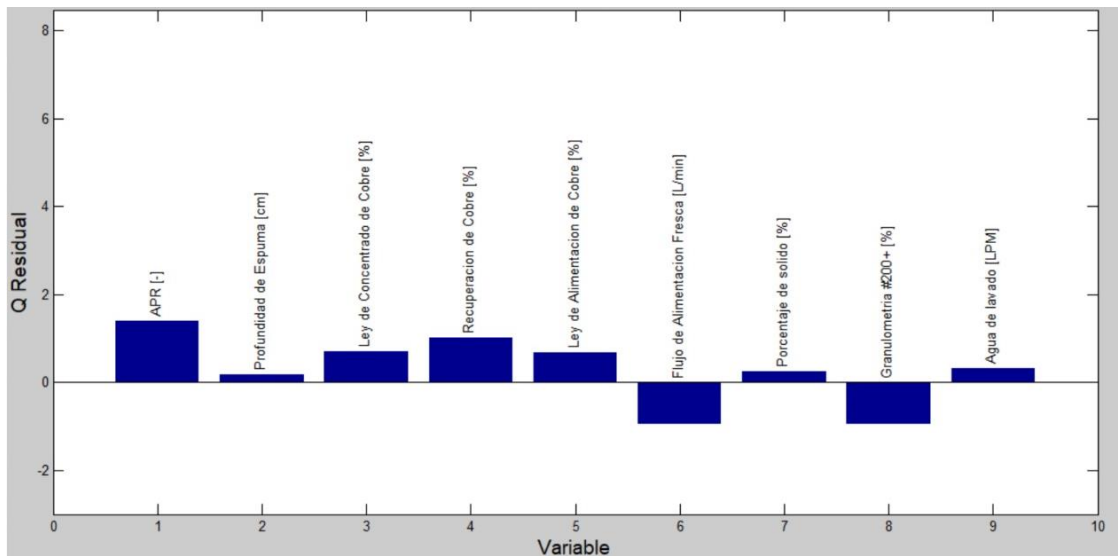


Figura 45: Contribución de todos los puntos de APR +5% detectados

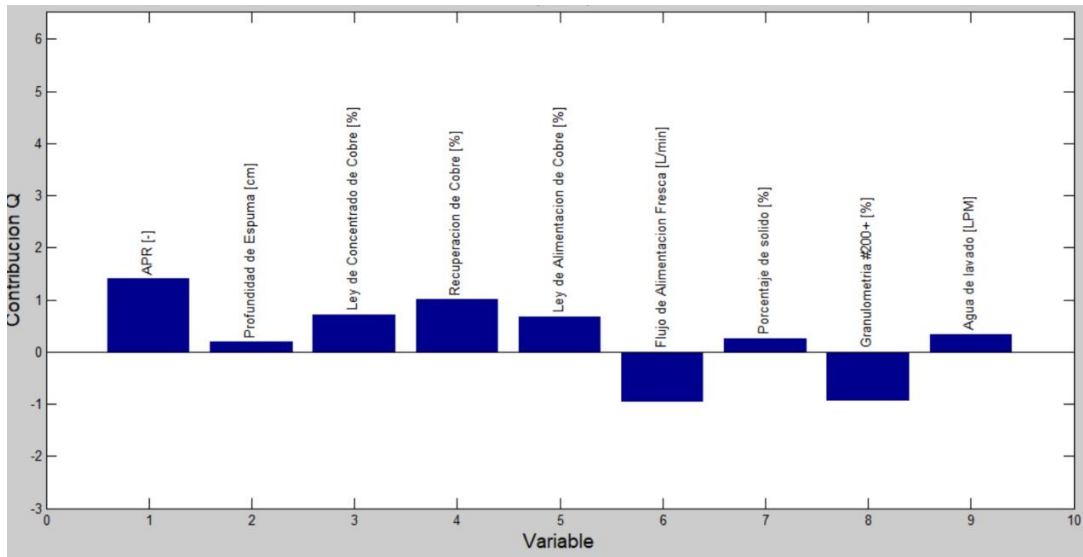


Figura 46: Contribución de todos los puntos de APR +50% detectados

En la Figura 47, se presentan las contribuciones de todos los puntos no detectados para un aumento de APR en +30%. A modo general, las variables que más sobre salen resultan ser ley de concentrado, porcentaje de sólidos y granulometría, sin embargo no se detecta un error de medición de la variable APR como tal.

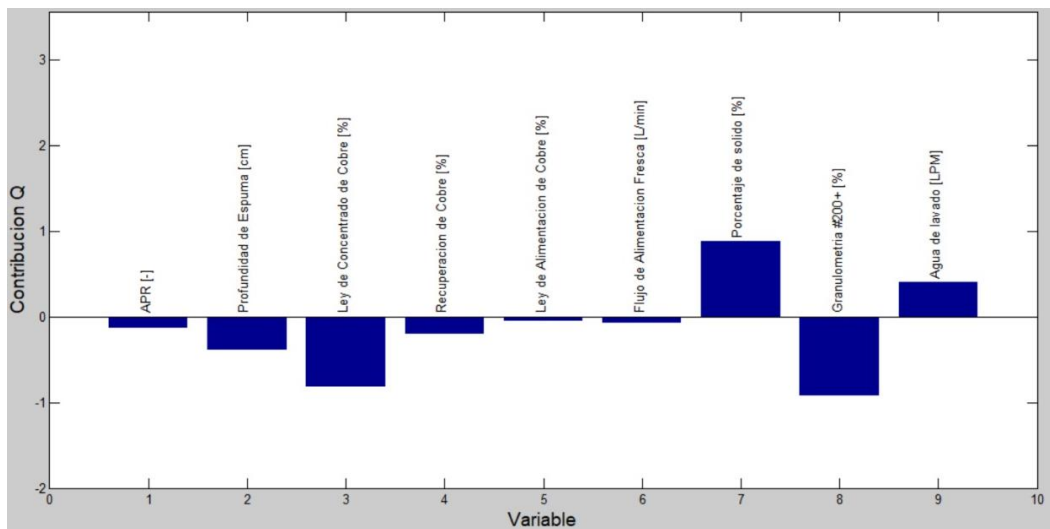


Figura 47: Contribuciones de fallas instrumentales no detectadas.

Para finalizar el análisis, se determina el algoritmo presentado en la Figura 48 para utilizar el sistema de detección de fallas creado.

