



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

ALGORITMO DE MAPEO DE TEXTURAS GEOLÓGICAS EN TESTIGOS DE  
SONDAJES UTILIZANDO CLASIFICADOR SECUENCIAL EN CADENA BASADO EN  
TÉCNICAS DE TRANSFORMADA DE SEÑALES

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGISTER EN  
MINERÍA

LINA YESENIA MARULANDA CARDONA

PROFESOR GUIA:  
WILLY KRACHT GAJARDO

MIEMBROS DE LA COMISION:  
JULIAN ORTIZ CABRERA  
BRIAN TOWNLEY CALLEJAS  
PAULA LARRONDO DURÁN

SANTIAGO DE CHILE  
2016

**RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE:** Magister en minería.

**POR:** Lina Yesenia Marulanda Cardona

**FECHA:** 10/07/2016

**PROFESOR GUIA:** Julián Maximiliano Ortiz

**ALGORITMO DE MAPEO DE TEXTURAS GEOLÓGICAS EN TESTIGOS DE SONDAJES UTILIZANDO CLASIFICADOR SECUENCIAL EN CADENA BASADO EN TÉCNICAS DE TRANSFORMADA DE SEÑALES**

La caracterización de la textura geológica presente en los testigos de sondajes de exploración es utilizada por las diferentes compañías mineras como un paso determinante a la hora de definir las características litológicas y de mineralización presentes en un proyecto, influyendo de forma directa en los procesos mineros y metalúrgicos relacionados con el negocio. Normalmente esta interpretación es realizada de forma visual por parte de profesionales del área, geólogos, quienes determinan la presencia de una textura o característica textural predominante en determinada longitud de sondaje, basándose en sus conocimientos previos y en su juicio experto.

Desarrollos previos han demostrado que esta es una tarea factible de realizar utilizando un clasificador secuencial en cadena basado en técnicas estadísticas de procesamiento de señales. Después de haber establecido la utilidad de este desarrollo en laboratorio bajo condiciones ideales se hace necesario acercarlo a la realidad, es así que este estudio plantea la experimentación a escala piloto sobre una longitud de testigos de sondaje de un proceso exploratorio real, a fin de determinar el algoritmo de trabajo que genere el mayor porcentaje de acierto en la determinación de textura geológica sobre tamaños de soporte mayores a los ya utilizados en la librería de imágenes de entrenamiento.

Finalmente se ha obtenido el porcentaje de acierto en la interpretación de texturas geológica sobre una base de datos de fotografías y se mapeó por parte de un especialista con el fin de establecer valores de acierto a partir de la comparación de resultados; al aplicar los procedimientos de interpretación automáticos propuestos se obtuvo un 84.8% de clasificación correcta sobre imágenes individuales. Paso seguido se determinó el aporte de la interpretación de cada muestra en la determinación de la textura presente sobre un soporte definido de longitud 5m obteniendo un máximo porcentaje de acierto de 76.7%, además se describen los procedimientos y mediciones llevados a cabo para lograr el mejor resultado.

La importancia de la presente investigación radica en que es la finalización del primer paso en el proceso de modelamiento espacial de atributos geometalúrgicos, teniendo como dominio la asignación automatizada de textura en muestras de un depósito mineral. Tal propuesta también se describe en el presente documento.

## **Agradecimientos**

*La presente investigación se realizó en el marco del proyecto TexIM del laboratorio ALGES en colaboración con BHP Billiton, a quienes agradezco por la entrega de la beca, recursos económicos e información que permitieron llevar a cabo ésta tesis de Magister. Me gustaría expresar también mi sincero agradecimiento al profesor Julián Ortiz, mi asesor, por su oportuna guía y aportes durante el proceso de investigación. Así mismo a los miembros de la comisión por los comentarios y opiniones acerca de mi tesis.*

*Por supuesto, a todos quienes son parte importante de las buenas experiencias que viví durante el tiempo que pasé en la universidad momentos fraternos, múltiples risas, escapadas, clases y cafés; Iván, Yina y Vanessa.*

*Finalmente, agradecer a mi familia, a mis papás María Elena y Germán, quienes me levantaron el ánimo en los momentos difíciles, tanto académicos como personales, gracias por la paciencia y por las sabias palabras que constantemente me recordaron cuales son los objetivos por los que debo luchar día a día. A mis hermanos Juan y Laura, pilar fundamental de mi vida.*

## **Tabla de contenido**

1.	Introducción .....	1
2.	Objetivos.....	2
3.	Alcances.....	3
4.	Metodología .....	4
5.	Estado del arte .....	6
5.1	Conceptos básicos .....	6
5.2	Pre procesamiento de imágenes digitales .....	7
	<i>Procedimiento de filtrado en el pre procesamiento de imágenes.</i> .....	8
5.3	Imágenes digitales de texturas geológicas .....	11
5.4	Extracción de características de textura.....	12
5.5	Aplicación sobre imágenes geológicas de rocas en usos metalúrgicos .....	13
6.	Procedimiento experimental .....	17
6.1	Configuración de la información inicial .....	17
6.2	Procesamiento de base de datos de muestras .....	19
6.3	Análisis de resultados iniciales y pre proceso de mejoramiento sobre muestras de imágenes. ....	24
6.4	Asignación de textura a soportes de sondaje a partir de etiquetas de muestras. ....	30
6.5	Mejoramiento en la asignación de textura sobre soportes de sondaje .....	32
6.5.1	Manipulación del clasificador secuencial en cadena .....	32
6.5.2	Cambio de escala de análisis.....	35
6.5.3	Afectación de la densidad de información.....	39
6.5.4	Análisis de procedimientos de mejora de resultados .....	42
6.6	Discusión y posible aplicación en procesos Geo minero metalúrgicos.....	43
7.	Conclusiones .....	45
8.	Recomendaciones.....	47
8.1	Pre procesamiento de imágenes .....	47
8.2	Desarrollo de clasificador n°6 o textura brecha .....	47
8.3	Definición del orden óptimo de los clasificadores para la clasificación secuencial en cadena .....	47
8.4	Nuevos campos de aplicación .....	47
8.5	Trabajo con nueva base de datos .....	47
9.	Bibliografía.....	48

10. Anexos .....	49
------------------	----

### Índice de tablas

Tabla 1 Orden de extracción de características y etiquetado de texturas .....	20
Tabla 2 Generalidades de la clasificación manual de muestras .....	22
Tabla 3 Porcentaje de asignación de textura en proceso automatizado y manual.....	23
Tabla 4 Matriz de confusión Clasificación manual Vs. Clasificación manual de imágenes sin pre proceso.....	23
Tabla 5 Porcentaje de aparición de características generadoras de error. ....	25
Tabla 6 Matriz de confusión Clasificación manual Vs. Clasificación automatizada de imágenes con pre proceso.....	28
Tabla 7 Distribución de etiquetas imágenes sin pre proceso y con pre proceso .....	29
Tabla 8 Porcentaje de textura presente para 3 soportes de sondaje de 5m de longitud (39m-59m).....	31
Tabla 9 Nueva asignación de etiquetas para texturas estacionarias después de modificar el orden del clasificador secuencial en cadena.....	34
Tabla 10 Nueva asignación de etiquetas para texturas estructurales después de modificar el orden del clasificador secuencial en cadena.....	34
Tabla 11 Asignación de etiquetas en proceso automatizado con diferente orden de clasificadores. ....	35
Tabla 12 Resumen bases de datos de muestras .....	38
Tabla 13 Cantidad de muestras procesadas según patrón de muestreo .....	40

### Índice de figuras

Figura 1 Condiciones de suavidad, rugosidad y continuidad en imágenes. ....	6
Figura 2 Disminución progresiva en la resolución de una imagen. (Gonzales, 2001). ....	7
Figura 3 Filtro de media .....	8
Figura 4 Filtro de la media ponderada .....	9
Figura 5 Filtro de la mediana .....	9
Figura 6 a) Matriz de filtrado identidad b) Matriz de filtrado menos media .....	9
Figura 7 a) Filtro laplaciano b) Menos filtro laplaciano.....	10
Figura 8 a) Muestra de una imagen de 3x3 b) Equivalente binario de LBP c) Peso asignado a cada pixel .....	13

Figura 9 Visualización del ángulo espectral.....	14
Figura 10 Medición de la longitud de escala de grises GLRL con el fin de determinar el tamaño de la muestra (Pietersen, 2011) .....	14
Figura 11 Asociación de niveles de gris en un radio definido (Pietersen, 2011) .....	15
Figura 12 Primer paso en la extracción de imágenes de la plataforma Coreshed® .....	17
Figura 13 Proceso de obtención de base de datos de imágenes definitivas. ....	18
Figura 14 Ejemplo de imagen de sondaje eliminada .....	18
Figura 15 Imágenes de muestra (a) Textura pura (b) Textura mezclada (c) Parte material fragmentado.....	19
Figura 16 Diagrama de flujo clasificador secuencial en cadena (Lobos, 2014) .....	20
Figura 17 Porcentaje de acierto en la clasificación inicial de textura sobre muestras de imágenes .....	24
Figura 18 Porcentaje de clasificación de textura por clase de textura en etapa de desarrollo del clasificador.....	25
Figura 19 Imagen de muestra (a) Original con histograma (b) Mejorada con histograma .....	27
Figura 20 Porcentaje de clasificación correcta para muestras de imágenes con y sin pre proceso .....	28
Figura 21 Cantidad total de imágenes no clasificadas antes y después de ser preprocesadas .....	29
Figura 22 Porcentaje de acierto inicial en la clasificación de textura sobre soportes de sondaje .....	32
Figura 23 Porcentaje de acierto en la clasificación de textura estacionaria sobre soporte de sondaje con diferente orden de clasificador.....	33
Figura 24 Porcentaje de acierto en la clasificación de textura estructural sobre soporte de sondaje con diferente orden de clasificador.....	34
Figura 25 Conformación de base de datos de muestras que representan trozos de 2cm x 2cm de sondaje.....	36
Figura 26 Conformación de base de datos de muestra que representan trozos de 3cm x 3cm de sondaje.....	36
Figura 27 Conformación de base de datos de muestra que representan trozos de 4cm x 4cm de sondaje.....	37
Figura 28 Conformación de base de datos de muestra que representan trozos de 5cm x 5cm de sondaje .....	37
Figura 29 Porcentaje de acierto en el etiquetado de textura para cada base de datos .....	38
Figura 30 Orden de numeración de imágenes de muestra .....	39
Figura 31 Patrón 1 y 2 de muestreo de imágenes.....	39

Figura 32 Porcentaje de acierto de asignación de textura para base de datos número 1 según densidad de muestreo .....	40
Figura 33 Porcentaje de acierto de asignación de textura para base de datos número 2 según densidad de muestreo .....	41
Figura 34 Porcentaje de acierto de asignación de textura para base de datos número 3 según densidad de muestreo .....	41
Figura 35 Porcentaje de acierto de asignación de textura para base de datos número 4 según densidad de muestreo .....	41
Figura 36 Esquema primer paso de propuesta de determinación de variables geo metalúrgicas .....	43
Figura 37 Características que deben cumplir las muestras GMM.....	44
Figura 38 Esquema de producto final propuesto .....	44

### **Índice de ecuaciones**

Ecuación 1 Filtro basado en derivadas .....	10
Ecuación 2 Calculo de LBP .....	13

## **1. Introducción**

La textura geológica presente en un sondaje exploratorio es una característica que permite identificar las condiciones de formación de la roca, y por tanto, la descripción de la textura podría usarse como dominio para modelar atributos geo minero metalúrgicos GMM, como son la litología, alteración y mineralización presente.

El presente trabajo busca establecer el procedimiento que se debe aplicar cuando se desea definir la textura geológica presente sobre soportes de testigos de sondajes de exploración, teniendo como información de muestreo fotografías de alta resolución digital de color verdadero capturadas sobre la plataforma Corescan®. Esto se realiza a modo de pilotaje a partir de más de 14000 imágenes de 128 x 128 píxeles en escala de grises, con el fin de caracterizar 150 metros de sondaje, equivalentes a 30 compositos de 5 m determinando la textura presente en cada uno de ellos haciendo uso de los clasificadores de características texturales basados en la transformada de señales.

Cabe anotar que la información utilizada corresponde a un proyecto de exploración real y su objetivo final es determinar cuáles son las características que deben cumplir las muestras, partiendo con la identificación de las particularidades presentes en las imágenes que generan la no asignación de textura o la clasificación errada de la textura geológica presente, para después corregir y procesar de nuevo; finalmente los resultados obtenidos sobre cada muestra se tratan de tal forma que determinan las texturas características en la longitud total del soporte de composito definido para el proyecto exploratorio.

El nivel de acierto en el etiquetado tanto para muestras independientes como para la longitud de soporte, fue definido a partir de la comparación de los resultados obtenidos al procesar las muestras con el clasificador secuencial en cadena y la asignación de textura realizada por un experto calificado en el área.

Después de establecer una relación entre la textura asignada y la respuesta GMM, se espera que el procedimiento de asignación de textura de forma automatizada sea aplicado sobre muestras cuya respuesta GMM no se conoce para de esta manera modelar su comportamiento espacialmente.

La investigación actual permite complementar los avances obtenidos dentro del marco del proyecto TexIM del laboratorio ALGES en colaboración con BHP-Billiton, apoyado en los desarrollos anteriormente nombrados y buscando que en un futuro se puedan integrar módulos confiables de interpretación de imágenes de texturas geológicas al entorno de ALiCiA, software de interpretación de imágenes geológicas que se encuentra en etapa de desarrollo por parte del laboratorio ALGES de la Universidad de Chile.



## **2. Objetivos**

### **2.1 General**

Caracterizar la textura geológica presente sobre una longitud de soporte de sondaje de exploración definido, a partir de muestras de imágenes de textura de menor tamaño etiquetadas haciendo uso del clasificador secuencial en cadena basado en la transformada de señales de características propias de textura geológica.

### **2.2 Específicos**

- Entender las aplicaciones de procesamiento de señales desarrolladas para cada una de las clases de textura de roca definidas como de presencia común en pórfidos de cobre.
- Conocer y manejar las implementaciones de interpretación de imágenes geológicas propuestas por el laboratorio ALGES (ALiCIA).
- Determinar los clasificadores disponibles y sus parámetros de aplicación.
- Procesar las imágenes suministradas por BHP Billiton hasta obtener muestras en el formato adecuado de procesamiento.
- Definir las características de imagen que provocan una clasificación de textura geológica errada.
- Reprocesar las imágenes de muestreo de tal manera que permita aumentar el porcentaje de acierto en la definición de textura presente sobre un soporte mayor.
- Definir el procedimiento óptimo que permita relacionar las muestras de imagen obteniendo un resultado de etiqueta de textura sobre el soporte de longitud establecida.
- Definir recomendaciones y mejoras en búsqueda de optimizar el procedimiento propuesto.

### **3. Alcances**

El proyecto contempla una revisión de los procedimientos propuestos actualmente para sistematizar la identificación de texturas geológicas a partir de imágenes de sondajes de exploración.

Se busca probar el clasificador secuencial de textura desarrollado con anterioridad sobre una base de datos nueva y de un proyecto exploratorio real que cuenta con una considerable mayor cantidad de muestras con las mismas características de tamaño y resolución a las inicialmente utilizadas al momento de desarrollar dichos procedimientos, comprobando así el porcentaje de acierto en la clasificación.

Además se definirán las características que deben cumplir las muestras iniciales y el procedimiento de análisis de resultados que permite establecer de forma acertada la asignación de textura sobre soportes de mayor tamaño para un proyecto de exploración.

Se entrega el porcentaje de acierto que genera el procesamiento sobre las imágenes de muestra y el porcentaje de acierto al momento de relacionarlas con la textura presente sobre la longitud total del soporte. Como información de comparación se tiene la interpretación hecha por un profesional del área.

## 4. Metodología

1. Estudio de metodología de análisis y clasificación de textura sobre muestras de roca natural basada en la nueva transformada de características, identificando su aplicación, funcionamiento e información necesaria para optimizar sus resultados.
2. Captura de imágenes que conforman la base de datos de imágenes inicial destinadas al primer procesamiento y asignación de textura geológica. La información suministrada para el estudio corresponde al producto del escaneo de alta resolución de tres sondajes exploratorios correspondientes a la compañía minera BHP Billiton. Tal información se extrajo y cortó hasta obtener 14000 imágenes de 128 x 128 píxeles que representan una escala de 2 x 2cm información utilizada para el proceso automatizado.
3. Etiquetado experto de textura geológica sobre 328 imágenes que conforman el 2.34% del total analizado en el procesamiento automatizado, procedimiento realizado por un especialista.
4. Análisis automatizado del total de las imágenes y evaluación de resultados. Comparación del etiquetado arrojado por el clasificador automatizado con el etiquetado manual obtenido en el procedimiento anterior. Identificación de etiquetas asignadas erróneamente, asumiendo como asignación correcta la realizada por el especialista.
5. Identificación de posibles causas de mal etiquetado en el proceso automatizado, realizando una inspección visual de las imágenes con clasificación errada y documentando características que pudieran generar error.
6. Investigación de posibles pre procesos de mejora de imágenes y cambio de parámetros del clasificador secuencial que permitan minimizar o eliminar las características que se identificaron como causa del error. Dentro de las soluciones factibles a aplicar se tiene filtros aplicados al dominio de la frecuencia y filtros aplicados al dominio del espacio.
7. Re análisis automatizado sobre las imágenes etiquetadas de forma manual ya pre procesadas y mejoradas haciendo uso de los procedimientos señalados. Nueva comparación de desempeño y obtención de mejora en el porcentaje de acierto. Después de obtener los resultados sobre este grupo de imágenes se aplicó el mismo procedimiento sobre el total de la base de datos.
8. Clasificación de soporte mayor a partir de la clasificación hecha a fotografías pequeñas. Separación de texturas en dos grandes grupos; texturas estructurales y texturas estacionarias. Identificación del porcentaje de ocurrencia de cada una de ellas sobre soportes consecutivos de longitud 5m.
9. Etiquetado experto manual de textura sobre longitudes de sondaje de 20cm, señalando porcentaje de ocurrencia de cada textura sobre la longitud analizada y también el porcentaje de aparición de mezcla de texturas. Tales longitudes de sondajes corresponden a las fotografías de donde se extrajeron las muestras que conforman la base de datos inicial de imágenes de 128 x 128 píxeles. El

procedimiento fue llevado a cabo por un especialista sobre el 100% de la longitud de sondaje analizado.

