

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE ZACATECAS



ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS MORFOLÓGICOS EN ROCAS SEDIMENTARIAS USANDO FOURIER ELÍPTICO Y REDES NEURONALES

Erik Mejía Hernández

Tesis de Maestría

presentada a la Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica

de acuerdo a los requerimientos de la Universidad para obtener el título de

MAESTRÍA EN CIENCIAS DEL PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN

Directores de tesis:

Dr. José de Jesús Villa Hernández y Dr. Gamaliel Chávez Moreno

UNIDAD ACADÉMICA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

Zacatecas, Zac., Algun dia de 2020

Contenido General

	Pag.
Lista de figuras	iii
1 Introducción	1
1.1 Antecedentes	1
1.2 Planteamiento del problema de investigación	5
1.3 Justificación del problema de investigación	5
1.4 Preguntas de Investigación	5
1.5 Hipótesis	6
1.6 Objetivo General	6
1.7 Objetivos Específicos	6
1.8 Estructura de la tesis	7
2 Marco Teórico	8
2.1 La tierra como sistema	8
2.2 Las rocas y su ciclo	11
2.3 Rocas sedimentarias	15
2.4 Morfología de rocas sedimentarias	19
2.5 Forma, redondez y rugosidad	20
2.6 Métodos para obtener la forma	22
2.7 Métodos para obtener la redondez	24
2.8 Clasificación de redondez de rocas sedimentarias	25

3	Modelo y propuesta de Investigación	28
3.1	Modelo de Investigación para la estimación de parámetros morfológicos en rocas sedimentarias usando Fourier Elíptico y redes neuronales	28
3.2	Fourier Elíptico	30
3.3	Algoritmo para estimar la redondez	33
3.4	Redes neuronales	36
3.4.1	Funciones de Activación	38
4	Resultados y discusiones	45
4.1	Esfericidad	46
4.2	Redondez	49
5	Conclusiones	55

Lista de figuras

Figura	Pag.
1.1 Forma, redondez y textura superficial propuestas por Barrett [10].	3
2.1 Ejemplo de las cuatro esferas de la tierra: a) hidrosfera; b) atmósfera; c) biosfera; d) tierra sólida.	9
2.2 Estructura en capas de la Tierra.	10
2.3 Ejemplos de los tres tipos de rocas.	11
2.4 Ciclo de las rocas.	13
2.5 Formación de rocas sedimentarias. Litificación de sedimentos. Compactación y cementación.	16
2.6 Rocas sedimentarias detríticas.	18
2.7 Rocas sedimentarias químicas.	19
2.8 Una representación simplificada de la forma, redondez y rugosidad en 3 dimensiones para ilustrar su independencia [10].	21
2.9 Clasificaciones para la redondez de una partícula propuestas por Russell, Taylor y Pettijohn [32].	26
2.10 Clasificaciones para la redondez de una partícula propuestas por Krumbein y Sloss[22].	27

Figura	Pag.
3.1 Modelo metodológico de la estimación de parámetros morfológicos en rocas sedimentarias usando Fourier Elíptico y redes neuronales	29
3.2 Representación gráfica del código de cadena de un contorno cerrado [16]	31
3.3 Flujo de trabajo para obtener el mayor círculo circunscrito.	34
3.4 Resultado del suavizado de la partícula utilizando Fourier Elíptico.	35
3.5 Flujo para aproximar las esquinas con círculos.	35
3.6 Estructura de una neurona artificial análogo a una biológica.	37
3.7 Arquitectura de una red neuronal artificial.	37
3.8 Función de activación Sigmoide.	38
3.9 Función de activación Tangente Hiperbólico.	40
3.10 Función de activación ReLU (Unidad Lineal Rectificada).	41
3.11 Función de activación PReLU (Unidad Lineal Rectificada Parametrizada).	42
3.12 Función de activación ELU (Unidad Lineal Exponencial).	43
4.1 Clasificación de la redondez usando los conjuntos de entrenamiento y de pruebas. El eje horizontal representa el número de la imagen que se esta analizando, el eje vertical representa el contraste del valor obtenido por la red neuronal (color azul) contra el valor real de esfericidad de la imagen (color naranja).	47
4.2 Medición del error de la red neuronal utilizando la diferencia relativa. El eje horizontal representa la diferencia que hay entre el valor obtenido por la red neuronal y el valor real, el eje vertical representa la frecuencia con que cada una de las diferencias se presentó.	48