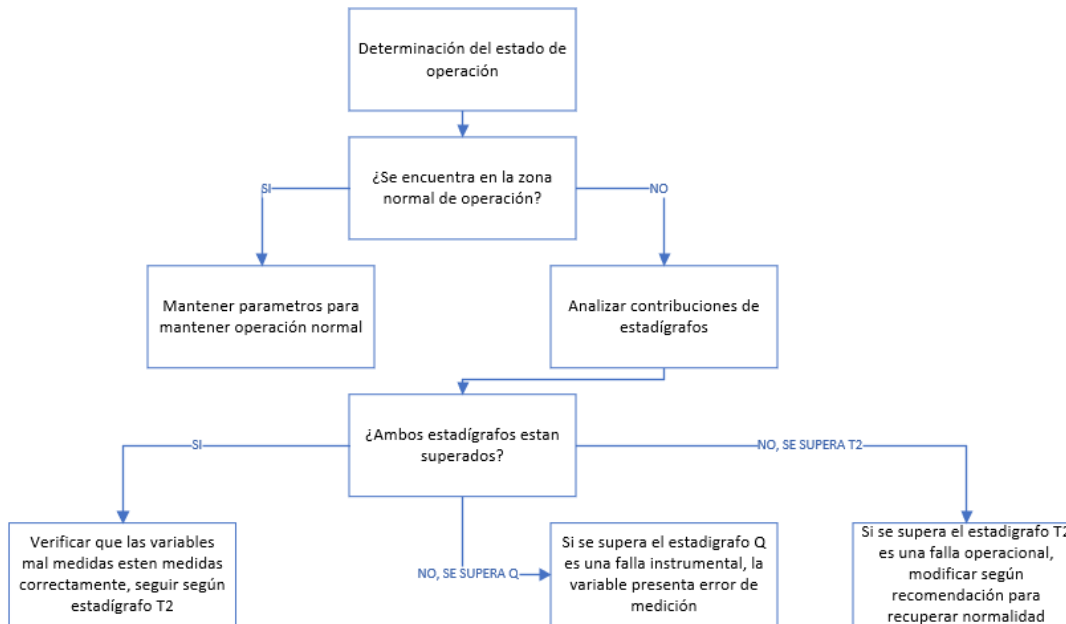


Figura 48: Sistema de detección de fallas

En el Capítulo 6 se presentan las conclusiones de este trabajo.

6. Conclusiones

Se desarrolló un sistema de detección de fallas instrumentales y operacionales en una celda de flotación Jameson. En primer lugar se definieron las variables necesarias y relevantes en el proceso de flotación específicamente en la celda de flotación Jameson, que corresponde a una celda neumática.

A partir de estas variables y teniendo claridad de cuáles son las manipuladas y las controladas se procedió a generar un diseño de experimentos factorial, con la idea de generar una matriz de datos con todas las combinaciones posibles entre estas variables, esta matriz de datos fue generada mediante el uso de un simulador metalúrgico que entrega la posibilidad de tener un amplio rango operacional.

Posteriormente, se desarrolló un modelo basado en el método de proyección PCA obteniendo 4 componentes principales para las nueve variables originales estudiadas.

En cuanto a las fallas operacionales se realizaron dos experimentos, en el primero de ellos se dividió en 3 zonas equidistantes el gráfico de Q vs T^2 donde se obtuvo que las fallas operacionales en la Zona 1 solo se detectó el 25% de las fallas, sin embargo ese 25% en su totalidad fue detectado como efectivamente falla operacional. Para la Zona 2 se detecta el 100% de los datos que corresponden a falla operacional, sin embargo solo el 50% de estos datos es efectivamente detectado como una falla operacional mientras que el otro 50% es detectado como falla instrumental. En la Zona 3 ocurre una situación similar, del 100% de estos datos el 25% es detectado como falla operacional mientras que el 75% restante es detectado como falla instrumental.

Respecto a lo anterior, se concluye que en la zona central es donde mayor probabilidad hay de detectar una falla operacional correcta, ya que si se encuentra muy a la izquierda es altamente probable que el modelo no lo detecte y si se encuentra muy a la derecha la falla operacional puede ser confundida con instrumental ya que los valores de las variables objetivos se disparan en gran medida.

Para el segundo experimento de fallas operacionales se concluye que el modelo presenta una buena sensibilidad, es capaz de detectar el 90% de las fallas operacionales que se encuentran cercanas al límite de la banda inferior de control de la ley de concentrado mientras que para la banda superior de control de la ley de concentrado se logra detectar el 80% de los valores cercanos.

Finalmente, se tienen las fallas instrumentales en este tópico se tienen variables que fueron ampliamente detectadas como por ejemplo el flujo de alimentación fresca que en modificaciones de un +5% se logra detectar el 11% de las fallas instrumentales mientras que si se modifica en un +50% se detectan el 49% de las fallas instrumentales, mientras que para la modificación de -5% se detectan el 10% de las fallas y para la modificación de -50% se detecta el 100% de las fallas.

Por otro lado, para la profundidad de espuma cuando la variable se modifica en +5% se detecta un 9% de las fallas y cuando se modifica en un +50% se detecta un 19% de las fallas mientras que cuando la variable es disminuida en un -5% se detecta un 8% y cuando es disminuida en -50% se detecta un 23%.

Por tanto, se concluye que el porcentaje de detección depende netamente de la variable y no existe una relación que permita identificar un patrón de comportamiento, hay variables donde se logra detectar el 100% de las fallas, mientras que otras no superan el 30% de detección.

Lo que sí es evidente que mientras mayor rango de error de medición instrumental se presente en la variable aumenta considerablemente las posibilidades de que el sistema de detección las detecte.

Las recomendaciones para trabajos futuros son presentadas en el Capítulo 7.

7. Recomendaciones

Se recomienda analizar en profundidad la relación entre las variables, para de esta forma acotar los rangos de operación y modelar en intervalos según el comportamiento de las variables, para obtener un sistema más robusto que logre determinar y mejorar las fallas. Por ejemplo, en el caso de las fallas instrumentales se aprecia que, si bien no existe una relación o patrón entre los datos detectados, si se evidencia que para los datos no detectados por el estadígrafo Q la variable de ley de concentrado, porcentaje de sólidos y granulometría afecta en mayor medida.

Se propone analizar el comportamiento del sistema de detección de fallas presentado para la variable correspondiente al flujo de agua de lavado, si bien no es un recurso que en la práctica se pueda manipular ampliamente, si se puede evaluar teóricamente como responde el sistema propuesto a la variación de esta variable que resulta tener un rango de operación bastante amplio.

Se recomienda evaluar el sistema de detección de fallas instrumentales para adicionarle robustez y mayor capacidad de detección.

8. Bibliografía

- Acosta, S., & Bergh, L. (2009). On-line Fault Detection on a Pilot Flotation Column Using Linear PCA Models. *Computer Aided Chemical Engineering, Vol. 27*, 1437 -1442.
- Bergh, L. G., Yianatos, J. B., & León, A. (2005). Multivariate projection methods applied to flotation columns. *Minerals Engineering, 18(7)*, 721–723.
<https://doi.org/10.1016/j.mineng.2004.12.008>
- Eigenvector Research Inc. (n.d.). *Eigenvector*. Retrieved junio 8, 2022, from <http://www.eigenvector.com/index.html>
- Evans, G., Atkinson, B., & Jameson, G. (1995). *The Jameson Cell*. Newcastle: University of Newcastle.
- Garcia, V. (2022, Julio 28). Set de datos normales para obtención de modelo PCA. Valparaíso, Chile. Retrieved from https://usmcl-my.sharepoint.com/:x/g/personal/verena_garcia_14_sansano_usm_cl/EWmiNzGEwK9BkatbiZWUi44BPkBkYmVmiDTtlnkklEdqWg?e=JFuSxg
- Glencore Technology. (2015). *Jameson Cell*. Brisbane.
- Ulloa, A. (2016). *Control supervisor de una celda Jameson L-150 de flotación piloto*. Valparaíso: Tesis Magístrwe Ingeniería Química, Universidad Técnica Federico Santa María.
- Wold, S., Esbensen, K., & Geladi, P. (1987). Principal Component Analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 37–52.
- Yianatos, J. (2005). *Flotación de minerales*. Valparaíso: Universidad Técnica Federico Santa María.

9. Anexos

9.1 Análisis de fallas instrumentales

Tal como se menciona en el Capítulo 5 Inciso 2, el análisis de las variables resulta muy similar entre sí, a continuación se presentan las contribuciones para cada variable en aumento de un 5% y un 50% y en disminución de cada variable en un 5% y en un 50%, la selección de estos porcentajes se debe a que principalmente las diferencias son más notorias, ya que de manera general las contribuciones entre el aumento o disminución de 5% y 10% es similar, lo mismo ocurre al disminuir o aumentar en un 30% y un 50%.