10. Comparación entre el etiquetado manual de compositos con el etiquetado obtenido a partir de la clasificación de muestras de imágenes. El parámetro de comparación fue la textura tanto estructural como estacionaria más frecuente tanto para el etiquetado manual como para el conjunto de muestras que conforman el largo del composito.
11. Búsqueda de aumento en el porcentaje de acierto de etiquetado de soportes de sondaje a partir de muestras modificando su escala, aumentando o disminuyendo la misma. Además se utilizan diferentes patrones de muestreo lo que permite probar resultados de clasificación a partir de la variación en la densidad de información.
12. Análisis de resultados obtenidos después de aplicar modificaciones al procedimiento, definiendo las condiciones que deberían cumplir las muestras de imagen de tal manera que se pueda obtener el mejor resultado al momento de relacionarlas con la textura presente en un soporte de sondaje.
13. Aplicación de métricas de comparación de resultados basadas principalmente en matrices de confusión donde se reflejó la variación del etiquetado al momento de realizar modificaciones a la base de datos.
14. Discusión sobre posible aplicación en modelamiento de comportamiento GMM a partir de la identificación de textura.
15. Conclusiones y recomendaciones obtenidas de los procedimientos realizados.

## 5. Estado del arte

### 5.1 Conceptos básicos

Con el fin de contextualizar el tema estudiado se presentan a continuación una serie de conceptos básicos.

#### Textura

La textura es una de las características principales de una imagen que permite clasificarla teniendo como base la uniformidad de intensidad en regiones locales de la misma; aunque para el caso de texturas geológicas no es usual que una imagen presente patrones de intensidad uniforme, se dice que la textura es una región macroscópica estructurada de la imagen que presenta propiedades locales constantes, lentamente variables o aproximadamente periódicas. Tal orden radica en la repetición no casual de partes elementales que tienen dimensión (forma, longitud) similar.

La textura, es una característica de difícil definición siendo la más apropiada a utilizar “Una textura está definida por la uniformidad, densidad, grosor, rugosidad, regularidad, intensidad y direccionalidad de medidas discretas del tono en los píxeles y de sus relaciones espaciales” (Haralick, 1979). Lo que implica que el análisis de una textura debería ser en función de la escala o resolución de análisis presente.

La textura de un píxel no se puede definir, para definirla se necesita estudiar la vecindad de un grupo de los mismos. Dependiendo del tamaño de vecindad elegido la textura puede variar, es decir que la textura como se dijo anteriormente está directamente relacionada con la escala de representación de la imagen.

En el caso de una imagen de tipo digital Figura 1, la textura se puede clasificar a partir de:

- La frecuencia o variabilidad de cambio de los tonos en los píxeles.
- La dirección o direcciones de cambio.
- El contraste entre un píxel y sus vecinos.
- Escala y resolución de observación.



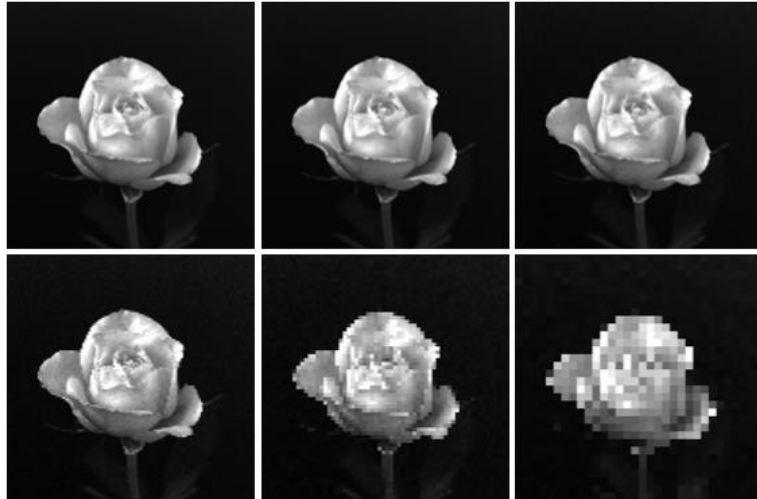
Figura 1 Condiciones de suavidad, rugosidad y continuidad en imágenes.

#### Relación de escala y resolución en una imagen

Uno de los aspectos más importantes, para definir la calidad de las imágenes digitales, es la resolución física o superficial de los píxeles. Siendo el píxel, el elemento más pequeño en que puede dividirse una imagen digital, la superficie real que representa cada uno de ellos define los objetos o detalles más pequeños que pueden observarse en una imagen. Lo anterior implica que, dos líneas o puntos que estuvieran separados entre sí a menor distancia de la requerida para un píxel se verían como una sola línea o un solo punto.

Es aquí donde los conceptos de heterogeneidad y homogeneidad de textura toma relevancia, debido a que la repetición espacial de características de textura está dada en función de la escala de observación.

En la Figura 2 se aprecia como al disminuir el tamaño de pixel es decir al aumentar el número de pixeles por milímetro la resolución de la imagen mejora considerablemente.



*Figura 2 Disminución progresiva en la resolución de una imagen. (Gonzales, 2001).*

Es necesario no confundir la escala de una imagen con su resolución. La escala de una imagen es la relación existente entre la longitud de un objeto en la realidad y su representación gráfica. La imagen digital en sí misma es adimensional y puede representarse a cualquier tamaño.

## **5.2 Pre procesamiento de imágenes digitales**

El pre procesamiento de imágenes digitales es el conjunto de técnicas que se aplican a las imágenes digitales con el objetivo de mejorar la calidad o facilitar la búsqueda de información específica que facilite el análisis de las mismas. Si bien estas técnicas son comúnmente aplicadas en los procedimientos de interpretación geológica de sondajes mineros (a partir de imágenes digitales) no terminan de ser aceptados globalmente debido a la posible eliminación de detalles, que aunque en principio pueden no considerarse importantes a la hora de determinar el contenido o propiedades de la imagen, hacen parte de sus características determinantes, y que determinan uno u otro resultado a la hora de la interpretación (Troy A. R., 1970).

Este tipo de problema producto del pre procesamiento de imágenes se hace notable a la hora de analizar imágenes que están compuestas tanto por textura, como por objetos. Al eliminar o darle menor importancia a alguna de las dos características se podría estar generando una interpretación errada en el siguiente paso de análisis.

### Procedimiento de filtrado en el pre procesamiento de imágenes.

Se denomina filtrado al conjunto de técnicas englobadas dentro del pre procesamiento de imágenes cuyo objetivo fundamental es obtener, a partir de una imagen origen, otra final cuyo resultado sea más adecuado para una aplicación específica, mejorando ciertas características de la misma, que posibilite efectuar operaciones del procesado sobre ella.

Los resultados que se obtienen después de aplicar filtros sobre una imagen son:

- Suavizamiento: Reducción de la variación de intensidad entre píxeles vecinos.
- Eliminación de ruido: Eliminación de aquellos píxeles cuyo nivel de intensidad es altamente diferente al de sus vecinos.
- Énfasis de bordes: Se destacan los bordes que se localizan en una imagen.
- Detectar bordes: Se detectan los píxeles donde se produce un cambio brusco en la función intensidad.

Un filtro entonces es el procedimiento aplicado sobre una imagen con el fin de optimizar su interpretación enfatizando cierta información o conseguir un efecto especial en ella. Puede ser aplicado sobre los dominios de frecuencia y/o espacio.

### Filtros aplicados en el dominio del espacio

El termino dominio espacial se refiere al conjunto de puntos que componen una imagen y los métodos en el dominio espacial son procedimientos que operan directamente sobre los pixeles. Dentro de este tipo de filtros se encuentran los descritos a continuación:

**Filtro paso bajo:** Atenúa las frecuencias altas y mantiene sin variaciones las bajas. El resultado en el dominio espacial es equivalente al de un filtro de suavizado, donde las altas frecuencias que son filtradas se corresponden con los cambios fuertes de intensidad. Consigue reducir el ruido suavizando las transiciones existentes. Existen varias posibilidades:

- Filtro de la media, asigna al pixel central la media de todos los pixeles incluidos en la ventana. La matriz de filtrado estaría compuesta por unos y el divisor sería el número total de elementos en la matriz Figura 3. Así:

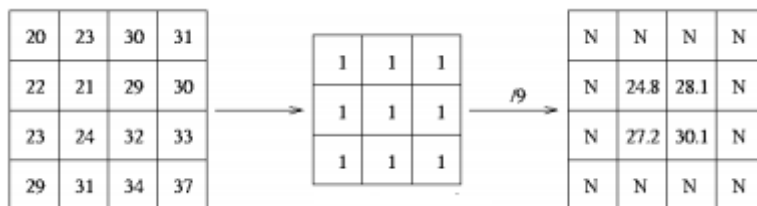


Figura 3 Filtro de media

- Filtro de media ponderada, los elementos de la matriz de filtrado no son todos 1 sino que se da más peso a uno de ellos (generalmente el central) para obtener un resultado más parecido a la imagen original y evitar perdida en la resolución de la misma Figura 4.

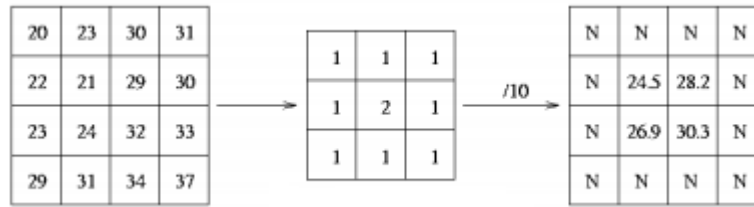


Figura 4 Filtro de la media ponderada

- Filtro de la mediana tiene la ventaja de que el valor final del pixel es un valor real presente en la imagen y no un promedio, de este modo se reduce la perdida de resolución que tienen las imágenes que han sufrido un filtro de media Figura 5. Además el filtro de la mediana es menos sensible a valores extremos. El inconveniente es que resulta más complejo de calcular ya que hay que ordenar los diferentes valores que aparecen en los pixeles incluidos en la ventana y determinar cuál es el valor central.



Figura 5 Filtro de la mediana

**Filtro paso alto:** Atenúa las frecuencias bajas manteniendo invariables las frecuencias altas. Puesto que las altas frecuencias corresponden en las imágenes a cambios bruscos de densidad, este tipo de filtros es usado, porque entre otras ventajas, ofrece mejoras en la detección de bordes en el dominio espacial, ya que estos contienen gran cantidad de dichas frecuencias. Refuerza los contrastes que se encuentran en la imagen. Existen diversos métodos:

- Sustracción de la media. Si se considera que un filtro de paso bajo sirve para resaltar componentes a gran escala eliminando la variabilidad local, si a la imagen original se le resta el resultado de pasarle un filtro de paso bajo, se consigue resaltar esa variabilidad local. La matriz de filtrado de este filtro menos media puede calcularse directamente restando a la matriz de filtrado identidad a la matriz de filtrado menos media Figura 6:

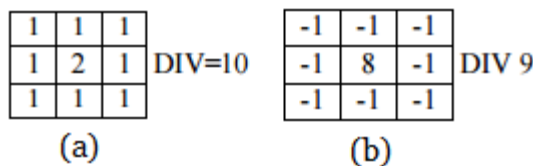


Figura 6 a) Matriz de filtrado identidad b) Matriz de filtrado menos media



- Filtros basados en las derivadas. La derivada de una función  $y = f(x)$  es el incremento de  $y$  para cada incremento infinitesimal de  $x$ . En el caso de Modelo Digital de Elevaciones la derivada es la pendiente. La segunda derivada es la derivada de la derivada, que en el caso de un modelo digital de elevación MDE, da información acerca de la forma (ladera recta, cóncava o convexa, valle, cresta o cima) del terreno. En el caso de una imagen de satélite informa como son los cambios, más o menos bruscos, que se producen entre pixeles contiguos. A continuación aparecen las ecuaciones de las derivadas respecto a  $x$  e  $y$ , las segundas derivadas respecto a  $x$  e  $y$ , la derivada compuesta y la derivada segunda compuesta denominada también laplaciana Ecuación 1.

$$\Delta xp(i, j) = p(i, j) - p(i - 1, j)$$

$$\Delta yp(i, j) = p(i, j) - p(i, j - 1)$$

$$\Delta x_2p(i, j) = \Delta xp(i + 1, j) - \Delta xp(i, j) = p(i + 1, j) + p(i - 1, j) - 2p(i, j)$$

$$\Delta y_2p(i, j) = \Delta yp(i, j + 1) - \Delta yp(i, j) = p(i, j + 1) + p(i, j - 1) - 2p(i, j)$$

$$\Delta xyp(i, j) = \text{sqr} \Delta xp(i, j)^2 + \Delta yp(i, j)^2$$

$$\Delta xy_2p(i, j) = [p(i + 1, j) + p(i - 1, j) + p(i, j + 1) + p(i, j - 1)] - 4p(i, j)$$

*Ecuación 1 Filtro basado en derivadas*

El filtro laplaciano se recomienda para el realce de rasgos lineales en entornos urbanos. Otra opción para resaltar los elementos de mayor variabilidad es restar a la imagen original la obtenida mediante un filtrado laplaciano Figura 7.

0	1	0	DIV=1	0	-1	0	DIV=1
1	-4	1		-1	5	-1	
0	1	0		0	-1	0	
(a)			(b)				

*Figura 7 a) Filtro laplaciano b) Menos filtro laplaciano*

### Filtros aplicados al dominio de la frecuencia.

En función del teorema de la convolución, los principios de mejora en el dominio de la frecuencia se basan en: calcular la transformada de Fourier de la imagen a mejorar,

multiplicar el resultado por la función de transferencia de un filtro y, finalmente, tomar la transformada inversa de Fourier para llegar a la imagen mejorada.

La transformada de Fourier,  $F(u)$ , de una sola variable, de una función continua,  $f(x)$ , se define como:

$$F(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x).e^{-j2\pi.u.x} dx$$

De la misma forma, dada  $F(u)$ , se puede obtener  $f(x)$  a través de la transformada inversa de Fourier:

$$f(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} F(u).e^{j2\pi.u.x} du$$

Las expresiones anteriores pueden extenderse fácilmente a dos variables,  $u$  y  $v$ :

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y).e^{-j2\pi.(u.x+v.y)} dx dy$$

Y, similarmente, la transformada inversa queda definida como:

$$f(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} F(u, v).e^{j2\pi.(u.x+v.y)} dudv$$

Ahora bien, en el procesamiento de imágenes se trata con funciones discretas. Por esta razón se presenta la transformada de Fourier de una función discreta (TDF) de una variable,  $f(x)$ , con  $x=0, 1, \dots, M-1$ :

$$F(u) = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{M-1} f(x).e^{\frac{-j2\pi.u.x}{M}}$$

Para  $u=0, 1, \dots, M-1$ . Análogamente, dada  $F(u)$ , la transformada discreta de Fourier inversa está definida como:

$$f(x) = \sum_{u=0}^{M-1} F(u).e^{\frac{j2\pi.u.x}{M}}$$

Para  $x=0, 1, \dots, M-1$ . Cada uno de los  $M$  términos de  $F(u)$  es llamado componente de frecuencia de la transformada. Los valores de  $u$  en los que la  $F(u)$  está definida se llama dominio de la frecuencia.

### 5.3 *Imágenes digitales de texturas geológicas*

Si bien la caracterización de la textura presente sobre una estructura geológica es un procedimiento usualmente realizado de forma manual por un profesional del área, debido a su dificultad de caracterización, se han adelantado estudios pioneros que se centran en la identificación de objetos presentes como cristales aunque pocos enfocados estrictamente en su aplicación en procesos mineros o metalúrgicos (Jerram, 2005).

El punto inicial de trabajo en la identificación de texturas geológicas aplicado a la minería ha sido la identificación de las clases de textura más comúnmente encontradas en los yacimientos de cobre porfídico, en los cuales la asignación más acertada es aquella donde se definen 2 grupos de textura uno donde se presenta un patrón estacionario y en el que se encuentra la presencia de alguna estructura (Lobos, 2014).

En cuanto al análisis de texturas estacionarias (no geológicas) sobre imágenes digitales se han realizado amplios avances, comenzando por la implementación de técnicas de manipulación de niveles de gris sobre las mismas para de esta manera obtener mejores resultados de clasificación (Troy E. , 1973), hasta llegar a definir cuál es el dominio de imagen y los componentes de frecuencia que permiten identificar la presencia de una textura definida además de la transformada a aplicar (Nixon, 2008).

El grupo definido por texturas de tipo estructural se define a partir del proceso de mineralización y se refleja por la presencia de objetos tales como debilidades rellenas por algún tipo de mineral o estructuras minerales (Tarbuck, 2005). Para este tipo de textura o identificación de objetos de tipo geológico aún no se desarrollan avances específicos, pero sí se encuentran bien definidas sus características de forma visual lo que permite procesarlas mediante procesos de extracción de las mismas.