Figura	Pag.
4.3 Arquitectura final de la red neuronal para predecir la redondez de rocas sedimentarias. El superíndice corresponde a la cantidad de neuronas en cada capa.	51
4.4 Clasificación de la redondez usando los conjuntos de entrenamiento y de pruebas. El eje horizontal representa el número de la imagen que se está analizando, el eje vertical representa el contraste del valor obtenido por la red neuronal (color azul) contra el valor real de esfericidad de la imagen (color naranja).	52
4.5 Medición del error de la red neuronal utilizando la diferencia relativa. El eje horizontal representa la diferencia que hay entre el valor obtenido por la red neuronal y el valor real, el eje vertical representa la frecuencia con que cada una de las diferencias se presentó.	54

Capítulo 1

Introducción

1.1 Antecedentes

Nuestro planeta puede ser visto como un sistema conformado por la hidrosfera, atmósfera, biosfera y tierra sólida. El componente principal de la tierra sólida son las rocas [1]. Las rocas son agregados naturales de uno o más minerales. Estas pueden clasificarse por su origen y proceso en tres clases: ígneas, metamórficas y sedimentarias [2]. Las rocas ígneas son las que se forman a partir del enfriamiento de minerales fundidos (magma) entre la corteza terrestre y el manto superior. Las rocas ígneas algunas veces pueden alcanzar la parte superior de la corteza terrestre por medio de volcanes o por el ascenso de capas de la corteza. En la corteza existe un proceso llamado meteorización que consiste en la fragmentación de rocas por alteraciones físicas y químicas (como la gravedad, erosión, materia orgánica). Estas rocas se transportan generalmente por gravedad y se depositan en las zonas más bajas de la corteza terrestres (la mayoría en los océanos). Estos sedimentos son nuevas rocas y se les conocen como rocas sedimentarias. Las rocas metamórficas se generan a partir de rocas ígneas, sedimentarias o mismas rocas metamórficas. Como su nombre lo indica estas rocas se generan por el cambio

(metamorfosis) de una roca madre, este cambio es generado por altas presiones y temperaturas, pero sin que lleguen a fundirse [1].

De estos tres tipos de rocas, las más importantes son las rocas sedimentarias por las siguientes razones: (1) representan el 80% de la corteza terrestre, (2) permiten conocer los procesos e historia de la tierra, (3) son de gran importancia en el sector económico porque de ellas derivan el petróleo, gas natural, carbón, sal, azufre, potasio, yeso, caliza, fosfato, uranio y más minerales [3], (4) en algunos casos representan un riesgo para poblaciones como la asentadas en las cercanías de volcanes o grandes sedimentos, (5) en el estudio de suelo para la construcción [4].

Las rocas sedimentarias se estudian por su composición física, química y mineralógica. El estudio físico se conforma por tres parámetros; tamaño, morfología y orientación. El conocer estos parámetros nos permite deducir su origen, los diversos procesos transporte, el entorno reológico y climático y su deposición. Para medición de tamaño y la orientación existen diversas técnicas muy bien establecidas y muy precisas [5]. Por otro lado la morfología es un concepto reciente, en comparación a los otros y aún se encuentra en desarrollo y búsqueda de conceptos universales [6].