9.1.1 Profundidad de espuma

9.1.1.1 Aumento de la variable

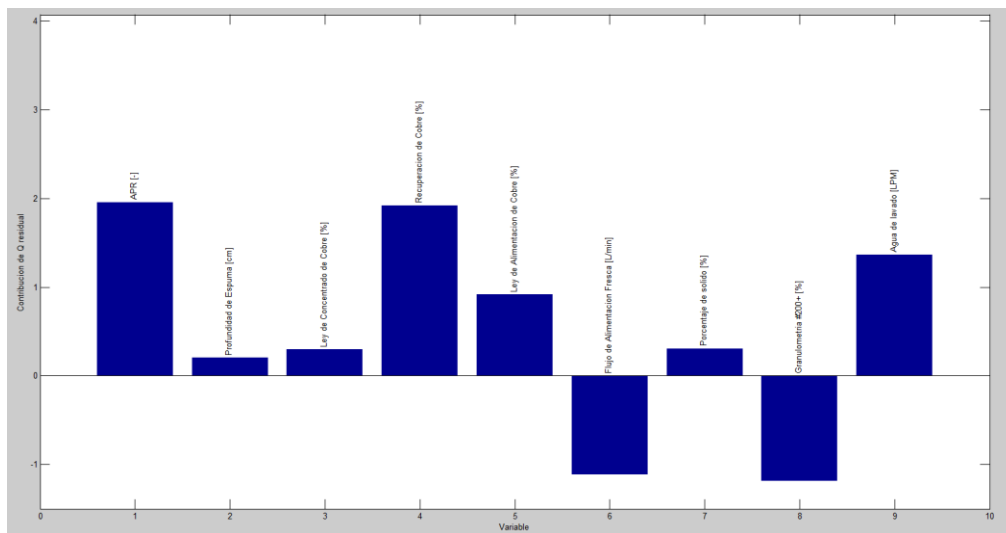


Figura 49: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para profundidad de espuma modificada en un +5%.

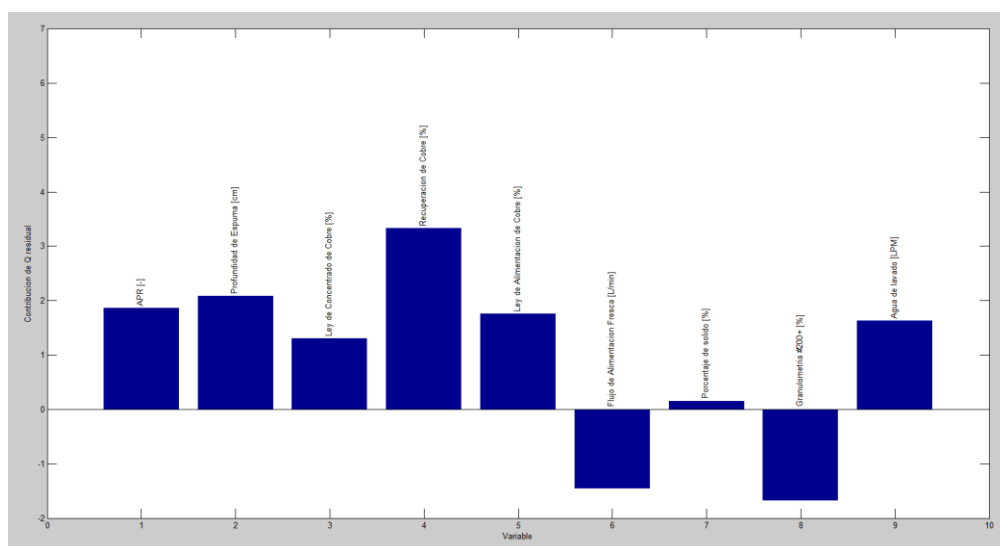


Figura 50: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para profundidad de espuma modificada en un +50%.

Disminución de la variable

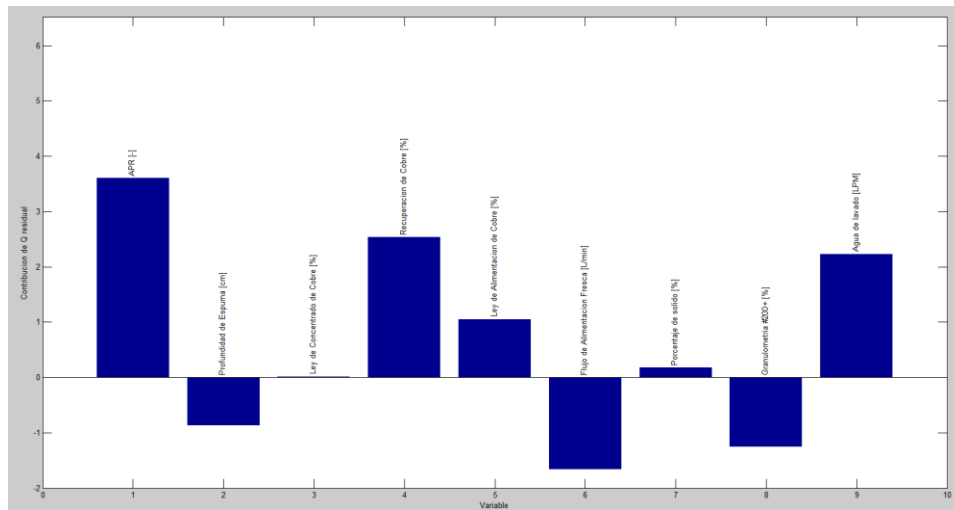


Figura 51: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para profundidad de espuma modificada en un -5%.

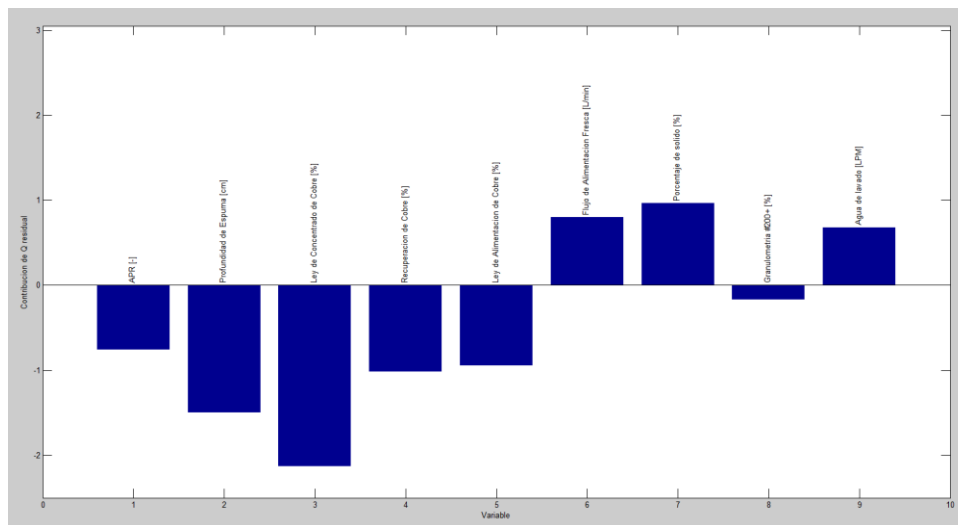


Figura 52: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para profundidad de espuma modificada en un -50%.