#### **5.4 Extracción de características de textura**

Dentro de los desarrollos previos aplicados en el campo de procesamiento de imágenes digitales se encuentran procedimientos de extracción de características de textura a partir de transformadas Wavelets (Do, 2002), la descomposición de imágenes donde es posible separar la textura estacionaria de los objetos presentes (estructura) aplicando sobre estas una medida de ortogonalidad (Sziranyi, 2012), estos avances se usaron sobre un grupo de imágenes seleccionadas que cumplieron con características establecidas por los autores.

Además se encuentran avances en el campo de la identificación y separación de objetos de tipo geométrico de la textura que lo acompaña al usar transformadas Shearlet y Wavelet respectivamente (Martinez, 2007).

Existen también métodos que requieren una menor carga computacional con un aceptable porcentaje de acierto al ser entrenados con información similar a la base de datos con la que se pretende trabajar. El más conocido es el LBP (patrón binario local) donde se compara el valor de gris de un pixel con sus vecinos más cercanos y se asigna un valor de 0 o 1 dependiendo de su correspondencia (Ojala, 2000).

Consiste en la comparación de pixel central con los vecinos, en el cual el pixel central es tomado como el umbral con respecto a sus vecinos, al realizar la comparación del pixel central con el vecino se le asigna un valor de uno "1" si el vecino es mayor o igual, en caso contrario se le asigna un valor de cero "0". A cada resultado del umbral se le asigna un peso de  $2^n$ , en donde n depende de la posición del vecino con respecto al pixel central. Finalmente se realiza una suma de los diferentes pesos obteniendo la representación LBP de pixel (Mäenpää, 2003).

En la ecuación 2 se observa el resultado del operador LBP para una matriz de 3x3 utilizando 8 vecinos en el ejemplo de la Ilustración 7.

Muestras		
10	22	25
23	20	21
9	17	20

(a)

Umbral		
0	1	1
1		1
0	0	1

(b)

Pesos		
1	2	4
128		8
64	32	16

(c)

Figura 8 a) Muestra de una imagen de 3x3 b) Equivalente binario de LBP c) Peso asignado a cada pixel

$$LBP = (0 \times 1) + (1 \times 2) + (1 \times 4) + (1 \times 8) + (1 \times 16) + (0 \times 32) + (0 \times 64) + (1 \times 128) = 158$$

*Ecuación 2 Calculo de LBP*

### 5.5 Aplicación sobre imágenes geológicas de rocas en usos metalúrgicos

Sobre imágenes geológicas se han desarrollado nuevas metodologías de procesamiento que buscan apoyar la predicción del comportamiento de procesos metalúrgicos a partir de la combinación de técnicas de análisis de imagen generales y clasificaciones específicas de textura en términos de tamaño, forma y la orientación de las partículas minerales, apoyándose además en la propuesta de una nueva técnica de análisis de textura usando la asociación de niveles de gris sobre un radio definido ( GLRSA ) y asignando un ángulo espectral ( SAM ) para discriminar entre diferentes imágenes geológicas (Nguyen, 2013).

El mapeo del ángulo espectral o SAM es una distancia métrica común, que compara el espectro de un pixel desconocido con la biblioteca de referencia espectros (Kruse et al, 1993; Luc et al, 2005). Esta herramienta ha sido desarrollada y validada en la cartografía geológica con éxito desde la década de 1990 (Girouard et al, 2004). El espectro de reflectancia de cada pixel puede ser descrito como vectores en n dimensiones del espacio, donde n es el número de bandas espectrales. Por otra parte la longitud del vector representa la iluminación y la dirección del vector representa la variabilidad del espectro del píxel (Luc et al, 2005). Por lo tanto, el ángulo entre dos vectores ( $\theta$ ) representa la diferencia entre los espectros de dos píxeles Figura 9. Cuanto más similares son las dos píxeles, menor es el ángulo.

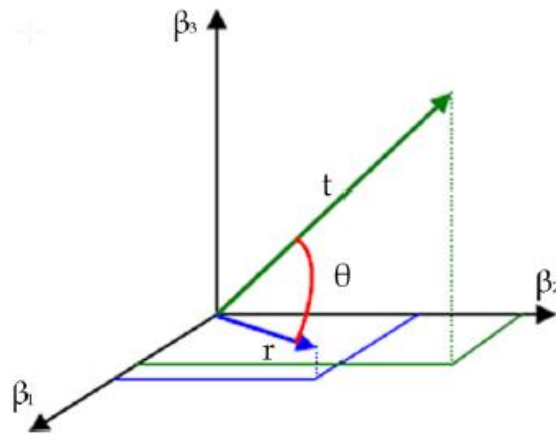


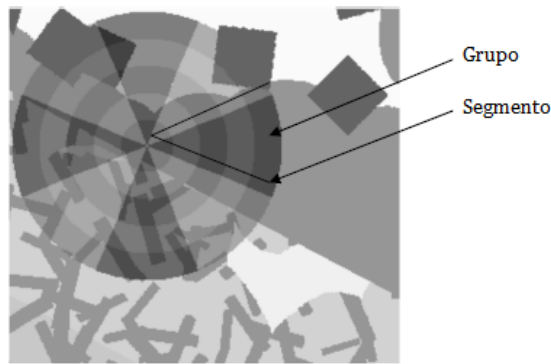
Figura 9 Visualización del ángulo espectral.

Con el fin de obtener los mejores resultados las imágenes de registro se filtran en primer lugar, para reducir al mínimo la cantidad de ruido que puede afectar las mediciones, para después recortarlas en submuestras de tamaño apropiado. El tamaño de la muestra debe ser lo suficientemente grande para acomodar los cambios estructurales en la textura. Una simple ejecución de la revisión de longitud de niveles de gris (GLRL) se puede utilizar para este propósito. El GLRL mide la longitud de los píxeles examinados por medio de la detección de la distancia recorrida para todos esos píxeles en todas las direcciones hasta que píxeles de diferente valor se encuentren Figura 10.



Figura 10 Medición de la longitud de escala de grises GLRL con el fin de determinar el tamaño de la muestra (Pietersen, 2011)

La comparación de píxeles se lleva a cabo mediante el uso de GLRSA, que compara el píxel original con los píxeles circundantes en términos de grupos y segmentos Figura 11.



*Figura 11 Asociación de niveles de gris en un radio definido (Pietersen, 2011)*

Las submuestras, denominadas texturelets, se comparan entonces una contra la otra en una clasificación no supervisada, algoritmo usado para crear una biblioteca de referencia texturelet. Las imágenes cargadas individualmente entonces son expresadas como distribuciones de la librería de referencia. Los tipos de rocas se definen a partir de la agrupación de estas distribuciones.

Dentro de los procedimientos de identificación de textura geológica enfocados en la aplicación en el campo de la minería, se cuenta con la investigación y aplicación sobre un grupo de imágenes de prueba un clasificador secuencial en cadena, donde las etiquetas se asignan a partir de los resultados obtenidos de la aplicación de nuevas transformadas basadas en la extracción de características específicas (Lobos, 2014).

Tal procedimiento tiene primer paso la definición de 6 grupos de textura. Se identificaron las características de imagen específicas con las que cuenta cada grupo de textura y tomando esto como punto de partida se establecieron los métodos de análisis y procesamiento basados en la transformada de dominios de imagen que podrían ayudar a clasificarlas de forma automatizada.

Además se construyó un sistema de clasificación binario secuencial concatenado basado en los 5 clasificadores obtenidos dependiendo del grupo de textura a identificar. Los dominios de extracción de características están dados por las transformadas Wavelet y Shearlet correspondientes, buscando principalmente separar texturas de objetos.

Una de las conclusiones importantes de este trabajo fue establecer que en una imagen de representación geológica pueden aparecer a la misma vez objetos (estructuras) y patrones que se repiten con cierta frecuencia, texturas estacionarias, para lo que se integraron algoritmos (Sziranyi.T, 2012) (Starck, 2005) que permiten separar estas dos características para paso seguido realizar el procesamiento propuesto.

Con el fin de determinar el comportamiento de cada uno de los clasificadores binarios se propuso como técnica empírica de evaluación de resultados la validación cruzada.

Además con el fin de definir los detectores para cada clasificador se implementó la aplicación de máquinas de vectores de soporte SVM (Cortes, 1995), debido principalmente a su buen comportamiento en bases de datos compuestas por información limitada y los buenos resultados que presenta al haberse establecido características concretas de clasificación para cada uno de los grupos de textura.

Cabe anotar que la aplicación propuesta asigna texturas sobre un grupo de muestras compuesto por 96 imágenes de entrenamiento, correspondientes al total de la población utilizada en el experimento, dejando espacio a la prueba de identificación de textura geológica sobre muestras de imágenes de un proyecto exploratorio aleatorio donde las imágenes utilizadas no serán seleccionadas por contener alguna característica especial.

## 6. Procedimiento experimental

### 6.1 Configuración de la información inicial

Como información inicial de trabajo se tiene el registro digital de imágenes en formato Corescan® sobre la plataforma Coreshed® de testigos de sondajes de exploración pertenecientes al proyecto Mina Escondida cuyo propietario es la compañía minera BHP Billiton. La longitud de testigo suministrada como información corresponde a 2800m distribuidos en tres sondajes diferentes; finalmente se eligió el núcleo denominado D 5900, cuya longitud corresponde a 870m.

La base de datos a utilizar corresponde al escaneo del núcleo seleccionado que produce imágenes de ultra alta resolución espacial de hasta 0,5mm por pixel. Como primer paso del proceso de extracción de imágenes se obtuvieron representaciones del núcleo de 512 pixeles x 1280 pixeles que representan una longitud real de 20 cm Figura 12, quedando establecida la escala de trabajo de la imagen, cuidando al máximo la resolución y calidad de la información.

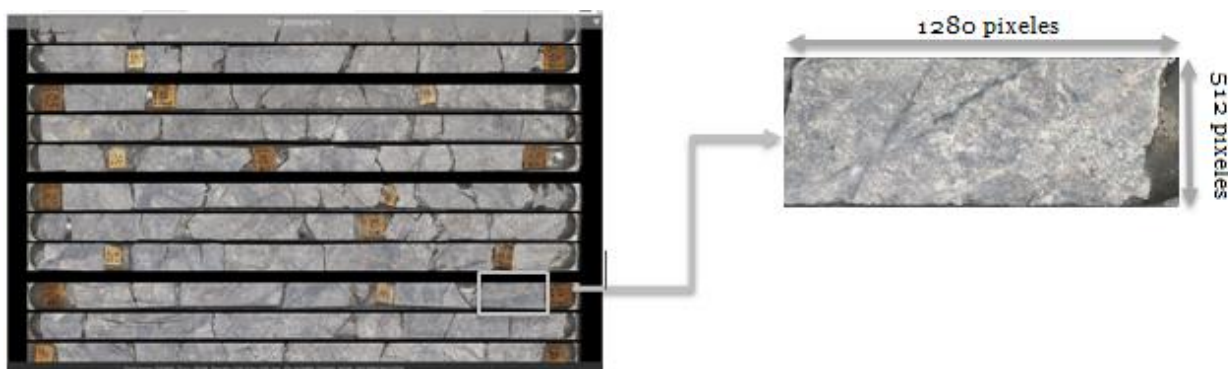


Figura 12 Primer paso en la extracción de imágenes de la plataforma Coreshed®

Como segundo paso de organización de la base de datos se tiene que a las nuevas imágenes se les cambió su formato de color de RGB a escala de grises. Esto se debe principalmente a que el procedimiento de extracción de características de imagen, sobre el que se encuentra fundamentado cada clasificador que conforma la cadena de etiquetado de imágenes con la que se trabajará no contempla la identificación de características de color, considera que las clases de textura presentes se pueden dividir en dos grandes grupos denominados texturas estacionarias y texturas con estructura, este tema se profundizará más adelante (Sevilla, 2006). Tal análisis se puede realizar en presencia o ausencia de color.

Las imágenes que representa una longitud de 20cm de sondaje se dividieron de tal manera que se obtuvieron muestras de imagen en escala de grises de un tamaño correspondiente a 128x128 píxeles, hasta alcanzar la longitud total de 150m de sondaje Figura 13.



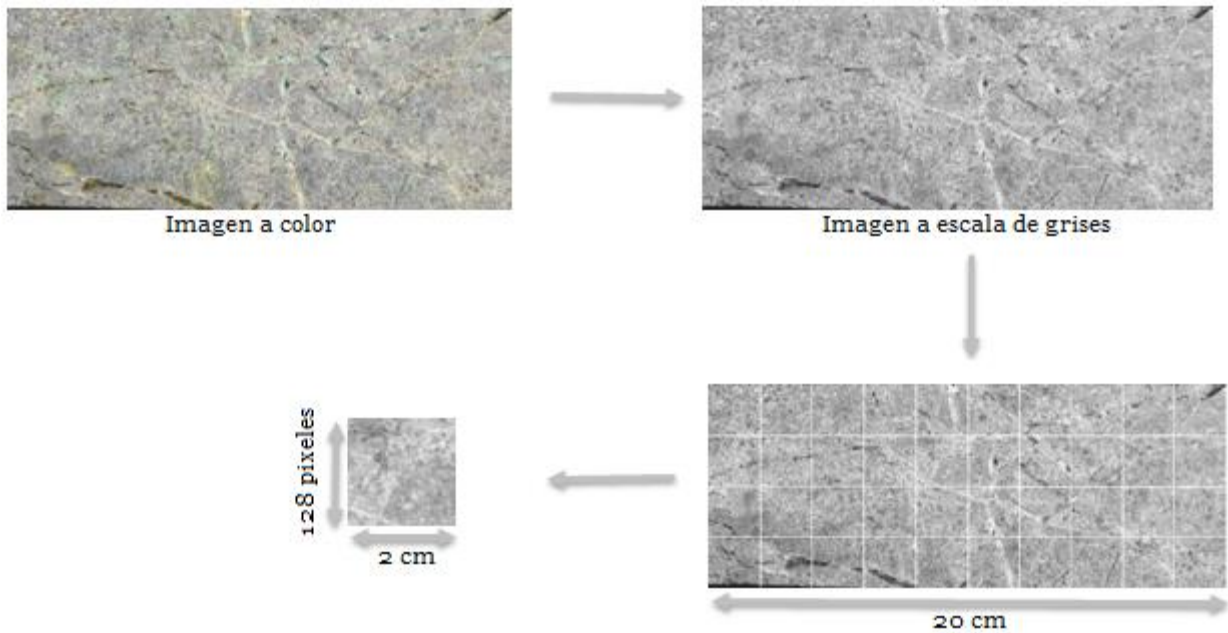


Figura 13 Proceso de obtención de base de datos de imágenes definitivas.

Para el levantamiento de información de los datos de sondajes se realizó una limpieza manual preliminar de información donde se eliminaron aquellos tramos de sondaje en que el material se encontró tan destruido y en que el reconocimiento visual de textura no era factible Figura 14, de esta forma la base de datos de trabajo final quedó conformada por 13899 imágenes, en la cual se definió como longitud de identificación de textura global soportes de 5m.



Figura 14 Ejemplo de imagen de sondaje eliminada

Como muestras de entrenamiento a utilizar se emplearán un total de 96 imágenes, divididas en 6 grupos que representan de manera pura las texturas que se encuentran de forma más común en los yacimientos de pórfidos de cobre y que además se ubican como texturas estructurales o estacionarias. Tales imágenes no corresponden a la información obtenida para el presente análisis sino que son las que fueron usadas para la etapa de desarrollo del clasificador.

La principal observación que se puede hacer sobre la base de datos configurada es que a diferencia del grupo de imágenes de entrenamiento (suministrada de experimentos

anteriores), ésta está conformada no solo por imágenes de textura pura, también por imágenes donde además de textura hay presente alguna estructura, mezcla de texturas y en el caso de más difícil tratamiento existen algunas que presentan parte de tramos de núcleos triturados Figura 15.

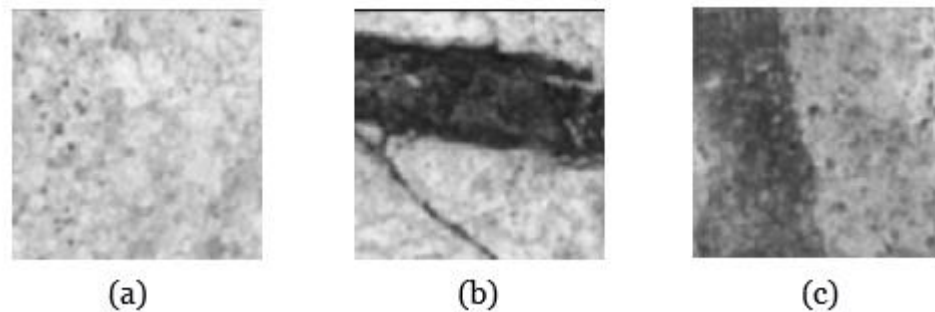


Figura 15 Imágenes de muestra (a) Textura pura (b) Textura mezclada (c) Parte material fragmentado

## 6.2 Procesamiento de base de datos de muestras

Posterior a la organización de la base de datos se inició el procesamiento de las imágenes según lo planteado en el clasificador binario en cadena desarrollado en avances anteriores, con el que se pretende obtener una clasificación de textura satisfactoria; se definió que existen 5 clasificadores binarios denotados por  $g_{\text{clasificador}}$ , es decir que existen 5 clasificadores de clases  $i \in \{1,2,3,4,5\}$ , donde cada clasificador busca la extracción de una característica representativa por textura es decir que para cada  $g$  se diseñó un  $f_i : Z \rightarrow X_i$ , de donde:

$$X_i = f_i(Z)$$

Y cuando se relaciona con el clasificador binario se obtiene:

$$g_i : X_i \rightarrow \{0,1\}, i \in \{1,2,3,4,5\}$$

El clasificador secuencial en cadena propuesto inicialmente se representa en el diagrama a seguir Figura 16.