La morfología describe la forma (shape) de objetos o partículas mediante mediciones de su contorno. La morfología no sólo es importante en el estudio de rocas sedimentarios sino que se extiende a otros campos científicos y productivos como la nanomedicina, agricultura, biología, neurociencias, arte visual, entre otros ([7], [8], [9]). En general, ha sido importante para entender y estudiar el porque tienen cierto aspecto externo todos y cada uno de los objetos o seres vivos. La morfología de rocas sedimentarias se describe por tres parámetros: forma general (form), redondez (roundness) y textura superficial (roughness), los cuales se relacionan

con procesos geológicos. Estos tres parámetros son jerárquicos y de escalas diferentes, por lo que uno no afecta al otro. La forma es la característica de mayor jerarquía que está relacionada con los aspectos más generales. La forma se calcula mediante relaciones axiales adimensionales o relaciones de circularidad. La redondez es una característica intermedia superpuesta a la forma. El grado de redondez o angularidad está relacionado con las curvas y las esquinas principales del contorno. La rugosidad o textura se refiere a irregularidades más finas superpuestas en la redondez y la forma [10, 11, 12]. Estas propiedades se muestran en la Figura 1.1.

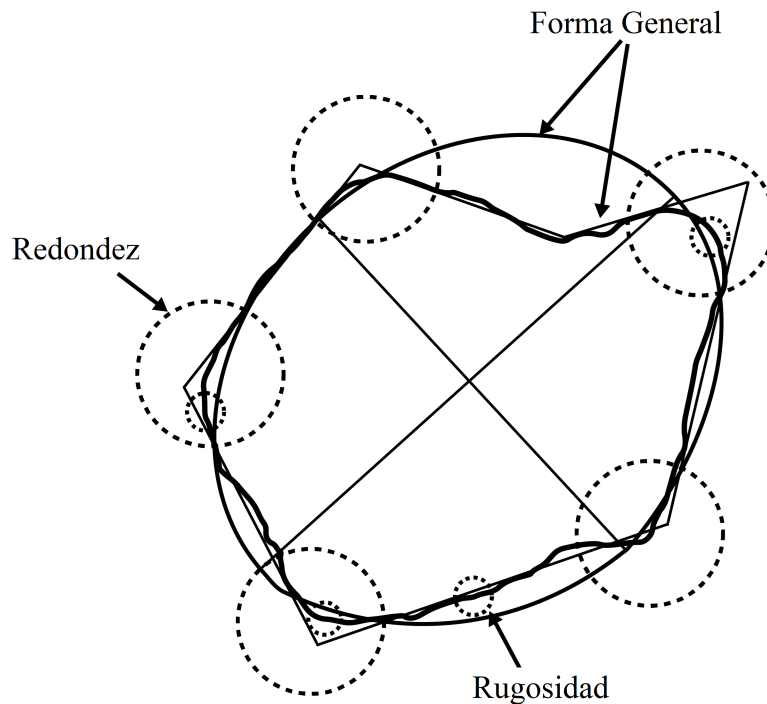


Figura 1.1 Forma, redondez y textura superficial propuestas por Barrett [10].

Existen diversas expresiones para medir la forma, una de las más usadas en el campo geológico es la propuesta por Wadell[13], la cual se obtiene de la relación entre el radio del círculo cuya área es igual a la de la partícula y el radio del círculo más pequeño que inscribe a la partícula [13]. Existen tres enfoques para medir la redondez; los basados en curvatura,

los que emplean Fourier y los relacionados con Fractales. El método basado en curvatura es simple y preciso, sin embargo es un método que depende de la escala. Los métodos basados en Fourier son muy populares sin embargo analizar el espectro es complicado y de un alto costo computacional. El uso de fractales para describir la forma se ha vuelto popular sin embargo tiene problemas para identificar algunos tipos de redondez y son muy sensibles al suavizado de contornos.