9.1.2 Flujo de agua de lavado

9.1.2.1 Aumento de la variable

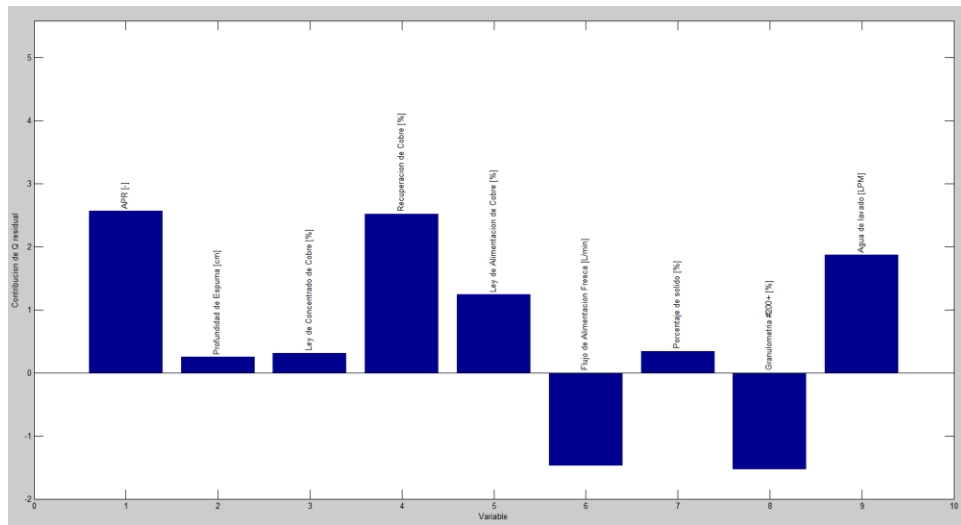


Figura 53: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para flujo de agua de lavado modificado en +5%

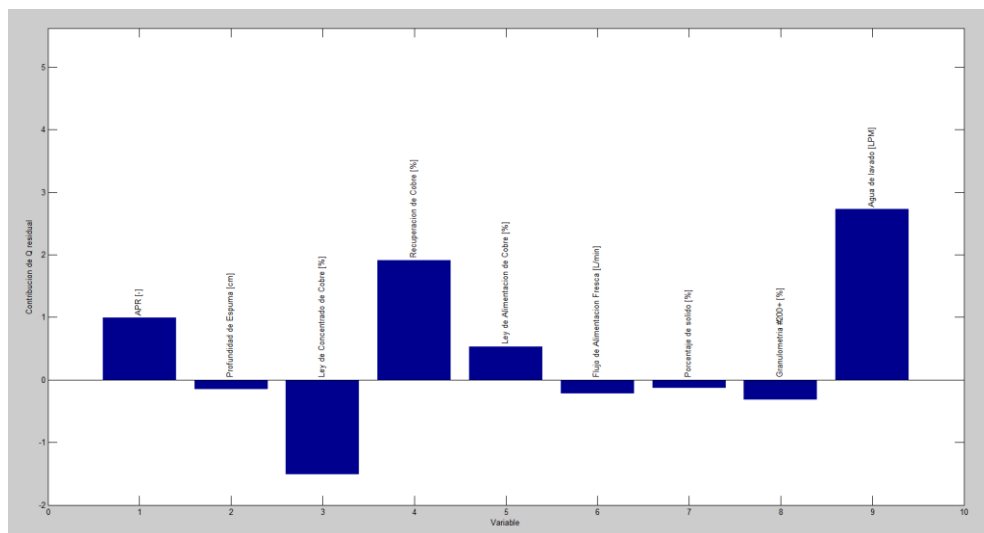


Figura 54: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para flujo de agua de lavado modificado en +5%

9.1.2.2 Disminución de la variable

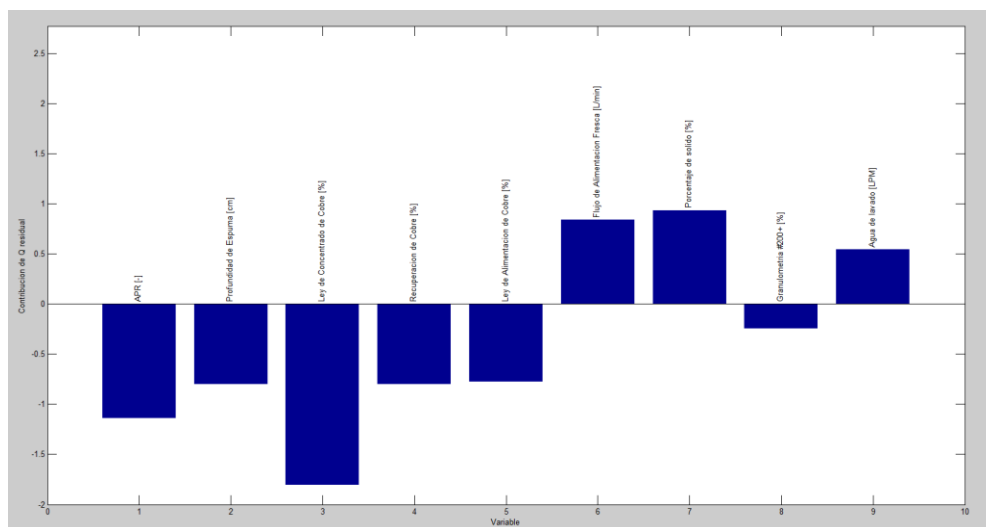


Figura 55: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para flujo de agua de lavado modificado en -5%

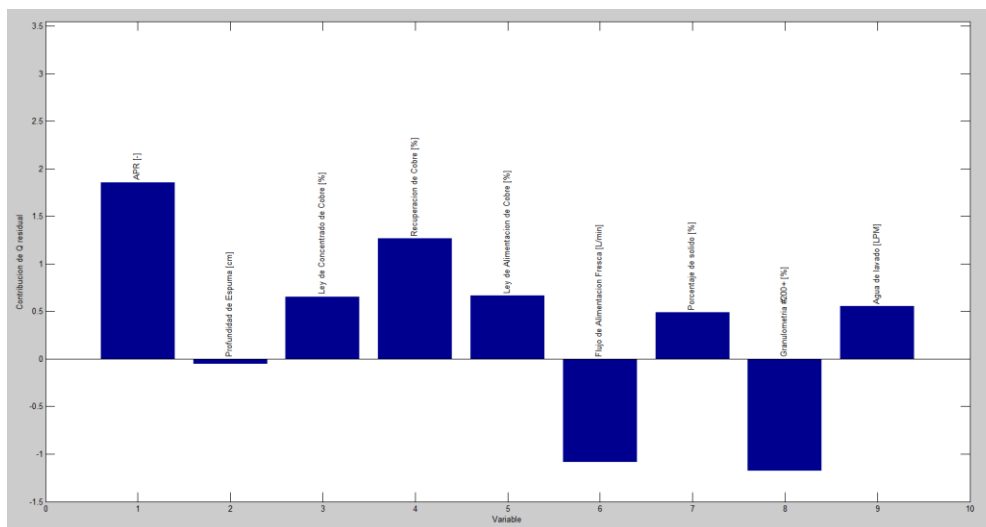


Figura 56: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para flujo de agua de lavado modificado en -50%