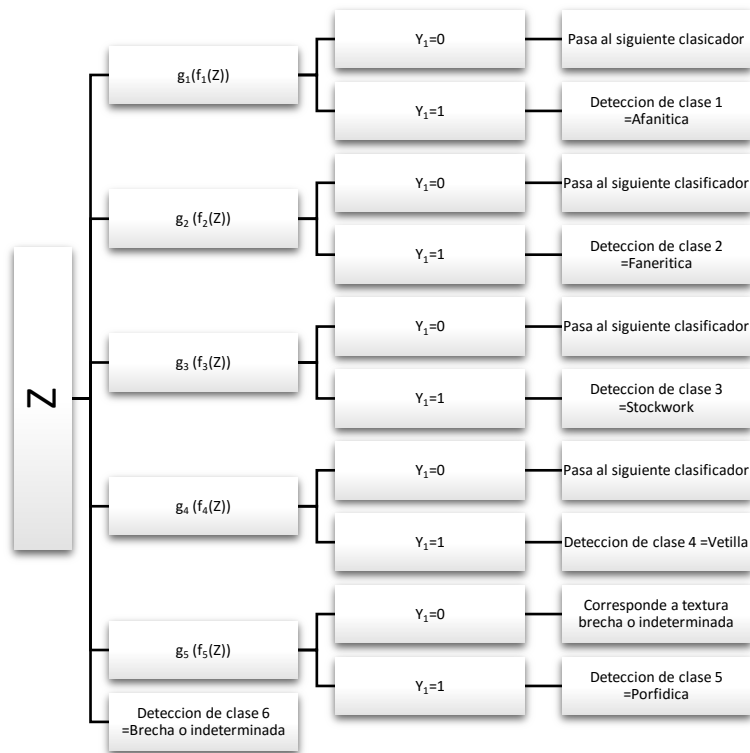


Figura 16 Diagrama de flujo clasificador secuencial en cadena (Lobos, 2014)

Al procesar las 14022 imágenes con los 5 clasificadores propuestos Tabla 1, se determinó que la textura asignada se determinaría de acuerdo a lo indicado inicialmente, donde se respetó el orden de clasificador; es decir que si la fotografía se encuentra dentro del rango de asignación de más de una clase se escogió la primera clase en la que cumple con las condiciones de etiquetado.

Tabla 1 Orden de extracción de características y etiquetado de texturas

<b>Clasificador (g)</b>	<b>Extracción de características para identificación de textura</b>
<b>1</b>	Afanítica
<b>2</b>	Fanerítica
<b>3</b>	Stockwork
<b>4</b>	Vetilla
<b>5</b>	Porfídica
<b>6</b>	Brecha-Imágenes sin textura identificada






Las imágenes que no quedaron ubicadas dentro de alguna de los primeros 5 grupos de textura se ubicaron dentro de la clase 6, la que en adelantos previos a este experimento se categorizó como brecha, pero que para efectos del presente informe también contendrá aquellas muestras que por sus características tienen textura indeterminada.

Con la información de la base de datos correctamente estandarizada se procedió al procesamiento de las muestras siguiendo el orden de extracción de características por textura descrito en la Figura 16

Paralelo al trabajo sistematizado de etiquetado de textura que se realizó, un profesional en identificación de texturas de núcleos de sondajes definió de forma visual la textura presente sobre un grupo de muestras de 328 imágenes. No se siguió ningún patrón de selección así como tampoco se identificó alguna característica que provocara preferencia sobre alguna imagen con el fin de ser clasificada. Además las imágenes entregadas como fuente de información presentan color.

Para el grupo de imágenes etiquetadas de forma manual se identificó su porcentaje de clasificación con respecto al total Tabla 2. La textura porfídica es la que presenta un mayor porcentaje de ocurrencia dentro de las muestras analizadas.

Tabla 2 Generalidades de la clasificación manual de muestras

<b>Textura</b>	<b>Porcentaje de clasificación</b>	<b>Ejemplo</b>
<b>Afanítica</b>	19.21%	
<b>Fanerítica</b>	31.71%	
<b>Stockwork</b>	1.22%	
<b>Vetilla</b>	25.30%	
<b>Porfido</b>	22.56%	
<b>Brecha</b>	0.00%	
<b>Total</b>	100%	

Los resultados de la clasificación manual sobre un grupo de imágenes se compararon con los resultados de la clasificación automatizada sobre el total de las muestras, se muestran

en la Tabla 3 con el fin de determinar una posible correspondencia en el porcentaje de asignación de textura.

*Tabla 3 Porcentaje de asignación de textura en proceso automatizado y manual*

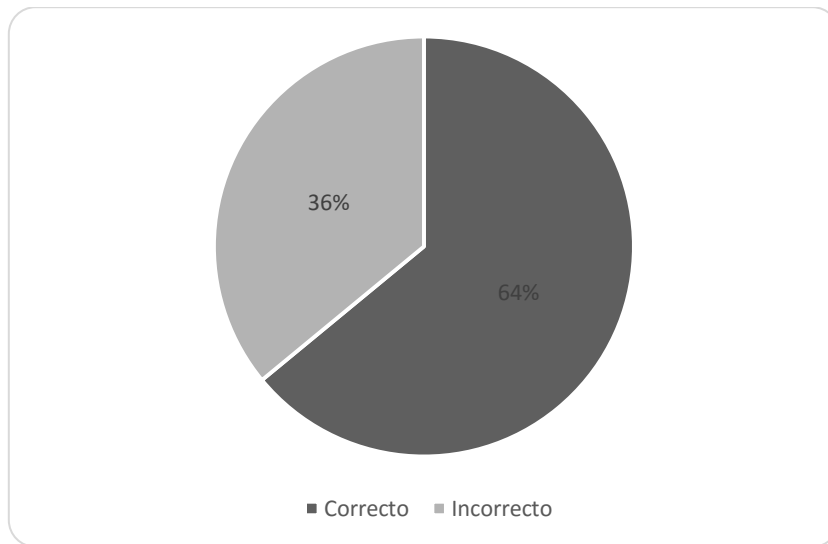
Clase	Clasificación manual		Clasificación automatizada sin pre proceso	
	Numero de imágenes	%	Numero de imágenes	%
<b>1</b>	62	19.0%	236	1.7%
<b>2</b>	104	31.9%	449	3.2%
<b>3</b>	4	1.2%	2049	14.7%
<b>4</b>	83	25.5%	3419	24.6%
<b>5</b>	73	22.4%	1603	11.5%
<b>6</b>	0	0.0%	6143	44.2%
<b>Total</b>	326	100.0%	13899	100.0%

Al comparar la clasificación obtenida del proceso automatizado con respecto al etiquetado manual se tiene la correspondencia clase de textura descrita en la tabla 4, donde se identifica claramente que el mayor porcentaje de error en la clasificación se relaciona con la asignación de clase número 2 o fanerítica a imágenes que no pertenecen a este grupo.

*Tabla 4 Matriz de confusión Clasificación manual Vs. Clasificación manual de imágenes sin pre proceso.*

		Clasificación automatizada sin pre proceso					
Clase		1	2	3	4	5	6
Clasificación manual	1	14.1%	0.0%	0.0%	2.1%	1.8%	0.9%
	2	0.0%	14.1%	2.5%	3.1%	0.3%	12.0%
	3	0.0%	0.0%	0.6%	0.3%	0.0%	0.3%
	4	0.0%	0.3%	2.5%	19.9%	0.6%	2.1%
	5	0.0%	0.0%	3.1%	2.5%	16.0%	0.9%
	6	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%

De la correspondencia anterior se tiene Figura 17:



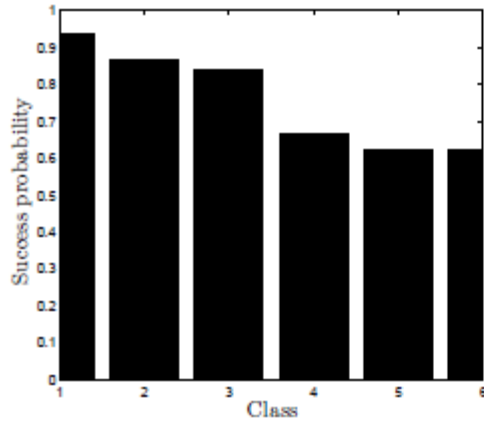
*Figura 17 Porcentaje de acierto en la clasificación inicial de textura sobre muestras de imágenes*

Aunque el porcentaje de acierto en la asignación de textura a las imágenes de muestra etiquetadas de forma manual supera notablemente con un 64.02% a las imágenes etiquetadas de forma incorrecta con un 35.98%, no es un resultado que permita confiar en la asignación de textura sobre un soporte de sondaje mayor a partir de las texturas asignadas.

Se hace necesario desarrollar mejoras que permitan aumentar el porcentaje de acierto a nivel de imágenes individuales o también denominadas imágenes de muestra.

### **6.3 *Análisis de resultados iniciales y pre proceso de mejoramiento sobre muestras de imágenes.***

Si bien los resultados anteriores se contradicen con los resultados obtenidos en los desarrollos previos que dan lugar al presente informe Figura 18, se debe aclarar que las imágenes de entrenamiento con las que se evaluaron los clasificadores representaban condiciones de textura ideal, mientras que las nuevas muestras se encuentran acotadas a la realidad de un proyecto exploratorio.





Clase	Textura
1	<u>Afanítica</u>
2	Fanerítica
3	<u>Stockwork</u>
4	Vetilla
5	Porfídica
6	Brecha

Figura 18 Porcentaje de clasificación de textura por clase de textura en etapa de desarrollo del clasificador

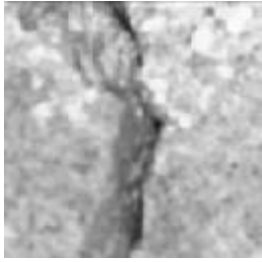
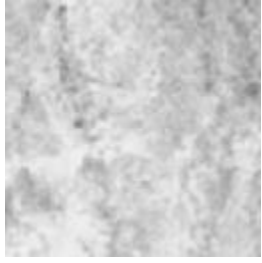



Se decide identificar de forma visual cuales son las características que generan una clasificación incorrecta de textura o en algunos casos la no asignación de clase a un grupo de imágenes. Tal proceso se realizó sobre las imágenes que no generaron correspondencia positiva con respecto al etiquetado hecho por el geólogo.

Dentro de las características de imagen se identificaron los rasgos que generaron inconsistencia y su porcentaje de aparición en el grupo de imágenes que se catalogaron como etiquetadas de forma incorrecta Tabla 5.

Tabla 5 Porcentaje de aparición de características generadoras de error.

Característica generadora de error	Porcentaje de aparición	Ejemplo
<b>Diferencia de tonalidad</b>	46.30%	
<b>Falta de contraste</b>	12.96%	



<b>Característica generadora de error</b>	<b>Porcentaje de aparición</b>	<b>Ejemplo</b>
<b>Sondaje parte triturada o debilidad</b>	11.11%	
<b>Presenta característica cercana vetilla (no clara)</b>	9.26%	
<b>Presenta característica cercana vetilla (clara)</b>	6.48%	
<b>Textura con presencia de estructura</b>	5.56%	
<b>Vetilla dividida</b>	3.70%	
<b>Error sin identificar</b>	3.70%	Imagen sobre la cual no se identifica alguna característica generadora de error.
<b>Valor de parámetro de clasificación</b>	0.93%	Imagen cuyo valor de parámetro de clasificación a pesar de encontrarse cerca del límite de selección no alcanza para clasificarse dentro de la clase. Depende de cada clasificador.

Dentro de los resultados obtenidos del análisis de características generadoras de error, se tiene que los rasgos con mayor ocurrencia son la diferencia de tonalidad en la fotografía y la falta de contraste, además como era de esperarse las muestras que representan un tramo de sondaje triturado o debilitado es la característica generadora del error con el siguiente mayor porcentaje de incidencia.

Con el fin de solucionar estas inconsistencias se aplicaron procedimientos de pre procesamiento de imágenes que teniendo como base el análisis de herramientas de mejoramiento de imágenes hecho, podría reducir el error total de etiquetado. Dentro del posible pre procesamiento de mejora a aplicar se probó con el filtro de media, de mediana y el Gaussiano, buscando los mejores resultados a la hora de eliminar el ruido de las imágenes a procesar, siendo el último el elegido.

Para el caso de diferencia de tonalidad y de falta de contraste se decidió ecualizar el histograma con una distribución de color uniforme. Es decir, buscando que exista un número similar de píxeles para cada nivel de gris del histograma. En la transformación el histograma se distribuyó en todo el rango disponible separando en lo posible el porcentaje de ocupación de cada nivel. Como resultado de este procedimiento se mejoró el contraste de las imágenes sin perder información de tipo estructural Figura 19.

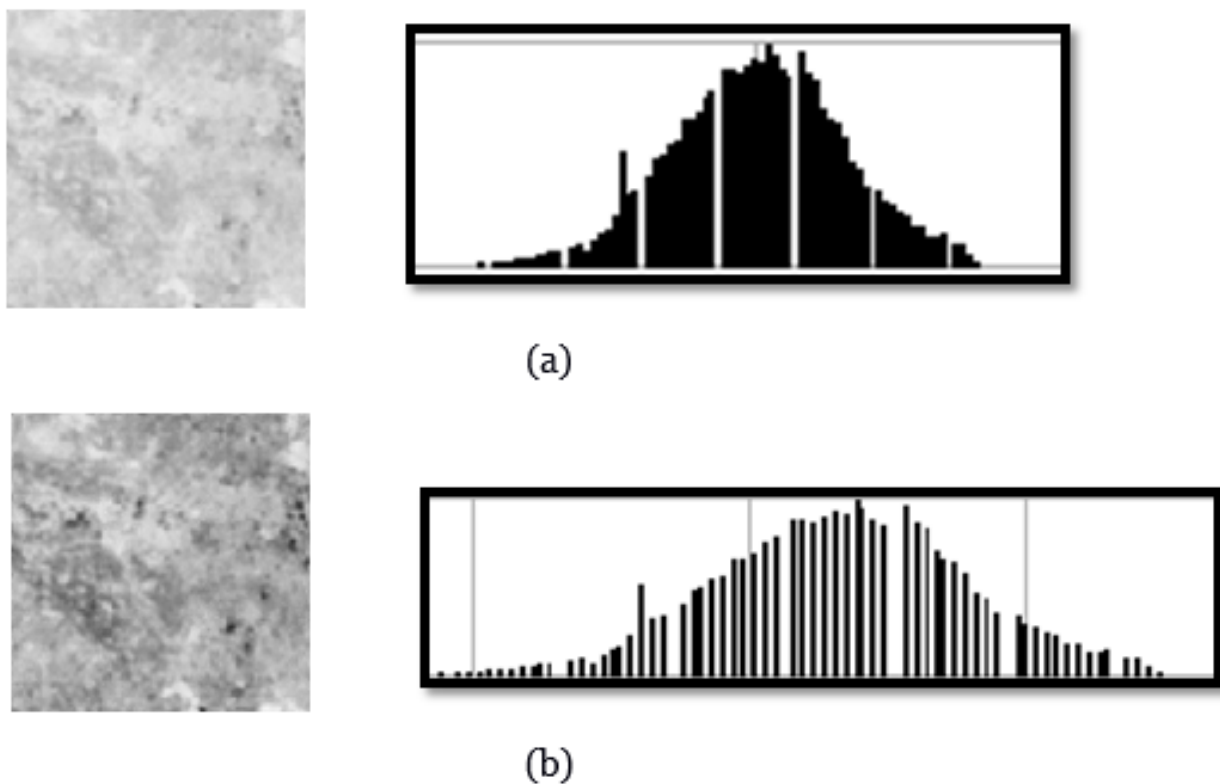


Figura 19 Imagen de muestra (a) Original con histograma (b) Mejorada con histograma

Esta manipulación de imágenes se ejecutó primero sobre las imágenes cuya clasificación fue errada con respecto a la clasificación manual. El aumento en el porcentaje de

asignación correcta de textura es notable aumentando hasta alcanzar algo más del 80% del total de imágenes etiquetadas Figura 20.