En la presente tesis planteamos usar redes neuronales para estimar la forma y redondez de rocas sedimentarias. La variable de entrada a la red neuronal son los coeficientes de las series Fourier Elíptico. Se eligió este método de transformación por ser invariante a la escala, a la rotación y traslación. Como objetivo para la forma se empleó la circularidad propuesta por Wadell [13]. Para la redondez, se eligió como objetivo el grado de angulosidad calculado con el método propuesto por Wadell [14], el cual define el grado de redondez como la relación entre el radio de curvatura promedio de las esquinas de una partícula y el radio del círculo circunscrito más grande posible. Se probaron diversas arquitecturas de red, y la mejor configuración para calcular la redondez fue: una red neuronal profunda de 6 capas, la capa de entrada con la misma cantidad de neuronas que los datos de entrada y función de activación Sigmoide, 4 capas ocultas con una cantidad de neuronas que se iba reduciendo la mitad de la capa anterior, con función de activación Sigmoide. La capa de salida con una sola neurona con función de activación Sigmoide. La base de datos para entrenar la red neuronal se compone de 1123 imágenes de rocas reales de diversos fenómenos geológicos. La red neuronal tiene un error de mínimos cuadrados de $5e-03$ con los datos de entrenamiento. El resultado fue comparado con clasificaciones visual realizadas por Krumbein y Sloss. La red neuronal propuesta es invariante a la escala, rotación y traslación, además de permitirnos tener la redondez y la circularidad 2800 veces más rápido que el método de Wadell [13].

1.2 Planteamiento del problema de investigación

Los métodos para medir la forma general y redondez no son invariantes a la escala, rotación y traslación. Los métodos basados en Fourier son invariantes a estas 3 transformaciones, sin embargo el tratamiento del espectro son es una tarea fácil. Por lo que no existe un método invariante y fácil de ajustar.

1.3 Justificación del problema de investigación

El análisis morfológico de las rocas sedimentarias es importante en geología para la reconstrucción histórica de nuestro planeta. También es importante en sectores económicos y de prevención de riesgo. A pesar de ser un análisis muy utilizado no existe un método que sea invariante a la escala, rotación y traslación, así como preciso, fácil y rápido de usar.

1.4 Preguntas de Investigación

- ¿Será capaz una red neuronal profunda de modelar el algoritmo de Zheng [15] que usa el método de Wadell [14]?
- ¿Cuáles serán las arquitecturas de red neuronal profunda capaces de estimar la redondez y circularidad de los contornos de rocas sedimentarias?

1.5 Hipótesis

Una red neuronal profunda es capaz de estimar la redondez independientemente de la escala, rotación y traslación con una velocidad mayor que el algoritmo de Zheng [15].

1.6 Objetivo General

Obtener un modelo basado en redes neuronales para medir y clasificar la forma general y redondez de las rocas sedimentarias, utilizando el espectro de Fourier Elíptico como entrada. El objetivo es tener una herramienta precisa, fácil y rápida que pueda ser usada para fines geológicos.

1.7 Objetivos Específicos

1. Estudiar y aplicar la circularidad propuesto por Wadell [13].
2. Estudiar y aplicar la redondez propuesto por Wadell[14] utilizando el algoritmo de círculos circunscritos de Zheng[15].
3. Estudiar y aplicar el método de Fourier Elíptico propuesto por Kuhl [16].
4. Entrenar diversas arquitecturas de redes neuronales profundas con la información del espectro de Fourier Elíptico [16] como entrada, siendo la redondez y la circularidad como salida.
5. Contrastar los resultados de la mejor red neuronal profunda con los que se obtienen utilizando los objetivos específicos 1 y 2.

1.8 Estructura de la tesis

La estructura de esta tesis se distribuye como se describe a continuación:

- Marco teórico: Se describen en extenso las características de las rocas sedimentarias, así como el marco matemático de Fourier elíptico y los modelos para obtener la circularidad y la redondez.
- Método y propuesta de investigación: Se detalla la metodología empleada en la presente investigación.
- Resultados y discusiones: Se muestran los resultados de las 1123 partículas, se discuten estos y se exponen las limitaciones.
- Conclusiones: Se puntualizan las principales conclusiones de esta investigación.