9.1.3 Ley de alimentación

9.1.3.1 Aumento de la variable

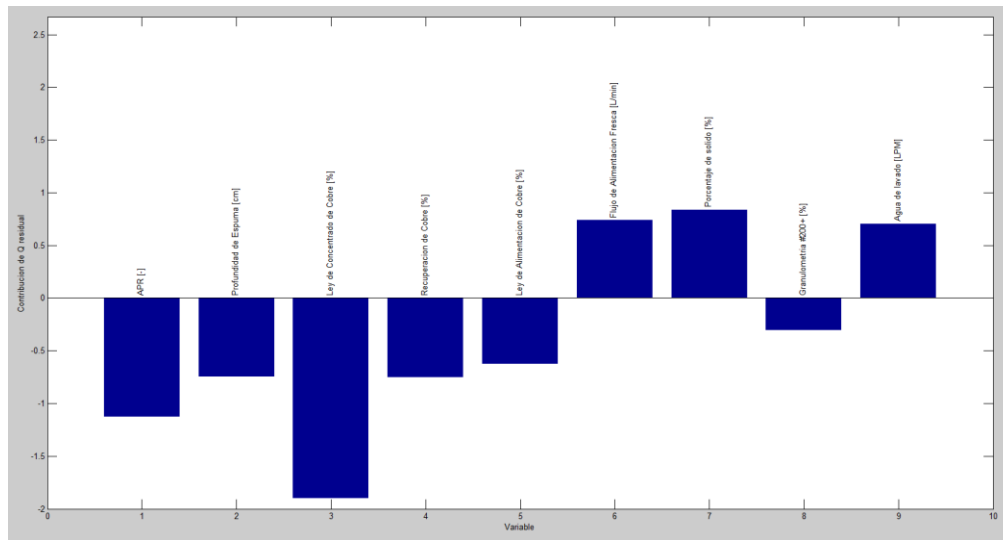


Figura 57: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para ley de alimentación modificado en +5%

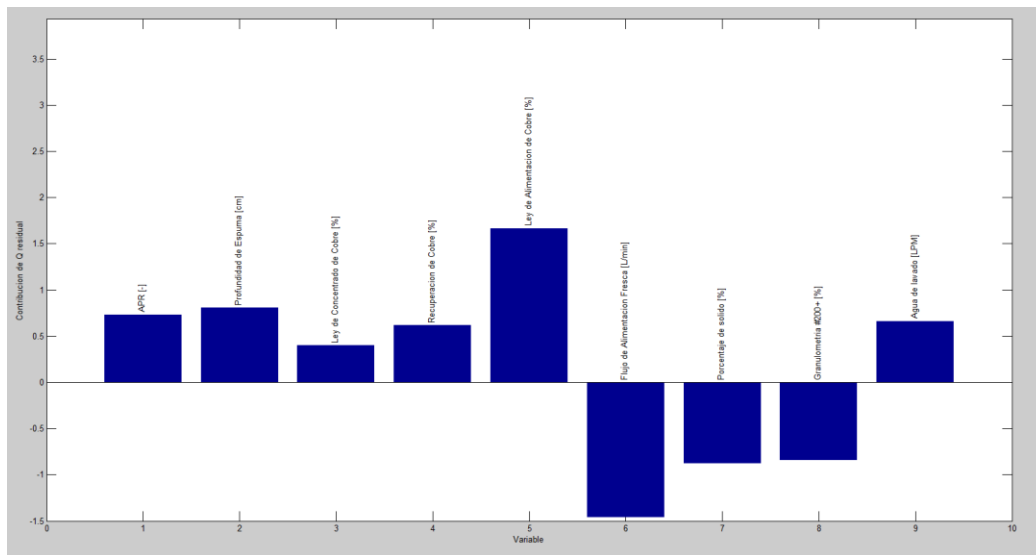


Figura 58: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para ley de alimentación modificado en +50%

9.1.3.2 Disminución de la variable

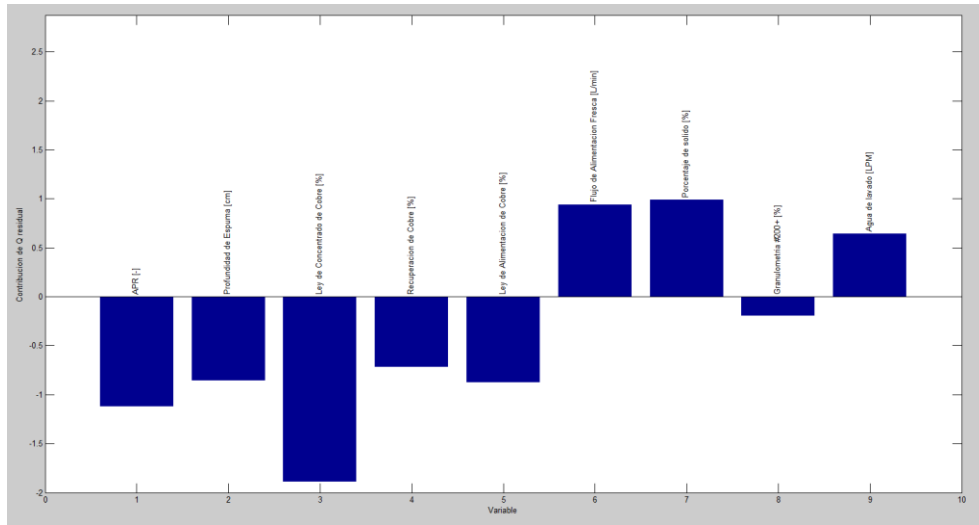


Figura 59: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para ley de alimentación modificado en -5%

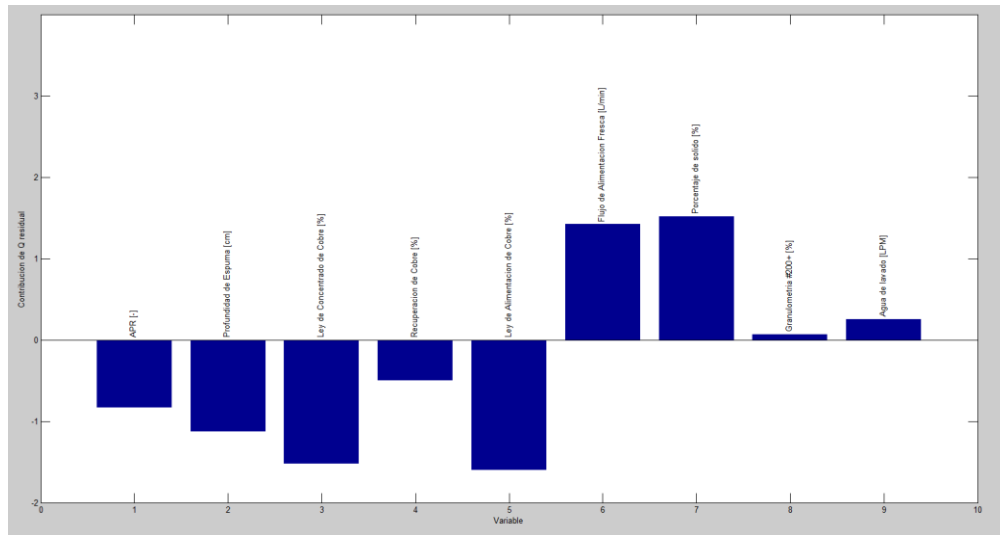


Figura 60: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para ley de alimentación modificado en -50%