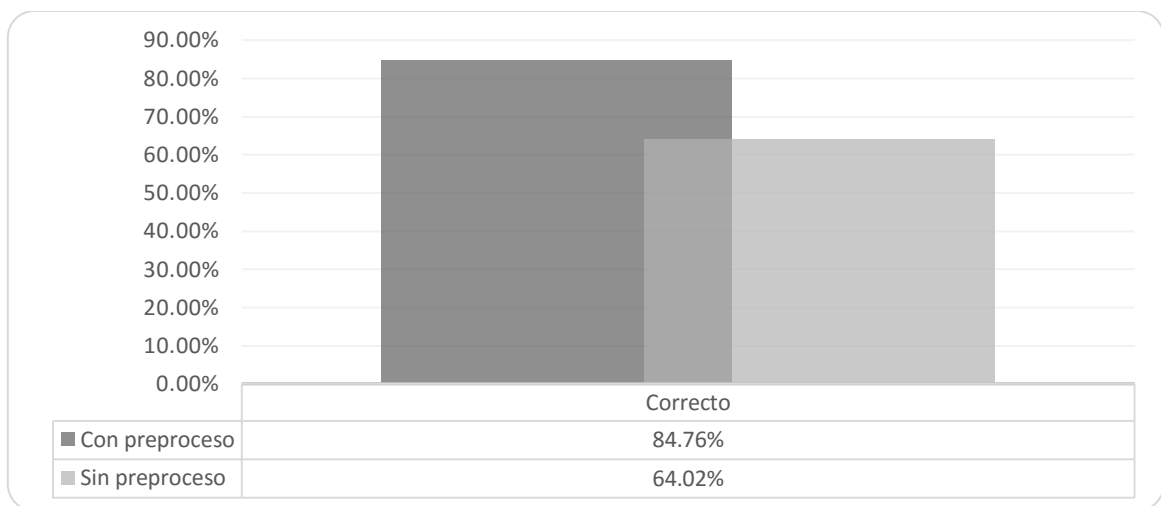


Figura 20 Porcentaje de clasificación correcta para muestras de imágenes con y sin pre proceso

Los resultados obtenidos de la nueva distribución del etiquetado después del proceso para el grupo de imágenes que tiene asignado un etiquetado manual se indican en la Tabla 6.

Tabla 6 Matriz de confusión Clasificación manual Vs. Clasificación automatizada de imágenes con pre proceso

		Clasificación automatizada con pre proceso						
		Clase	1	2	3	4	5	6
Clasificación manual	1	17.5%	0.0%	0.0%	1.2%	0.0%	0.3%	
	2	0.0%	24.5%	2.1%	1.5%	0.0%	3.7%	
	3	0.0%	0.0%	0.9%	0.3%	0.0%	0.0%	
	4	0.0%	0.3%	2.5%	21.8%	0.3%	0.6%	
	5	0.0%	0.0%	1.2%	0.6%	20.2%	0.3%	
	6	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	

Posterior a comprobar el aumento en el porcentaje de acierto sobre este grupo de muestras el mejoramiento se aplicó sobre el total de la base de datos, dando como resultados una disminución del 8.5% de fotografías que no fueron ubicadas como correspondientes a alguna de las 5 clases de textura establecidas Figura 21.

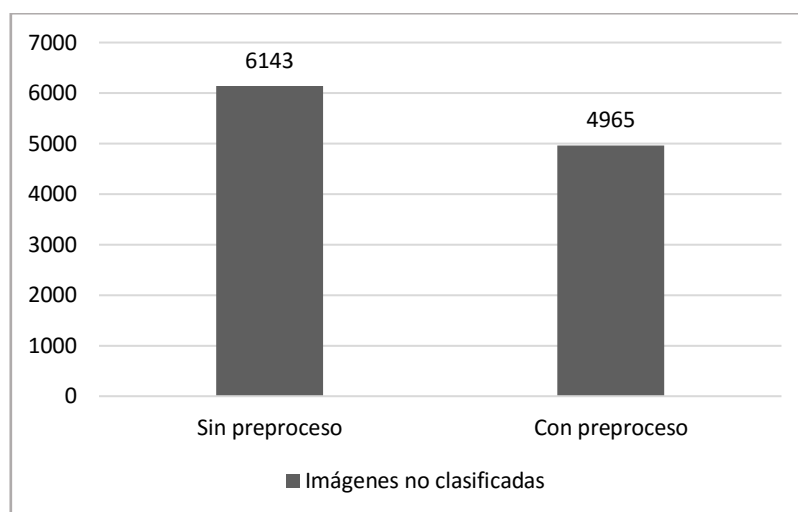


Figura 21 Cantidad total de imágenes no clasificadas antes y después de ser preprocesadas

El porcentaje de la nueva asignación de etiquetas por clase para imágenes pre procesadas comparado con el porcentaje de asignación de etiquetas para el total de las imágenes sin pre proceso se presenta en la Tabla 7, donde se conserva la correspondencia en cuanto a porcentaje de clasificación sobre el total de las imágenes evaluadas, siendo las clases 3 y 4 las más recurrentes.

Tabla 7 Distribución de etiquetas imágenes sin pre proceso y con pre proceso

Clase	Clasificación sin pre proceso		Clasificación con pre proceso	
	Número de imágenes	%	Número de imágenes	%
1	236	1.7%	304	2.2%
2	449	3.2%	623	4.5%
3	2049	14.7%	2228	16.0%
4	3419	24.6%	3668	26.4%
5	1603	11.5%	2111	15.2%
6	6143	44.2%	4965	35.7%
<b>Total</b>	13899	100.0%	13899	100.0%

Para las otras características generadoras de error que se identificaron no se encontró algún tipo de pre procesamiento que permitiera eliminarlas. Aun así su afectación en el porcentaje de acierto es mínima.

En el caso especial de las muestras que representan un tramo de sondaje triturado, se deduce fácilmente que el clasificador no ubica estas imágenes en ningún grupo de textura lo que permitió no considerar estos resultados para el posterior etiquetado de soportes completos de núcleos de perforación.

Un cambio sobre la propuesta de procesamiento inicial de trabajo realizado a esta altura de la investigación, es que la clase número 6 o clasificador de textura brecha se eliminó dando paso a una clase donde se ubican las muestras en las cuales no se identificó alguna textura dominante. Esto se debe principalmente a que la ubicación de una muestra dentro de cualquier grupo de etiqueta depende del resultado de la extracción de característica de textura obtenido a partir de algoritmo SVM sobre el que trabaja el clasificador en cadena,

siendo la clase número 6 la única para la cual en desarrollos anteriores no se programó ningún tipo de clasificador o identificador de características y se asumió que las imágenes que no fueron ubicadas dentro de las otras 5 clases pertenecen directamente a la textura brecha .

La base de datos con la que se trabaja para el presente estudio contiene reducidos tramos de sondaje con textura de tipo brecha. Aun así gran parte del global de imágenes procesadas de forma automatizada quedaron clasificadas dentro de este grupo y al realizar un análisis visual de ellas se determinó que quedaron clasificadas de esta manera probablemente debido a la presencia de las características que se tratan en el presente capítulo en la Tabla 6.

Después de aplicar el pre procesamiento de mejora sobre el total de muestras se evidencia una reducción en el porcentaje general de imágenes que inicialmente no tenían etiqueta de textura definida o que se ubicaban en la clase número 6 Figura 21.

Al estudiar los resultados del etiquetado es notable que el comportamiento que presenta la nueva clasificación de las imágenes es el esperado, debido a que el mayor porcentaje de imágenes se ubica dentro de los grupos de textura, 3 y 4, lo que representa la variabilidad de textura esperada en un sondaje de este tipo. Esta característica es general sobre el total de la longitud analizada.

#### **6.4 Asignación de textura a soportes de sondaje a partir de etiquetas de muestras**

En este ensayo para tener una base de comparación de asignación de textura al igual que en capítulos anteriores se etiquetó manualmente, solo que en el presente caso se identificó la textura o texturas representativas presentes en las imágenes de longitud 20cm extraídas en el primer paso de la configuración de base de datos de muestras Numeral 5.1, ubicando cada etiqueta en grupos que conforman la longitud de 5m establecida como soporte de sondaje sobre el que se evaluarán resultados.

Con el fin de asignar una etiqueta se identificó la presencia de dos tipos de textura, textura estacionaria es decir donde los elementos de escala pequeña normalmente cristales forman patrones estacionarios, dentro de este grupo se ubicaron las texturas porfídica, afanítica y fanerítica; por otro lado se definieron texturas estructurales (estructuras) para los casos donde los objetos que definen la textura tienen una forma u orientación definida, dentro de este grupo se encuentran las vetillas, *stockwork* y brecha (ésta última eliminada).

Como información de asignación de textura sistematizada sobre tramos de 5m, se recopilaron como fuente de información los resultados correspondientes a las etiquetas asignadas a las imágenes de muestra de 128 x 128 píxeles con pre proceso de mejoramiento que conforman cada soporte.

Para de eliminar la subjetividad que puede generar el hecho de que el etiquetado se haga de forma manual, un profesional del área diferente al que trabajó con las muestras de imagen definió las texturas presentes sobre los soportes.

En la Tabla 8 se presenta la interpretación hecha por el geólogo de apoyo para un tramo de 15 metros de núcleo dividido en 3 soportes, donde se indica el porcentaje de presencia de textura sobre cada uno de ellos.

Para la mayoría de soportes evaluados no se identificó solo una textura predominante sino que se presenta una textura estacionaria acompañada de una estructura. Es por tal motivo que para el etiquetado manual se presenta como resultado el porcentaje de aparición tanto de textura como de estructura sobre el sondaje.

*Tabla 8 Porcentaje de textura presente para 3 soportes de sondaje de 5m de longitud (39m-59m)*

	<b>20m (39m-44m)</b>	<b>25m (44-49m)</b>	<b>30m (54-59m)</b>
<b>Afanítica</b>	0.00%	0.00%	0.00%
<b>Fanerítica</b>	20.00%	2.86%	8.82%
<b>Pórfido</b>	80.00%	97.14%	91.18%
<b>Total textura estacionaria</b>	100.00%	100.00%	100.00%
<b>Stockwork</b>	26.67%	5.71%	52.94%
<b>Vetilla</b>	36.67%	77.14%	14.71%
<b>Sin estructura</b>	3.33%	5.72%	11.77%
<b>Falla</b>	6.67%	2.86%	5.88%
<b>Stockwork- falla</b>	23.33%	2.86%	11.76%
<b>Vetilla-falla</b>	3.33%	5.71%	2.94%
<b>Total textura estructural</b>	100.00%	100.00%	100.00%

En esta interpretación además de las texturas básicas definidas para los clasificadores de trabajo, se indicó también las texturas que están directamente conectadas con una debilidad o falla en la estructura del sondaje.

Los resultados de asignación de textura manual para el total de la longitud estudiada, 150m, se encuentran en el Anexo 3.

Para definir cuál es la etiqueta de textura que corresponde por soporte a partir del procesamiento automatizado, se agruparon las muestras de imagen de 128 x 128 píxeles que conforman la longitud analizada, identificando cual es la textura estacionaria y estructural con mayor frecuencia de aparición.

Teniendo los resultados producto del etiquetado manual y del etiquetado automatizado, se procede a compararlos, considerando como dato correcto de clasificación el etiquetado hecho por el geólogo, debido a que es la fuente de información más confiable considerando la experiencia y criterio acertado de interpretación del especialista en proyectos similares.

Como resultado de comparación se obtiene el porcentaje de acierto en la clasificación Figura 22, discriminado en tipo de textura para soportes de 5m, arrojando un 46.7% para estructura estacionaria y un 56.7% para textura estructural.

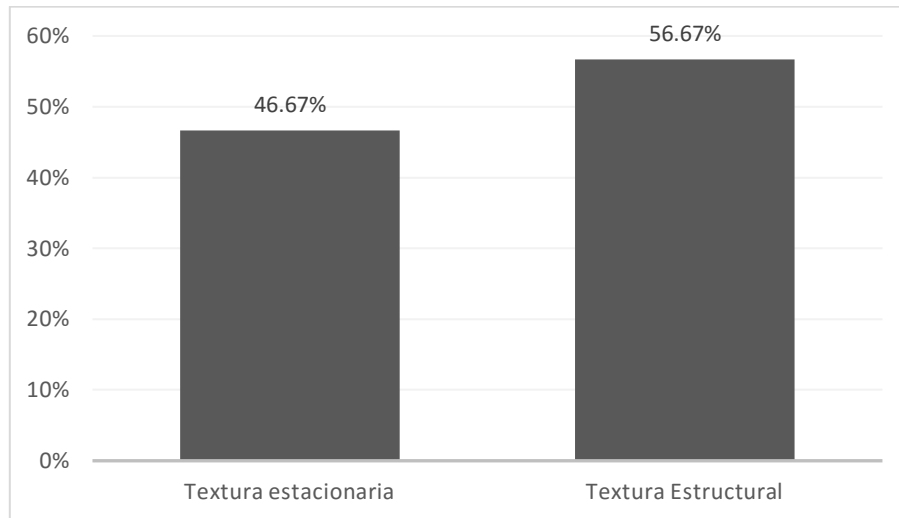


Figura 22 Porcentaje de acierto inicial en la clasificación de textura sobre soportes de sondaje

Este resultado preliminar no cumple con el porcentaje de acierto mínimo (75%) esperado para considerar la herramienta como una fuente fiable de etiquetado sobre composites de 5m, se necesita evaluar cambios en el procedimiento que permitan aumentar el acierto en la clasificación.

## **6.5 Mejoramiento en la asignación de textura sobre soportes de sondaje**

Con los resultados obtenidos se procede a proponer mejoras al procedimiento realizado de tal manera de obtener un incremento en el acierto global del etiquetado sobre tramos de núcleo.

### **6.5.1 Manipulación del clasificador secuencial en cadena**

Se procesaron las muestras de imagen con cada uno de los 5 clasificadores de forma independiente, con el fin de determinar cuáles de ellas se etiquetan con dos o más clases de textura. Cabe recordar que la cadena de clasificadores con la que se evalúan las muestras tiene un orden determinado y al asignar una etiqueta a una imagen automáticamente se elimina la posibilidad de que pertenezca a otra clase de textura.

Al analizar los valores que ubican una imagen dentro de una u otra clase de textura, se identificó que algunas de las imágenes definidas como de textura fanerítica también pueden ser etiquetadas como de textura porfídica, pero al evaluarlas con el orden de clasificación propuesto Figura 16, no se considera esta segunda opción de etiqueta.

Lo mismo sucede con las imágenes clasificadas como de textura *stockwork*, en donde a su vez algunas muestras fueron definidas como de textura estructural vetilla. El clasificador

de textura *stockwork* ocupa el tercer lugar dentro de la secuencia de etiquetado mientras que la vetilla se encuentra en la quinta posición.

El porcentaje de imágenes cuyos parámetros de clasificación alcanzan valores que las permiten ubicarse dentro de dos clases si se asume cada clasificador como individual, supera el 25% del total de las imágenes siendo las parejas de clasificación más comunes Fanerítica-Porfídica y vetilla-*stockwork* como se mencionó anteriormente.

Es importante anotar que en los dos casos de texturas donde se presenta el problema de doble etiquetado, las clases corresponden al mismo tipo es decir:

- Textura estacionaria: Clase fanerítica y clase porfídica
- Textura estructural: Clase *stockwork* y clase vetilla

Si se modifica el orden de los clasificadores, asignando una ubicación superior al etiquetado de textura porfídica y vetilla se obtiene un incremento notable en el porcentaje de clasificación correcta.

En el caso de las texturas de tipo estacionario, el aumento en el porcentaje de clasificación correcta es del 27% Figura 23.

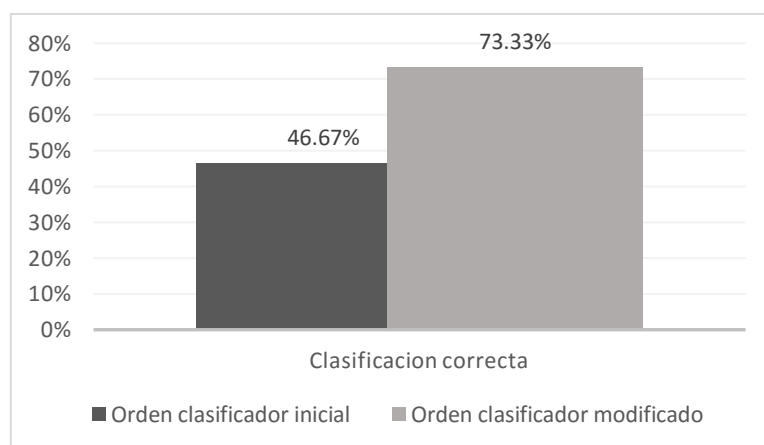


Figura 23 Porcentaje de acierto en la clasificación de textura estacionaria sobre soporte de sondaje con diferente orden de clasificador

En la Tabla 9 se refleja la distribución de etiquetas obtenida para texturas de tipo estacionaria después de manipular el orden del clasificador en cadena.



Tabla 9 Nueva asignación de etiquetas para texturas estacionarias después de modificar el orden del clasificador secuencial en cadena

		<b>Clasificación automatizada con manipulación del clasificador</b>			
		Clase	1 (Afanítica)	2 (Fanerítica)	5 (Porfídica)
<b>Clasificación manual</b>	1	57	0	0	
	2	0	83	0	
	3	0	0	0	
	4	0	1	0	
	5	0	0	69	
	6	0	0	0	

Para las texturas con estructura el aumento en el acierto en la asignación de etiqueta es de 7% Figura 24.

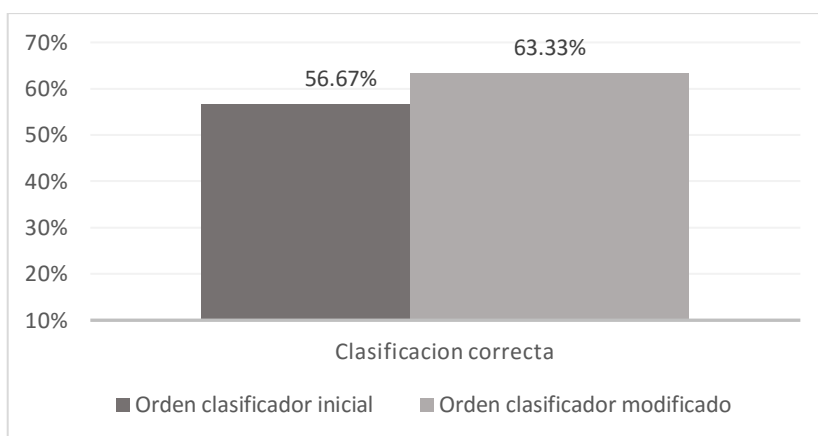


Figura 24 Porcentaje de acierto en la clasificación de textura estructural sobre soporte de sondaje con diferente orden de clasificador

En la Tabla 10 se presenta la distribución de etiquetas obtenidas para texturas de tipo estructural después de modificar la secuencia del clasificador.

Tabla 10 Nueva asignación de etiquetas para texturas estructurales después de modificar el orden del clasificador secuencial en cadena

		<b>Clasificación automatizada con manipulación del clasificador</b>		
		Clase	3 (Stockwork)	4 (Vetilla)
<b>Clasificación manual</b>	1	0	4	
	2	7	5	
	3	6	1	
	4	7	72	
	5	2	2	
	6	0	0	

Los resultados obtenidos con el procedimiento realizado corresponden solo a las muestras de imágenes a las que se les asignó textura de forma manual, para así tener una base de comparación. La distribución general de clases siguiendo el orden de clasificadores inicial y la distribución de clases con orden de clasificador modificado se presenta en la Tabla 11.

Tabla 11 Asignación de etiquetas en proceso automatizado con diferente orden de clasificadores.

Clase	Clasificación automatizada clasificador inicial		Clasificación automatizada con manipulación del clasificador	
	Número de imágenes	%	Número de imágenes	%
<b>1</b>	57	17.5%	57	17.5%
<b>2</b>	81	24.8%	84	25.8%
<b>3</b>	22	6.7%	22	6.7%
<b>4</b>	83	25.5%	84	25.8%
<b>5</b>	67	20.6%	69	21.2%
<b>6</b>	16	4.9%	10	3.1%
<b>Total</b>	326	100%	326	100.0%

Este procedimiento refleja una mejora específica para la base de datos con la que se está trabajando ya que se ajusta a sus características de mineralización y a la escala con la que se tomaron las muestras de imagen.

### **6.5.2 Cambio de escala de análisis**

Otras de las pruebas realizadas en aras de mejorar el porcentaje de clasificación de textura sobre tramos de sondaje es el cambio de escala de las imágenes de muestra procesadas, buscando la captura de características que a la escala actual de trabajo se pueden escapar.

Dentro de las características que se busca sean procesadas por el clasificador en cadena de forma correcta, están: continuidad de vetillas, entrelazado de vetillas y ubicación de diferentes tamaños de cristal que puedan conformar una textura.

El tamaño de las imágenes de muestra continua siendo de 128x128 pixeles, pero además de tener muestras que representan trozos de sondaje de 2x2 cm Figura 25, se evaluarán los resultados sobre bases de datos de imágenes que muestran partes de núcleo de 3x3 cm, 4x4cm y 5x5 cm.

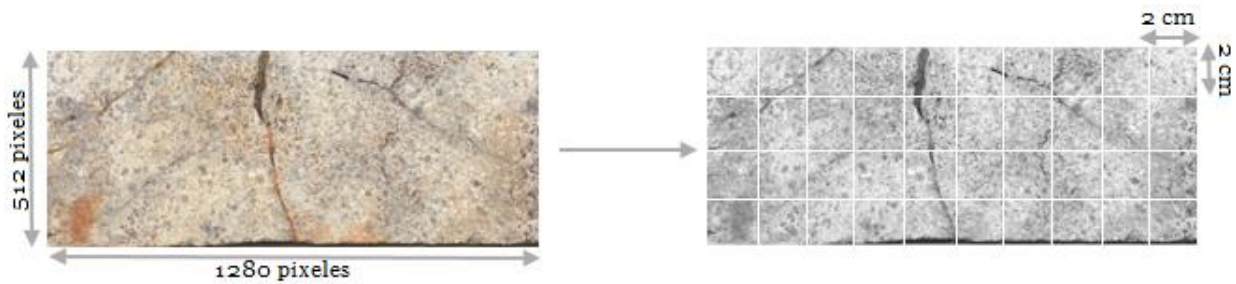


Figura 25 Conformación de base de datos de muestras que representan trozos de 2cm x 2cm de sondaje

Cada base de datos de nuevas muestras presenta características de conformación que se explican a continuación.

Base de datos de imágenes que representan 3x3 cm

Al definir esta base de datos se asume que las medidas de las primeras imágenes extraídas de la plataforma Coreshed® será 384x1280 pixeles Figura 26.

Con la de altura de imagen de 384 pixeles a la presente escala de trabajo es suficiente para abarcar el diámetro del sondaje, además la columna inferior de muestras obtenidas no alcanza a estar conformada en su totalidad por imagen del sondaje, así que se decide eliminar estas muestras de la base de datos

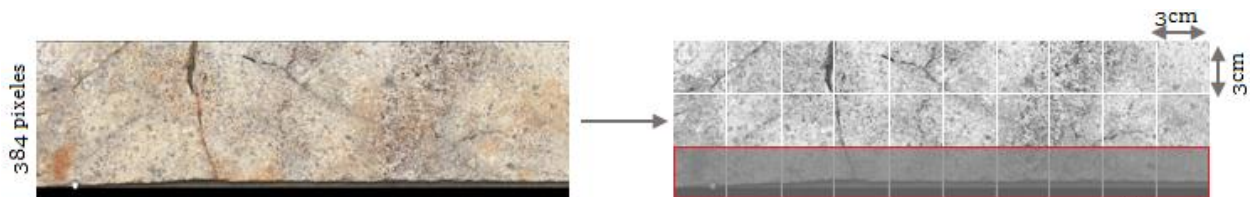


Figura 26 Conformación de base de datos de muestra que representan trozos de 3cm x 3cm de sondaje

Base de datos de imágenes que representan 4x4 cm

Las imágenes iniciales se extraen con medidas de 256x1280 pixeles, para después subdividir las como en las dos bases de datos anteriores en muestras de 128x128 pixeles Figura 27.

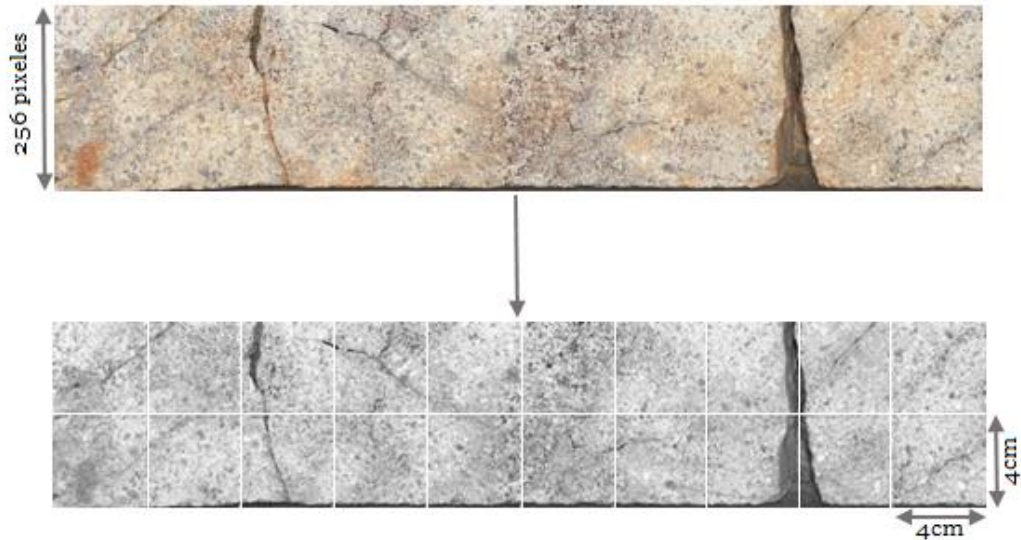


Figura 27 Conformación de base de datos de muestra que representan trozos de 4cm x 4cm de sondaje

Base de datos de imágenes que representan 5x5cm

Para conformar esta última base de datos al igual que para el caso anterior la imagen resultado del primer procedimiento tiene una altura de 256 pixeles y las muestras de la columna inferior al estar conformada en un 30% por textura que no corresponde al núcleo de sondaje se eliminaron Figura 28.

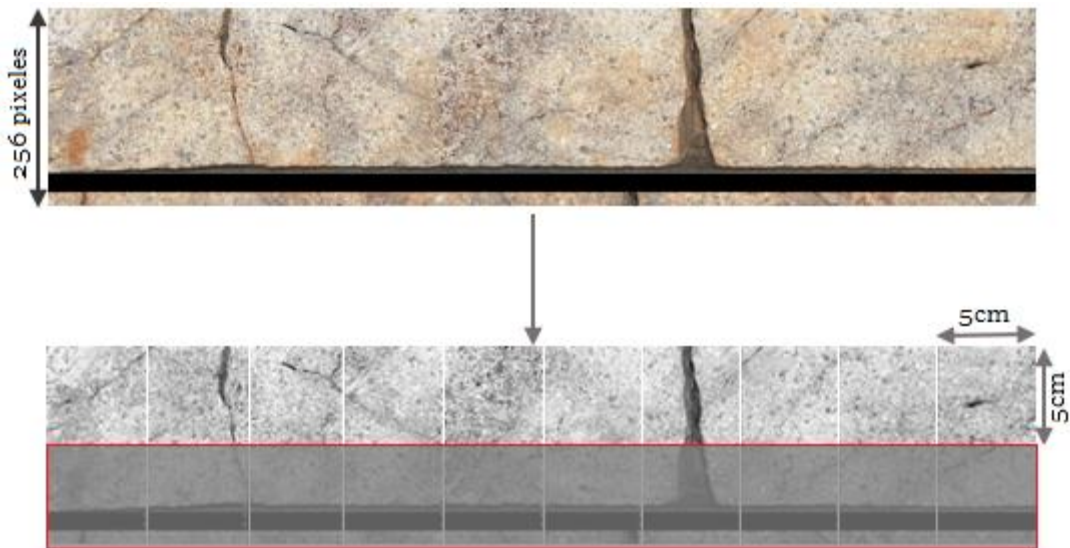


Figura 28 Conformación de base de datos de muestra que representan trozos de 5cm x 5cm de sondaje

El resumen de los 4 grupos de muestras y como conforman las bases de datos respectivas se encuentra en la Tabla 12.

Tabla 12 Resumen bases de datos de muestras

Base de datos	Dimensiones que representa en 128x128 pixeles	Cantidad de imágenes
1	2x2cm	13899
2	3x3cm	9280
3	4x4cm	6993
4	5x5cm	2901
<b>Total de muestras procesadas para el proyecto</b>		33196

Después de configuradas las muestras con las características establecidas para ser analizadas por el clasificador secuencial utilizado, se aplicó sobre ellas el pre procesamiento de mejoramiento descrito en la página 27 con el fin de obtener resultados de la mejor calidad posible. Se procesó cada una de las muestras obteniendo su etiqueta de textura.

Para determinar la textura estacionaria y estructural que corresponde a cada composito de longitud de soporte 5m, se siguió el procedimiento establecido, es decir el etiquetado depende de las texturas que aparecen con mayor frecuencia en el grupo de muestras que lo conforman. Como parámetro de medición del acierto en la clasificación automatizada, se tiene el etiquetado sobre cada uno de los tramos de sondaje hecho por el especialista.

Después de realizar la comparación de los resultados obtenidos de las dos fuentes de etiquetado (automatizado y manual), se determinó el porcentaje de acierto. Los resultados corresponden al procesamiento de la información 30 soportes de longitud 5m, evaluados a las escalas de imagen propuestas.

La información de clasificación se describe en la Figura 29, el mayor porcentaje de acierto tanto para textura estacionaria como estacionaria lo presenta la base de datos número 3 correspondiente a los soportes cuyas imágenes de muestra representan un área de 4 x 4 cm.

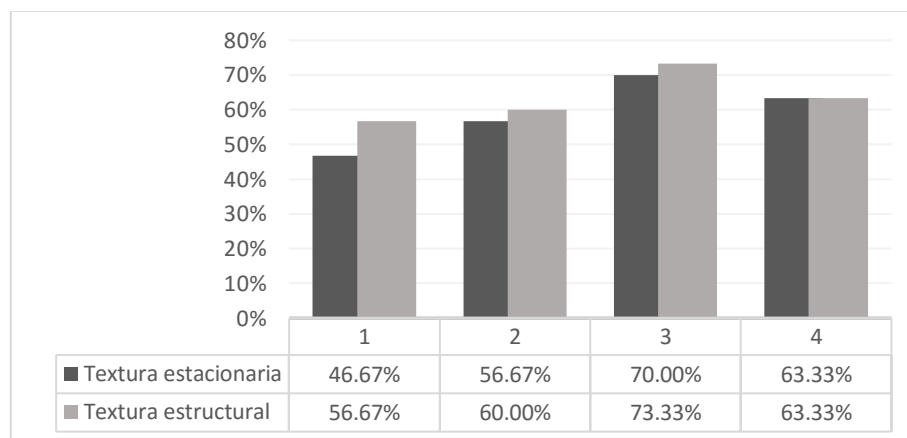


Figura 29 Porcentaje de acierto en el etiquetado de textura para cada base de datos

La escala de muestras que permite obtener un mayor acierto en el etiquetado de soportes es la definida para la base de datos número 3, esta conclusión depende directamente de las características de mineralización del proyecto exploratorio fuente de información.

### 6.5.3 *Afectación de la densidad de información*

Además de evaluar las características de imagen que deben cumplir las muestras a la hora de obtener el mejor resultado de etiquetado que ha sido el eje de trabajo de los capítulos anteriores, con el fin de optimizar el proceso que lleva a cabo el clasificador secuencial en cadena se evaluó la afectación que tiene la densidad de información sobre el etiquetado final, es decir la cantidad de muestras analizadas y el tipo de muestreo.

A continuación se muestra un ejemplo en el orden de numeración de las imágenes para las bases de datos elaboradas Figura 30.

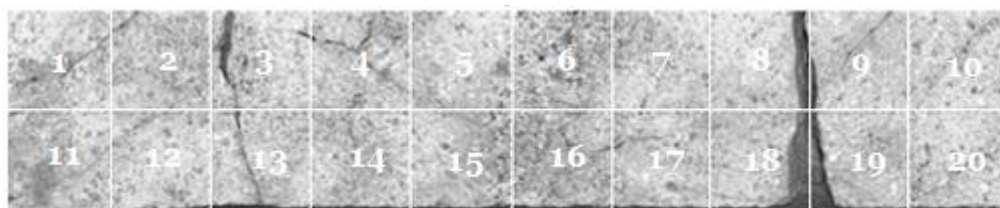


Figura 30 Orden de numeración de imágenes de muestra

Se evaluaron 3 tipos de muestreo, el global donde se toman los resultados de etiqueta de todas las muestras procesadas y dos donde seleccionan muestras según las configuraciones que se muestran en la Figura 31.

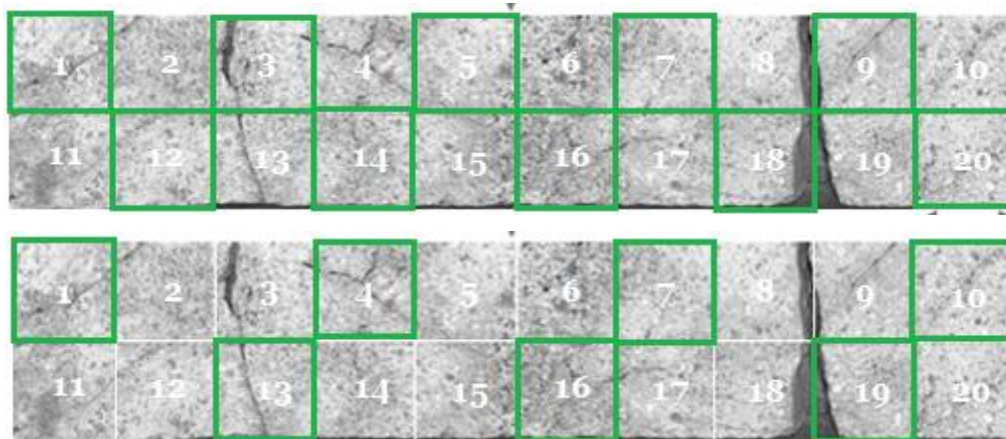


Figura 31 Patrón 1 y 2 de muestreo de imágenes

Las muestras resaltadas indican cuales son seleccionadas para determinar la textura presente sobre el soporte de sondaje al que pertenecen. Este proceso de elección se ejecutó sobre las bases de datos de muestras a diferentes escalas.

A pesar de existir un orden de selección de información, el muestreo se puede considerar sistemático uniforme debido a que no hay ninguna característica de textura (de interés para el estudio) que genere preferencia de selección de una imagen sobre otra.

Al aplicar los patrones de muestreo propuestos, la densidad de imágenes analizadas disminuye, arrojando una nueva cantidad de muestras procesadas para cada base de datos Tabla 13.

Tabla 13 Cantidad de muestras procesadas según patrón de muestreo

Base de datos	Muestreo global	Muestreo 1	Muestreo 2
1	13899	7013	4908
2	9280	4641	3248
3	6993	3498	2445
4	2901	1447	1016
<b>Total muestras procesadas</b>	33196	16599	11617

Con la textura definida de forma automatizada para cada una de las muestras se procedió a asignar la textura de tipo estacionaria y estructural que se presentan en los 30 soportes de longitud 5m.

Con la nueva densidad de información se obtiene un porcentaje de acierto en la clasificación sobre tramos de sondaje. Como aclaración se tiene que las muestras han pasado por el pre proceso de mejoramiento y el clasificador secuencial en cadena mantiene el orden y características con el que se han evaluado las muestras desde el inicio de los experimentos.