9.1.4 Flujo de alimentación fresca

9.1.4.1 Aumento de la variable

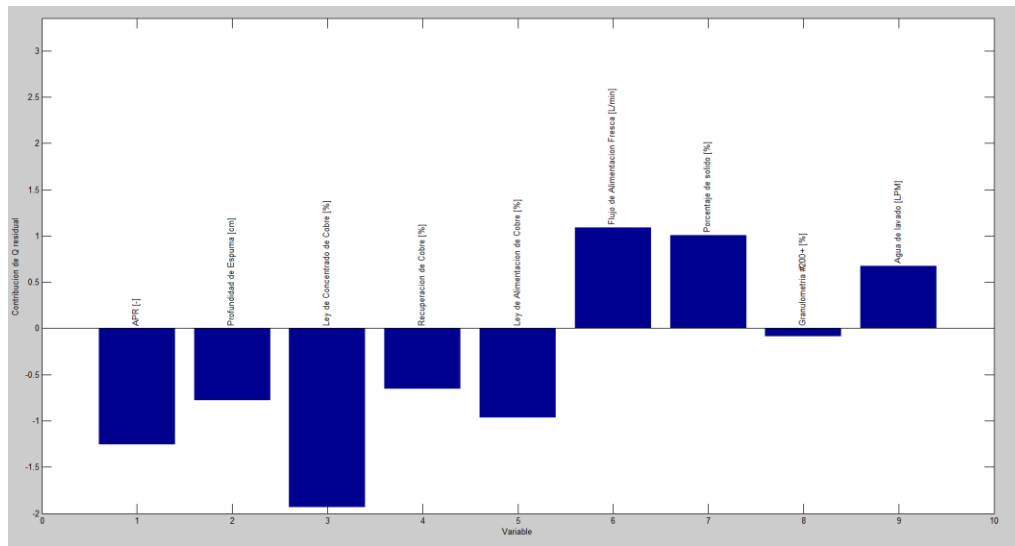


Figura 61: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para flujo de alimentación fresca modificado en +5%

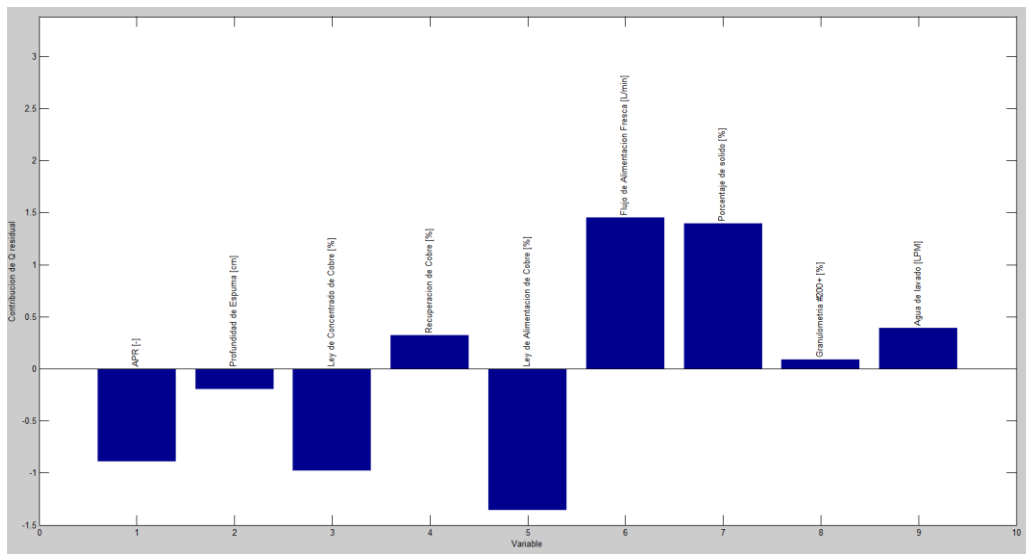


Figura 62: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para flujo de alimentación fresca modificado en +50%

9.1.4.2 Disminución de la variable

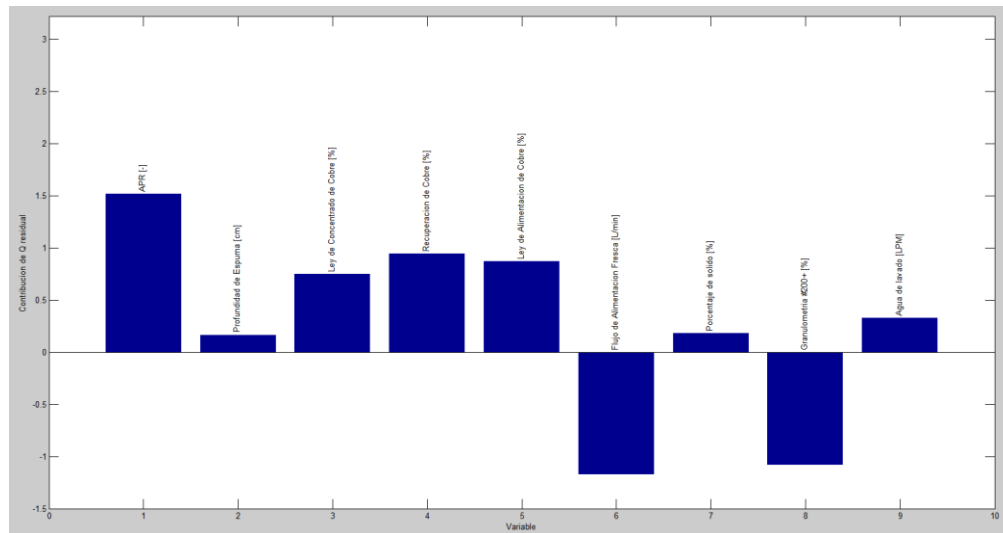


Figura 63: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para flujo de alimentación fresca modificado en -5%

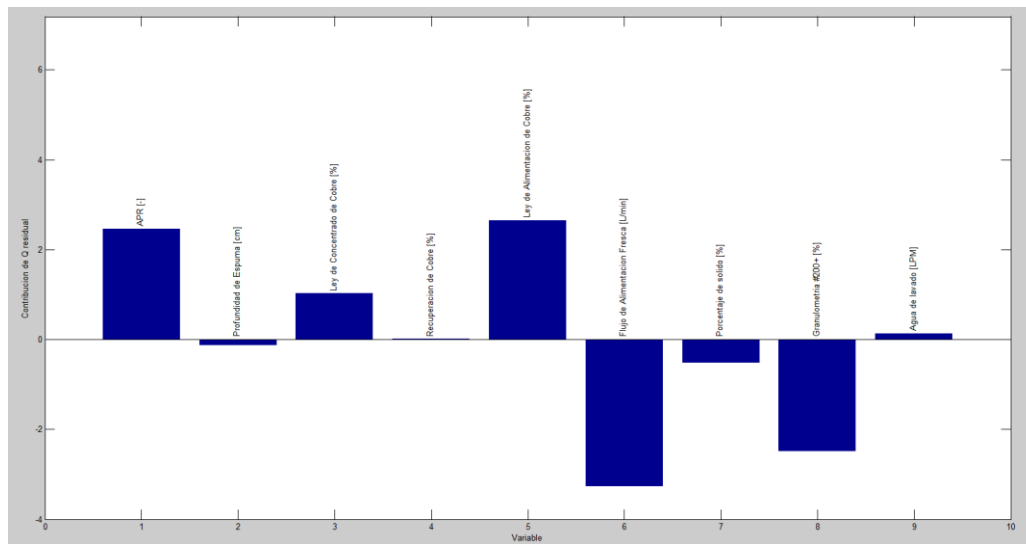


Figura 64: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para flujo de alimentación fresca modificado en -50%