En las Figuras 32 a 35 se encuentra el porcentaje de acierto en el etiquetado de texturas para las diferentes escalas y densidades de información estudiadas.

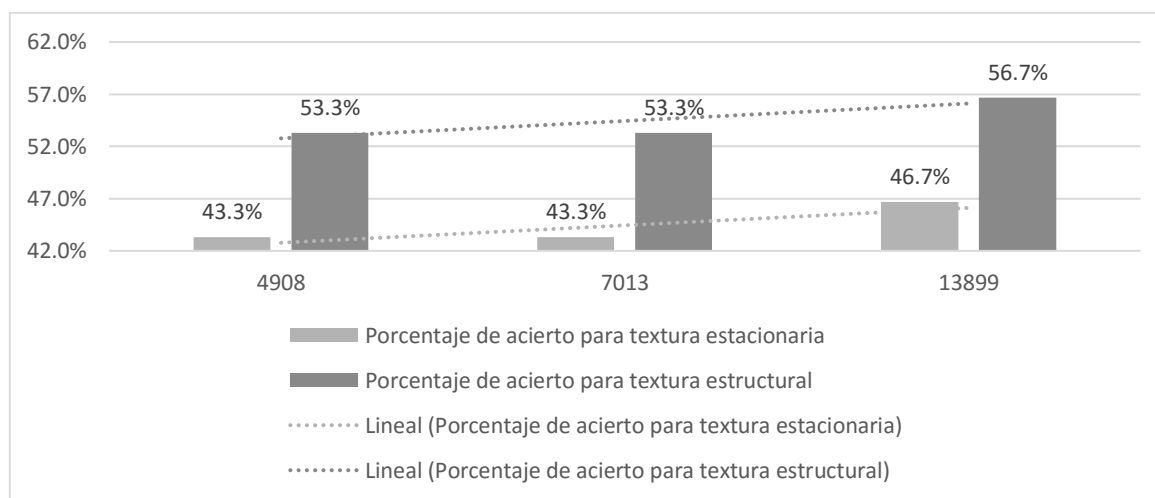


Figura 32 Porcentaje de acierto de asignación de textura para base de datos número 1 según densidad de muestreo

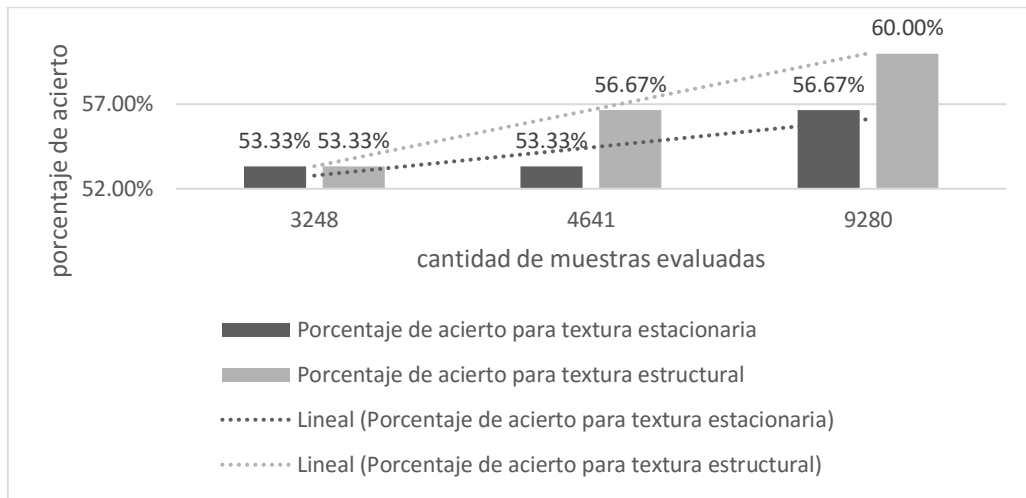


Figura 33 Porcentaje de acierto de asignación de textura para base de datos número 2 según densidad de muestreo

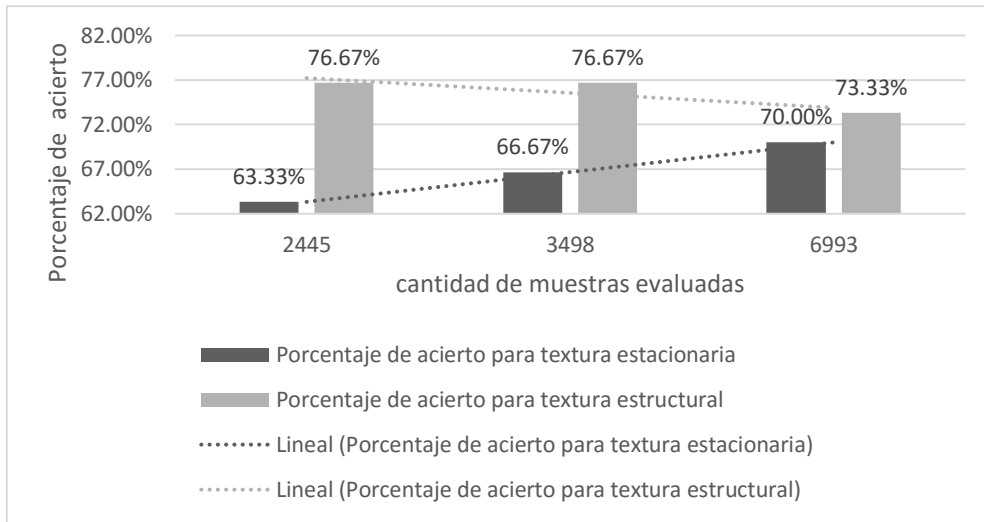


Figura 34 Porcentaje de acierto de asignación de textura para base de datos número 3 según densidad de muestreo

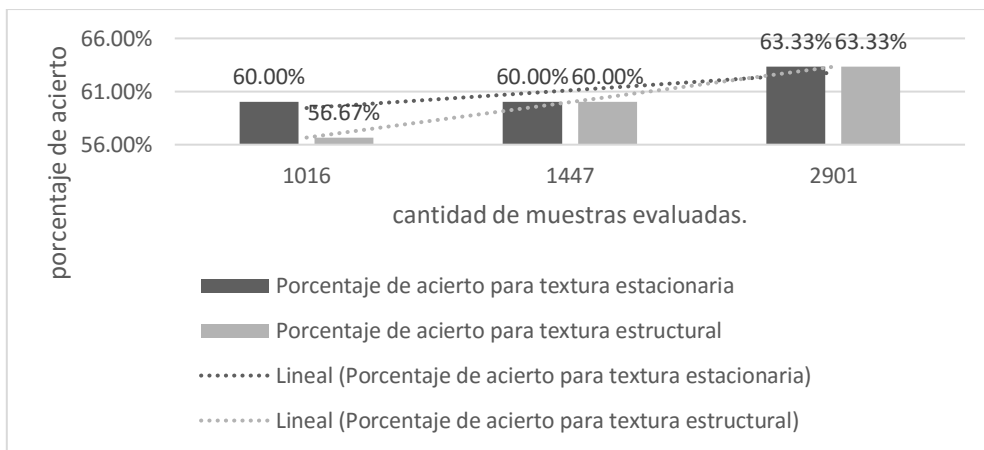


Figura 35 Porcentaje de acierto de asignación de textura para base de datos número 4 según densidad de muestreo



Con la información procesada y comparada se aprecia la afectación que tiene la tasa de muestreo o densidad de muestreo sobre el resultado de asignación de textura a tramos de sondaje, de donde se deduce que hay una relación positiva entre las dos variables. A mayor número de muestras analizadas mayor acierto en la asignación de textura sobre soportes de 5m.

En la base de datos número 3, se encuentra el mejor resultado de clasificación. Corresponde a la base de datos conformada por imágenes de muestra que representan un área de 4 x 4 cm de sondaje.

Siguiendo el patrón de muestreo número 2 (menor número de muestras), el porcentaje de acierto para textura estructural alcanza un 77%, mientras que el mejor desempeño para textura estacionaria se obtuvo al procesar la totalidad de las muestras con un 70% de acierto.

#### **6.5.4 *Análisis de procedimientos de mejora de resultados***

En el presente capítulo se buscó la forma de obtener los mejores resultados a momento de etiquetar soportes de sondajes con texturas predominantes. La información base fue muestras de imagen cuya clasificación individual presentó resultados satisfactorios.

Si bien el resultado del primer ensayo, analizando el total de las muestras sin modificaciones, no entregó resultados satisfactorios, dio paso a realizar más análisis variando características determinantes como son la escala de las muestras y el patrón de selección de las mismas.

Al variar la escala de captura de las muestras se encontró que esta característica afecta directamente los resultados, pues a diferente escala se capturan diferentes patrones de comportamiento de la mineralización, variando la etiqueta de textura que se asigna a las muestras y afectando el etiquetado final del soporte o longitud de sondaje definida.

De los resultados obtenidos con la variación de escala, se concluyó que para el proyecto exploratorio con el que se trabajó, los mejores resultados se obtienen al etiquetar soportes de sondaje a partir de muestras de imágenes que representan un área de 4 x 4 cm en 128 x 128 píxeles.

Como segunda prueba se varió la tasa de muestreo de información. Se propuso usar dos patrones de muestreo que reducen la cantidad de muestras analizadas. Al aplicar el muestreo sobre las 4 bases de datos de muestras a diferentes escalas quedaron conformadas 12 bases de datos, a partir de las cuales se etiquetaron los 30 soportes de 5m analizados para el total de la investigación.

Se comparó la información obtenida del etiquetado manual por soporte, donde se define cual es la textura estacionaria y estructural predominante con el etiquetado automatizado, g encontrando que a menor densidad de información menor porcentaje de acierto. Para la base de datos número 3 se presenta un resultado que se sale del patrón donde a menor densidad de información mejor resultado de asignación de textura estructural llegando a un 76% de acierto.

Teniendo estos antecedentes como línea base se puede deducir que a mayor número de muestras se obtiene mayor acierto al momento de asignar una textura a una longitud de sondaje además de generar más certeza en el resultado obtenido.

En cuanto a la escala a la que se encuentran configuradas las muestras de imágenes, la elección del área del sondaje que representa la muestra debe ser definida a partir del tipo de mineralización y el tamaño de las estructuras presentes para cada proyecto o sondajes a analizar, pues la extracción de características por parte del clasificador depende de si es posible identificarlas en cada muestra de imagen de forma individual.

## 6.6 *Discusion y posible aplicación en procesos Geo minero metalúrgicos*

El presente estudio se enfoca en la evaluación de una herramienta de caracterización automatizada de textura y estructura que solo había sido evaluada con muestras de imagen seleccionadas que presentaban características de textura pura, esta vez se usaron imágenes pertenecientes a un proyecto exploratorio real cuya composición no es homogénea.

El análisis de resultados de asignación de etiqueta tanto para muestras como para soportes de sondaje se presenta principalmente mediante la comparación de resultados obtenidos del levantamiento de información y la descripción de un experto.

El propósito final de comprobar la certeza en los resultados obtenidos haciendo uso de la herramienta desarrollada es aplicarlos para determinar las características metalúrgicas de un depósito mineral a partir de imágenes sondajes que lo atraviesen.

El primer paso sería determinar la textura presente de forma automatizada procedimiento descrito en la presente investigación Figura 36.

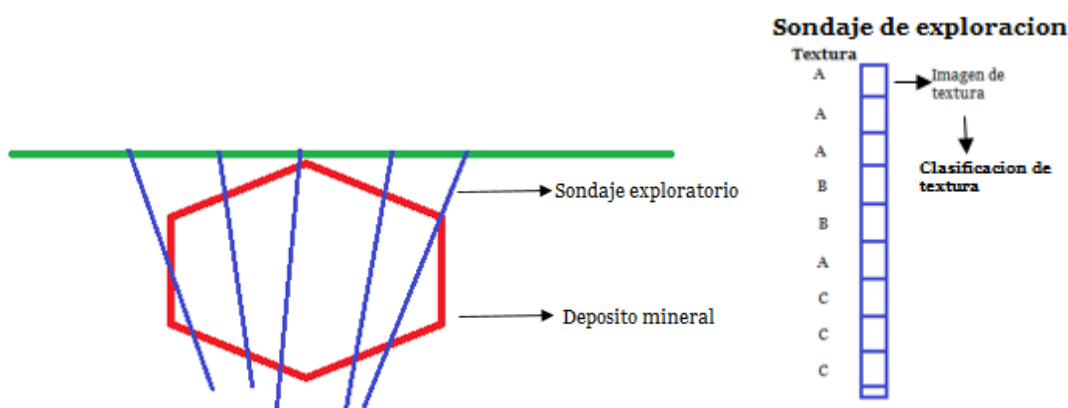


Figura 36 Esquema primer paso de propuesta de determinación de variables geo metalúrgicas

Además de los resultados del etiquetado de textura a partir del análisis de imágenes, se debería tener muestras de atributos del depósito como son la dureza, liberación, composición química, de tal manera que se pueda establecer una relación entre estas muestras geo metalúrgicas y la textura presente.

Como información complementaria se tendría la ubicación espacial de las muestras (X, Y, Z) y la respuesta geo metalúrgica esperada según sus atributos Figura 37.

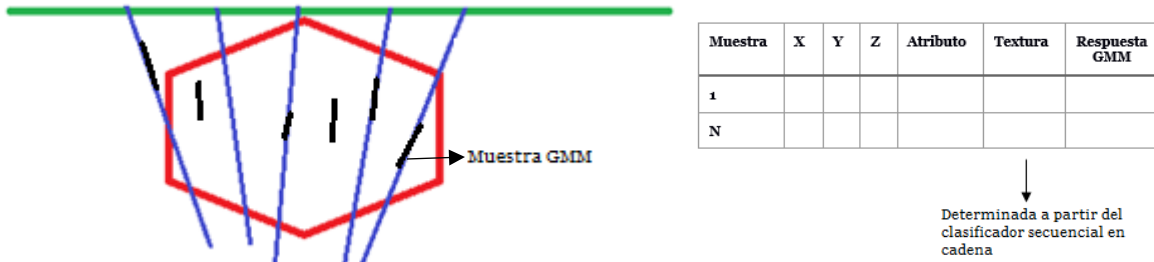


Figura 37 Características que deben cumplir las muestras GMM

Con la información recolectada se puede determinar la relación existente entre la presencia de una textura y la respuesta GMM de las muestras disponibles. De esta manera la clasificación de textura geológica se usaría como dominio para modelar espacialmente atributos geometalurgicos sobre muestras cuya información de este tipo es desconocida. Como producto final se podría obtener el modelo espacial de respuesta metalúrgica.

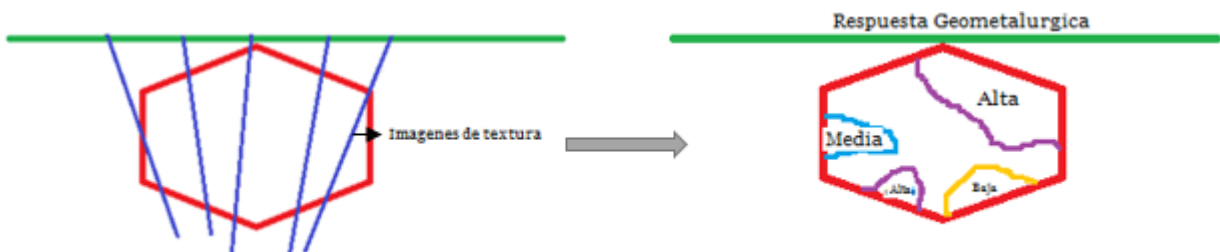


Figura 38 Esquema de producto final propuesto

La importancia de la presente investigación está en cómo se determinan las características de imagen y proceso de clasificación de la misma al momento de asignar la textura geológica presente, asegurando su correcta clasificación. De esta manera en avances posteriores se podrá relacionar este resultado con variables metalúrgicas, con la seguridad de que la información es acotada a la realidad del proyecto estudiado.

## 7. Conclusiones

En esta investigación se ha utilizado el clasificador secuencial en cadena basado en la nueva transformada de señales, dando continuidad a avances anteriores que se quedaron en etapa de prueba bajo condiciones ideales.

Dos problemas principales fueron planteados, en primer lugar la asignación de textura sobre muestras de imágenes de sondajes reales y el segundo la determinación de textura o texturas presentes sobre soportes de mayor largo de sondaje conformados por tales muestras.

Si bien para el primer planteamiento ya se había desarrollado una base de datos de entrenamiento con resultados aceptables de clasificación, al realizar el mismo procedimiento con una base de datos de imágenes configurada según los requerimientos de resolución y tamaño exigidos por la herramienta, pero bajo condiciones de textura reales, los resultados no fueron los esperados. De esta manera fue necesario no solo identificar las características generadoras de error, sino además el pre procesamiento de mejora que permite eliminarlas.

Inicialmente se enumeraron los posibles procedimientos de filtrado y realce a utilizar, para después aplicar uno a uno y comparar la variación de resultados de asignación de textura sobre un grupo reducido de muestras sobre las cuales se tenía un etiquetado manual. Una vez definido cuál fue el procesamiento que ayudó a eliminar de forma eficaz las características generadoras de error se procesó nuevamente la base de datos completa, para finalmente conseguir más del 80% de acierto en la clasificación de muestras.

De esta manera se demuestra que la elección y aplicación de un pre procesamiento de mejoramiento y suavizamiento de las características de imagen es un paso obligatorio antes de someter las muestras a un etiquetado automatizado.