9.1.5 Porcentaje de sólidos

9.1.5.1 Aumento de la variable

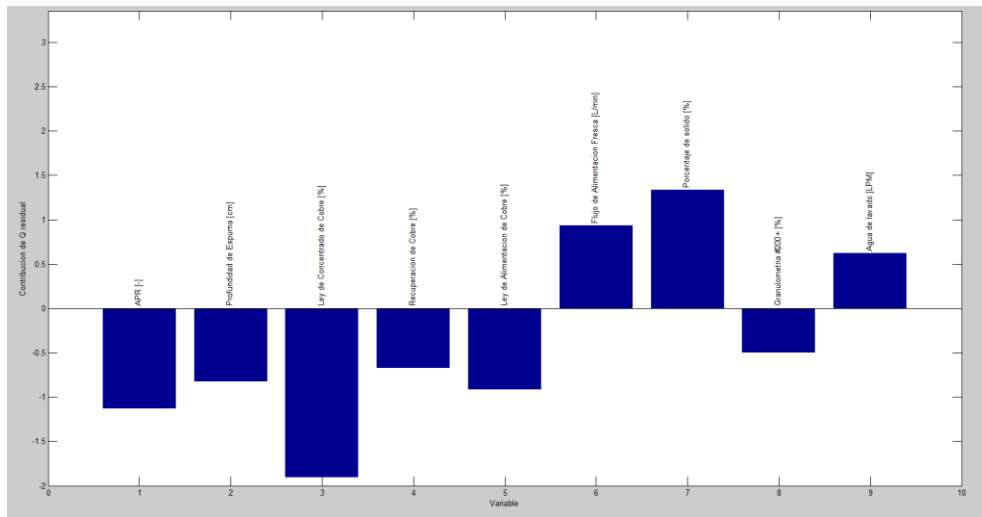


Figura 65: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para porcentaje de sólidos modificado en +5%

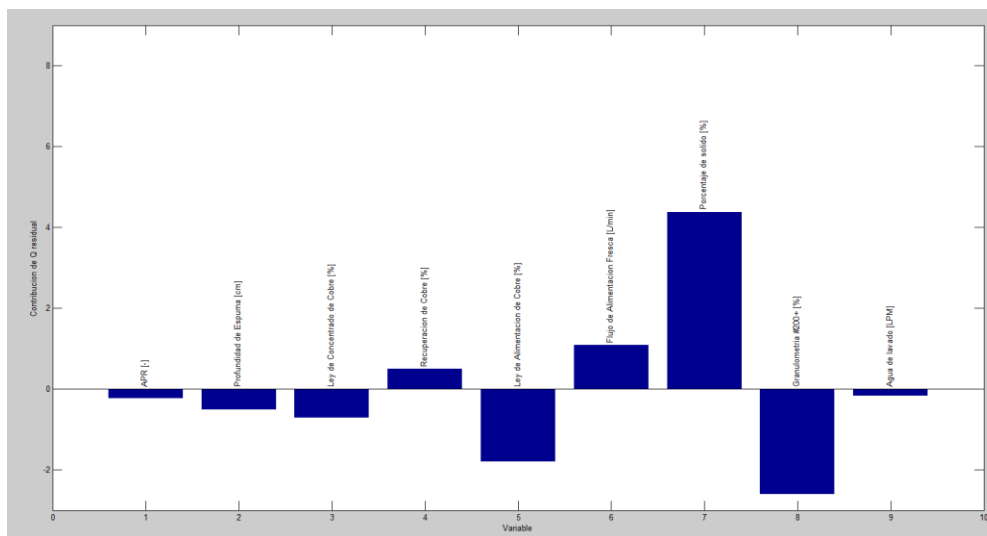


Figura 66: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para porcentaje de sólidos modificado en +50%

9.1.5.2 Disminución de la variable

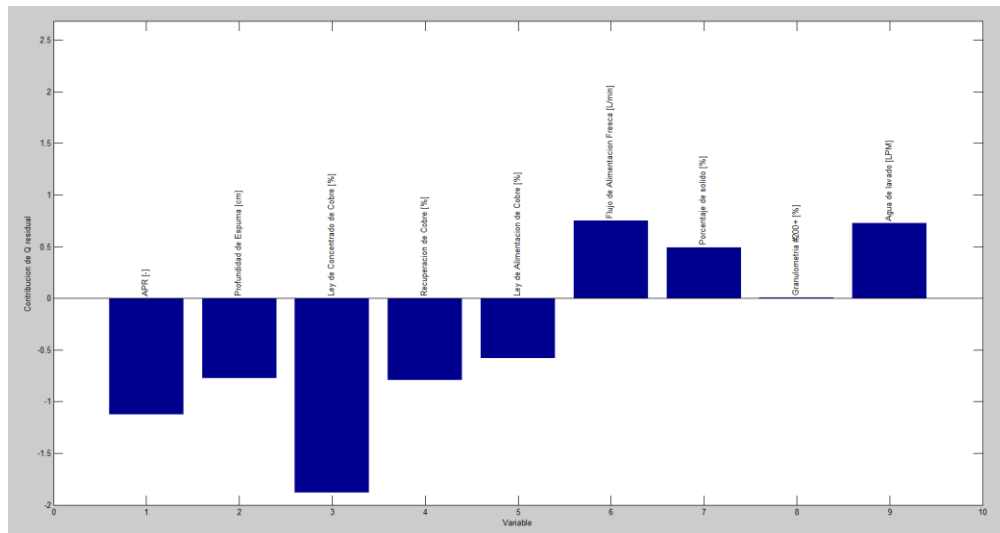


Figura 67: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para porcentaje de sólidos modificado en -5%

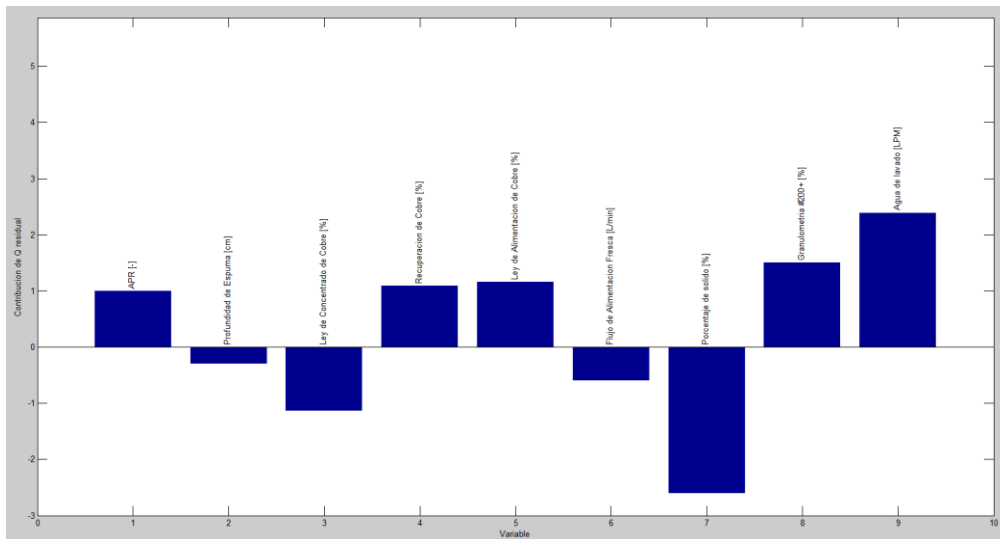


Figura 68: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para porcentaje de sólidos modificado en -50%