El segundo objetivo de la investigación es como determinar la textura presente sobre la longitud de soporte propuesto, la información base corresponde a los resultados de asignación de textura de las muestras de imagen. Al igual que para la clasificación de muestras se contó con etiquetado hecho de forma manual por un experto en el área, esta información fue cotejada con las texturas de tipo estacionaria y estructural que tuvieron mayor presencia en las muestras de imágenes que conformaron el total de cada soporte.

Además se integró una nueva variable de identificación como es la presencia de debilidades o fallas en el sondaje. Para este segundo ensayo se obtuvo un porcentaje de acierto en la clasificación de alrededor del 53% dando paso a un análisis de cuáles son los motivos que no permiten obtener una mayor tasa de clasificación correcta sobre soportes de sondaje.

Fueron analizadas las variables que se pueden modificar para así aumentar el porcentaje de acierto en la asignación de textura en los soportes de sondaje, siendo la escala a la que se capturan las muestras y la densidad de muestreo las elegidas. De esta manera se logró un etiquetado correcto de 73.3% y 70% para textura estructural y estacionaria respectivamente.

Si bien los resultados permiten determinar cual es la escala de imagen que le permite al clasificador extraer de forma correcta las características de textura, solamente se debe

asumir para el proyecto actual, debido a que esta se encuentra relacionada con las estructuras y mineralización particular del proyecto. Por otro lado la densidad de información juega un papel importante en la credibilidad que generan los resultados a mayor número de imágenes analizadas se obtienen mejores resultados.

Los mejores resultados obtenidos dependen fuertemente de ciertas decisiones, como es la de usar la textura más recurrente dentro del grupo de imágenes de muestra para etiquetar el soporte de 5m, comparando con la etiqueta de textura a la que el profesional le asignó mayor porcentaje de aparición sobre la longitud analizada.

Por otro lado no se modificó ninguno de los parámetros que conforman los clasificadores utilizados a fin de calibrarlos con respecto a las características propias de la base de datos actual, procedimiento que es factible de aplicar siempre y cuando se tomen las medidas necesarias para evitar un sesgo en los resultados obtenidos, ya que el objetivo principal es buscar un procedimiento de clasificación automatizado que funcione para la mayor cantidad de base de datos posibles sin que los resultados sean determinados por características puntuales.

El trabajo de identificación de textura es un procedimiento que hasta el final de la presente investigación necesita ser apoyado por la opinión de un experto que reconozca las características de mineralización y estructuras presentes, para de esta manera complementar los resultados obtenidos de forma automatizada.

Los avances logrados en la investigación generan además una serie de recomendaciones que de ser aplicadas darían por finalizada la etapa de clasificación de imágenes texturales al menos bajo las condiciones de clasificación establecidas desde un principio.

## **8. Recomendaciones**

### **8.1 Pre procesamiento de imágenes**

Para próximas aplicaciones del clasificador secuencial en cadena se debe iniciar directamente desde el pre procesamiento de las imágenes de muestra haciendo uso de las metodologías recomendadas.

### **8.2 Desarrollo de clasificador n°6 o textura brecha**

Con el fin de ampliar el rango de clases de textura que podrían ser identificadas se hace necesario desarrollar un clasificador que sea capaz de extraer las características de la textura tipo brecha, al no haber uno definido para este caso en la presente investigación tal textura fue eliminada dando paso a un grupo de imágenes no clasificadas que podría ser reducido al implementar esta mejora.

### **8.3 Definición del orden óptimo de los clasificadores para la clasificación secuencial en cadena**

El principal generador de clasificación errada que se identificó a la hora de etiquetar texturas sobre soportes de sondaje fue el doble etiquetado, dejando al descubierto que se está definiendo una jerarquía de asignación a las clases, se asigna una etiqueta antes que otra solo por su posición en el clasificador en cadena. Si se probara variando el orden de los clasificadores se identificaría una variable externa que permita asignar una u otra etiqueta cuando se presente el problema de doble asignación de textura, mejorando así los resultados globales.

### **8.4 Nuevos campos de aplicación**

Con los avances logrados actualmente se deja abierto un abanico de posibilidades de aplicación como es directamente el uso del presente algoritmo sobre imágenes hiperespectrales.

### **8.5 Trabajo con nueva base de datos**

Todas las bases de datos de imágenes de sondajes son diferentes, se hace necesario un análisis de sus características generales por parte de un experto con el fin de determinar principalmente cual escala de trabajo de imágenes de muestra permitiría procesar de mejor manera la mineralización y estructuras presentes. Además se hace necesario en etapas iniciales tener información que permita comparar las etiquetas asignadas para así tener certeza sobre el procedimiento.

## 9. Bibliografía

- Cortes, C. a. (1995). Support-Vector Networks. *20*.
- Do, M. a. (2002). Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance. *11*, 146-158.
- Gonzales, R. C. (2001). *Digital Image Processing*. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall.
- Haralick, R. M. (1979). Statistical and Structural Approaches to Texture. *67*.
- Jerram, A. M. (2005). Crystal Size Distributions (CSD) in Three Dimensions: Insights from the 3D Reconstruction of a Highly Porphyritic. *Journal of Petrology*, *46*(8), 1525-1541.
- Klette, R. a. (1996). *Handbook of image processing operators*. Chichester, England: John Wiley & Sons Ltd.
- Lobos, R. e. (2014). Analysis and Classification of Natural Rock Textures based on New Transform-based Features. Santiago, Chile.
- Mäenpää, T. (2003). *The Local Binary Pattern Approach to Texture Analysis Extensions and applications*. Oulu: University of Oulu.
- Martinez, C. (2007). *Revision de metodos de representacion geometrica de imagenes basados en bandlets*. Informe del curso: Analisis y Procesamiento Avanzado de Señales, FICH, Universidad Nacional del Litoral.
- Nguyen, K. (2013). A New Texture Analysis Technique for Geometallurgy. Brisbane: THE SECOND AUSIMM INTERNATIONAL GEOMETALLURGY CONFERENCE
- Nixon, M. a. (2008). *Feature Extraction & Image Processing* (2 ed.). Oxford,UK: Elsevier.
- Ojala, T. e. (2000). Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns. *6th European Conference on Computer Vision* (págs. 404-420). Dublin: IEEE.
- Sevilla, P. G. (2006). *Image procesing: dealing with texture*. (Vol. 10). Chichester: Wiley.
- Starck, J. E. (2005). Image decomposition via the combination of sparse representations and a variational approach. *14*(10).
- Sziranyi, D. S. (2012). Adaptive Image Decomposition into Cartoon and Texture Parts Optimized by the Orthogonality Criterion. *21*, 3405-3415.
- Sziranyi, T. S. a. (2012). Adaptive Image Decomposition into Cartoon and Texture Parts Optimized by the Orthogonality Criterion. *21*(8).
- Tarback, E. J. (2005). *Ciencias de la tierra*. Madrid: Prentice Hall.
- Troy, A. R. (1970). *Visual texture analysis*.
- Troy, E. (1973). Gray-Level Manipulation Experiments for Texture Analysis.

## 10. Anexos

### Anexo a Porcentaje de clasificación por tipo de textura para muestras sin pre proceso

	20m (30m-40m)		25m (44-49m)		30m (54-59m)		35m (59-64m)		40m (72-77m)		45m (77-82m)		50m (87-92m)		55m (97-102m)		60m (102-107m)		65m (107-112m)		70m (112-117m)		75m (122-127m)		80m (132-137m)		85m (142-147m)		90m (152-157m)		95m (162-167m)		100m (172-177m)	
	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación por grupo
Afanítica	2	0.33%	0	0.00%	1	0.17%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	2	0.28%	1	0.40%
Fanerítica	29	3.67%	15	2.61%	34	3.95%	21	2.35%	4	0.84%	11	1.69%	10	2.10%	7	1.33%	12	2.41%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	1	0.22%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%
Stockwork	129	21.91%	82	11.38%	125	27.02%	21	2.34%	116	18.47%	130	19.11%	172	28.40%	22	3.80%	81	16.21%	76	15.41%	124	25.61%	120	24.92%	74	15.05%	121	24.92%	74	15.05%	122	25.00%	82	21.12%
Vetilla	149	24.31%	148	18.11%	148	28.11%	80	27.81%	184	28.11%	82	8.26%	114	17.84%	82	24.80%	85	18.13%	72	20.81%	84	26.61%	148	28.96%	47	14.42%	202	29.84%	79	23.92%	105	24.50%	81	24.30%
Porfido	2	0.31%	7	1.14%	2	0.32%	3	1.19%	21	3.34%	22	3.32%	22	3.34%	20	3.29%	21	3.42%	24	3.84%	29	12.28%	119	18.14%	42	12.88%	28	12.00%	48	18.19%	119	23.89%	22	12.18%
Sin grupo de clasificaci	226	42.28%	170	21.00%	229	41.31%	189	35.92%	222	31.42%	214	34.00%	222	35.17%	217	35.49%	222	42.45%	189	36.85%	119	27.46%	281	28.19%	116	28.92%	212	48.00%	234	45.10%	222	38.10%	122	41.66%
Total Imágenes	613		373		550		288		628		409		650		371		329		348		315		666		328		677		304		782		281	

	105m (175-180m)		110m (180-185m)		115m (185-190m)		120m (190-195m)		125m (195-200m)		130m (200-205m)		135m (205-210m)		140m (210-215m)		145m (222-227m)		150m (227-232m)	
	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por
Afanítica	28	4.79%	9	2.94%	0	0.00%	12	1.69%	4	1.80%	10	18.18%	29	4.44%	22	7.19%	69	9.88%	42	12.39%
Fanerítica	5	0.86%	8	2.61%	3	2.44%	1	0.14%	1	0.45%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%
Stockwork	47	8.05%	80	28.14%	20	16.26%	38	5.34%	8	2.70%	0	0.00%	18	8.82%	27	8.82%	61	8.71%	7	2.06%
Vetilla	161	27.57%	55	17.97%	26	21.14%	231	32.49%	62	27.93%	11	20.00%	194	29.71%	75	24.51%	212	30.29%	117	34.51%
Porfido	139	23.80%	34	11.11%	24	19.51%	153	21.52%	59	26.58%	34	61.82%	127	19.45%	92	30.07%	172	24.57%	8	2.36%
Sin grupo de clasificaci	204	34.93%	120	39.22%	50	40.65%	276	38.82%	90	40.54%	0	0.00%	285	43.64%	90	29.41%	186	26.57%	165	48.67%
Total Imágenes	584		306		123		711		222		55		653		306		700		339	

### Anexo b Porcentaje de clasificación por tipo de textura para muestras con pre proceso de mejoramiento

	20m (39m-44m)		25m (44-49m)		30m (54-59m)		35m (59-64m)		40m (72-77m)		45m (77-82m)		50m (87-92m)		55m (97-102m)		60m (102-107m)		65m (107-112m)		70m (112-117m)		75m (122-127m)		80m (132-137m)		85m (142-147m)		90m (152-157m)		95m (162-167m)	
	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por		
Afanítica	2	0.33%	0	0.00%	1	0.17%	1	0.39%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	2	0.61%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	2	0.28%
Fanerítica	9	1.47%	3	0.49%	4	0.69%	32	11.99%	21	3.24%	1	0.16%	12	1.85%	10	2.70%	9	2.42%	19	5.49%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	1	0.33%	1	0.13%
Stockwork	149	24.31%	78	12.72%	194	33.48%	21	7.34%	116	18.47%	139	22.13%	187	28.77%	32	8.93%	93	28.27%	83	23.99%	74	23.49%	123	19.51%	121	37.12%	78	11.08%	82	17.11%	129	18.50%
Vetilla	149	24.31%	98	15.99%	146	25.17%	97	33.92%	164	25.11%	66	10.38%	123	18.92%	92	24.80%	84	19.45%	73	21.10%	97	30.78%	183	24.88%	47	14.42%	230	33.97%	88	28.88%	201	29.70%
Porfido	78	12.72%	26	4.24%	37	6.39%	8	1.79%	29	4.62%	30	4.78%	43	6.62%	51	13.78%	39	11.88%	37	10.99%	45	14.29%	125	19.05%	48	14.11%	91	13.44%	52	17.11%	250	31.97%
Sin grupo de clasificaci	226	36.97%	170	27.72%	198	34.14%	120	45.45%	238	47.48%	174	27.71%	285	43.89%	166	50.13%	123	37.59%	124	38.72%	99	31.43%	240	36.89%	112	34.38%	281	41.81%	111	36.51%	199	28.48%
Total Imágenes	613		375		580		288		628		409		650		371		329		348		315		666		328		677		304		782	

	100m (165-170m)		105m (175-180m)		110m (180-185m)		115m (185-190m)		120m (190-195m)		125m (195-200m)		130m (200-205m)		135m (205-210m)		140m (210-215m)		145m (222-227m)		150m (227-232m)	
	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por	Cantidad Imágenes	Porcentaje de clasificación n por
Afanítica	5	1.99%	37	6.34%	9	2.94%	0	0.00%	18	2.53%	4	1.80%	10	18.18%	29	4.44%	23	7.52%	85	12.14%	73	21.53%
Fanerítica	0	0.00%	7	1.20%	8	2.61%	3	2.44%	1	0.14%	2	0.90%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%	0	0.00%
Stockwork	53	21.12%	47	8.05%	84	27.45%	20	16.26%	38	5.34%	11	4.95%	0	0.00%	21	3.22%	31	10.13%	75	24.84%	7	2.06%
Vetilla	73	29.08%	166	28.42%	55	17.97%	37	30.08%	283	36.99%	70	31.53%	11	20.00%	216	33.08%	76	24.84%	221	31.57%	123	36.28%
Porfido	69	27.49%	153	27.05%	75	24.51%	28	22.78%	181	25.45%	82	27.93%	34	61.82%	161	24.66%	103	33.86%	182	26.00%	8	2.36%
Sin grupo de clasificaci	51	20.32%	169	28.94%	75	24.51%	35	28.46%	210	29.54%	73	32.88%	0	0.00%	226	34.61%	73	23.86%	137	19.57%	128	37.76%
Total Imágenes	251		584		306		123		711		222		55		653		306		700		339	



Anexo c Porcentaje de textura presente sobre soportes de sondaje de 5m. Etiquetado manual

	5m (24m-29m)	10m (29m-34m)	15m (34m-39m)	35m (59m-64m)	40m (72-77m)	45m (77-82m)	50m (87-92m)	55m (97-102m)	60m (102-107m)	65m (107-112m)	70m (112-117m)	75m (130-135m)	80m (135-140m)	85m (145-150m)	90m (150-155m)	95m (160-165m)	100m (165-170m)
<b>Afanítica</b>	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
<b>Fanerítica</b>	20.00%	8.33%	14.29%	0.00%	0.00%	0.00%	3.57%	2.90%	2.86%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	3.45%	0.00%	26.67%
<b>Stockwork</b>	3.33%	8.33%	60.00%	11.76%	70.00%	16.67%	35.71%	8.70%	2.86%	0.00%	17.14%	3.23%	26.67%	81.48%	34.48%	25.00%	13.33%
<b>Vetilla</b>	86.67%	70.83%	28.57%	32.35%	30.00%	66.67%	57.14%	37.68%	8.57%	11.76%	48.57%	90.32%	70.00%	18.52%	55.17%	56.25%	73.33%
<b>Porfido</b>	80.00%	91.67%	85.71%	61.76%	100.00%	86.67%	96.43%	97.10%	97.14%	100.00%	97.14%	100.00%	100.00%	100.00%	65.52%	53.13%	53.33%
<b>Sin estructura</b>	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	46.88%	0.00%
<b>Falla</b>	0.00%	0.00%	2.86%	8.82%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	2.86%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
<b>Stockwork-falla</b>	0.00%	8.33%	2.86%	5.88%	0.00%	0.00%	0.00%	37.68%	51.43%	35.29%	2.86%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	10.00%
<b>Vetilla-falla</b>	0.00%	0.00%	2.86%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	10.14%	11.43%	0.00%	0.00%	3.23%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
<b>Otra</b>	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	31.03%	46.88%	20.00%

	105m (175-180m)	110m (180-185m)	115m (185-190m)	120m (190-195m)	125m (195-200m)	130m (200-205m)	135m (205-210m)	140m (210-215m)	145m (222-227m)	150m (227-232m)
<b>Afanítica</b>	0.00%	0.00%	0.00%	5.88%	0.00%	2.94%	24.24%	40.00%	66.67%	53.33%
<b>Fanerítica</b>	2.94%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	18.18%	5.00%	0.00%	0.00%
<b>Stockwork</b>	5.88%	0.00%	0.00%	14.71%	0.00%	8.82%	9.09%	25.00%	75.76%	83.33%
<b>Vetilla</b>	41.18%	13.33%	73.53%	79.41%	64.29%	76.47%	63.64%	25.00%	6.06%	6.67%
<b>Porfido</b>	14.71%	3.33%	14.71%	5.88%	0.00%	0.00%	0.00%	5.00%	6.06%	0.00%
<b>Sin estructura</b>	82.35%	0.00%	0.00%	88.24%	0.00%	0.00%	57.58%	0.00%	27.27%	0.00%
<b>Falla</b>	2.94%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
<b>Stockwork-falla</b>	47.06%	66.67%	23.53%	2.94%	21.43%	5.88%	24.24%	35.00%	18.18%	10.00%
<b>Vetilla-falla</b>	2.94%	6.67%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
<b>Otra</b>	82.35%	86.67%	85.29%	88.24%	85.71%	91.18%	57.58%	50.00%	27.27%	46.67%