9.1.6 Granulometría

9.1.6.1 Aumento de la variable

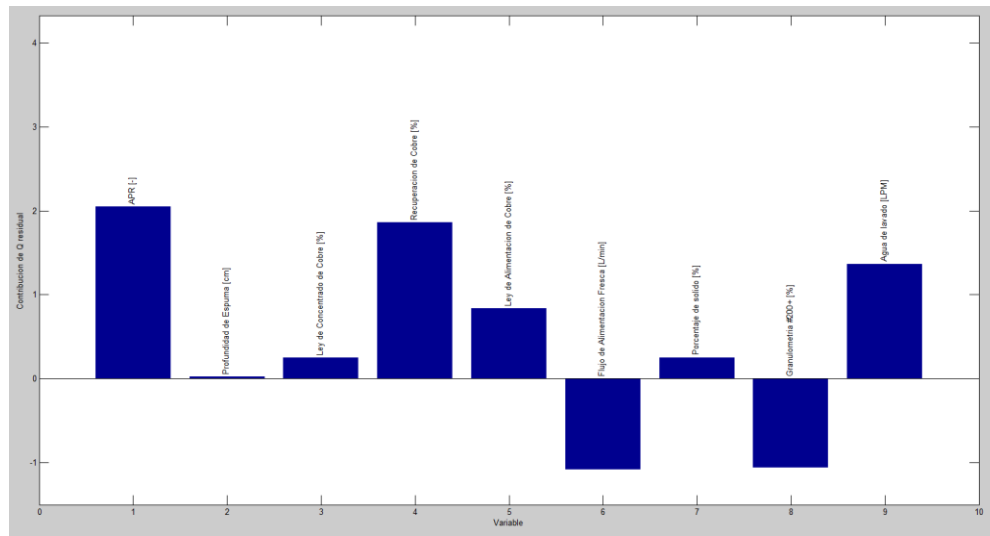


Figura 69: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para granulometría modificado en +5%

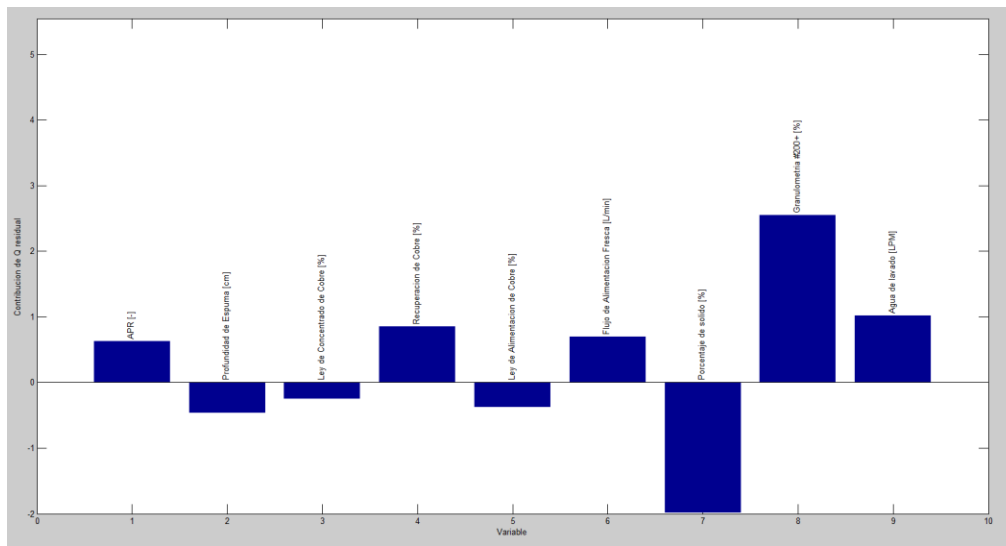


Figura 70: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para granulometría modificado en +50%

9.1.6.2 Disminución de la variable

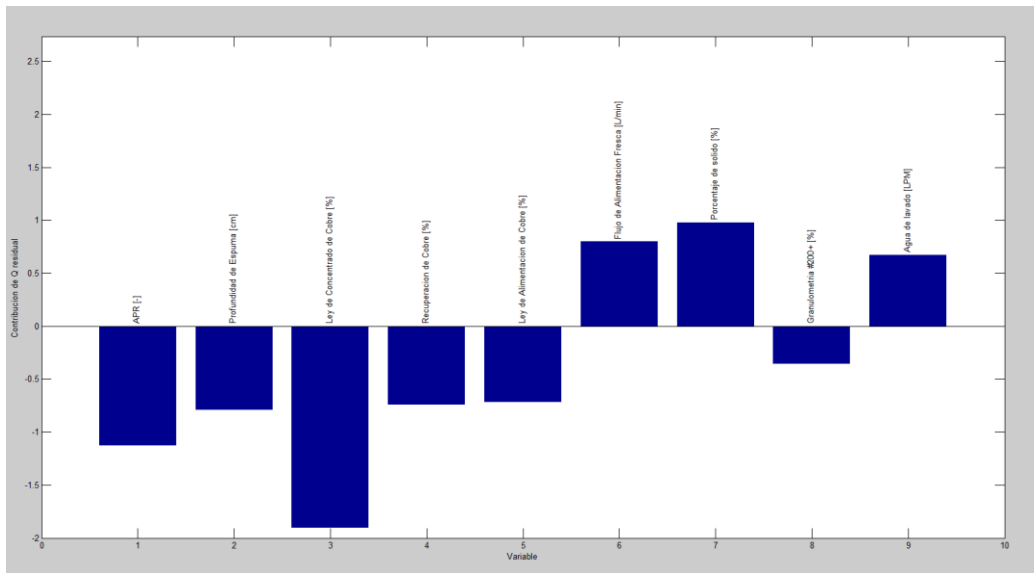


Figura 71: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para granulometría modificado en -5%

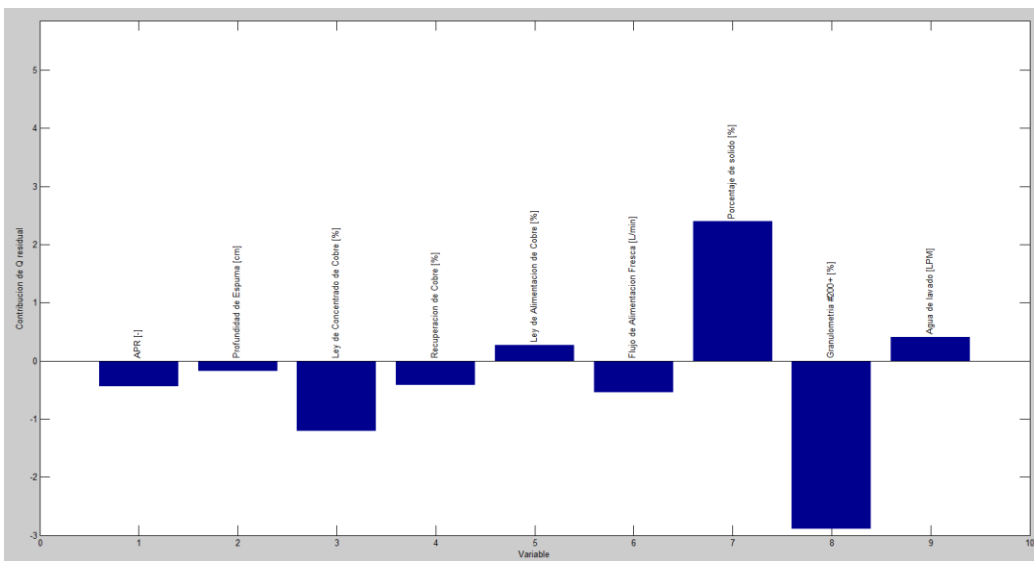


Figura 72: Contribución de un punto al azar en falla instrumental para granulometría modificado en -50%