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1 La tierra como sistema

La geología, ciencia de la tierra, estudia nuestro planeta como un sistema que engloba cuatro esferas; hidrosfera, atmósfera, biosfera y tierra sólida. En la Figura 2.1 se muestran ejemplos ilustrativos de cada esfera. La hidrosfera es una masa de agua dinámica que está en movimiento continuo, evaporándose de los océanos a la atmósfera, precipitándose sobre la Tierra y volviendo de nuevo al océano por medio de los ríos. La atmósfera es una capa gaseosa que rodea a la Tierra. A pesar de sus modestas dimensiones, este delgado manto de aire es una parte integral del planeta. No sólo proporciona el aire que respiramos, sino que también nos protege del intenso calor solar y de las peligrosas radiaciones ultravioletas. La biosfera incluye toda la vida en la Tierra, está concentrada cerca de la superficie en una zona que se extiende desde el suelo oceánico hasta varios kilómetros de la atmósfera. Debajo de la atmósfera y los océanos se encuentra la Tierra sólida. Gran parte del estudio de la Tierra sólida se concentra en los eventos geográficos superficiales (más accesibles). Por fortuna, estos eventos externos se relacionan directamente con lo que ocurre debajo de la superficie. Examinando los rasgos superficiales más destacados y su extensión global, podemos obtener pistas para explicar los

procesos dinámicos que han conformado nuestro planeta. Se dice que es un sistema debido a que estas cuatro esferas interactúan constantemente [1, 17].

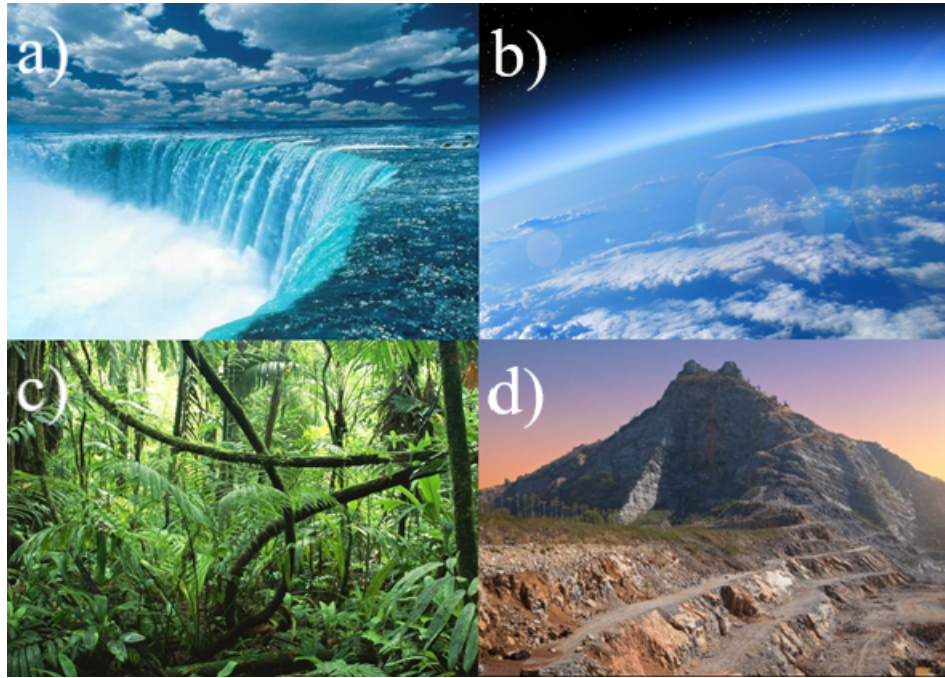


Figura 2.1 Ejemplo de las cuatro esferas de la tierra: a) hidrosfera; b) atmósfera; c) biosfera; d) tierra sólida.

La tierra sólida se divide en tres capas: la corteza, el manto y el núcleo. La corteza, capa rocosa externa, comparativamente fina de la Tierra, se divide generalmente en corteza oceánica y corteza continental. El Manto representa más del 82 por ciento del volumen de la Tierra, una envoltura rocosa sólida que se extiende hasta una profundidad de 2.900 kilómetros. El límite entre la corteza y el manto representa un cambio de composición química. Núcleo. Se cree que la composición del núcleo es una aleación de hierro y níquel con cantidades menores de oxígeno, silicio y azufre, elementos que forman fácilmente compuestos con el hierro [1, 17]. En la Figura 2.2 se detalla las subdivisiones de las tres capas.

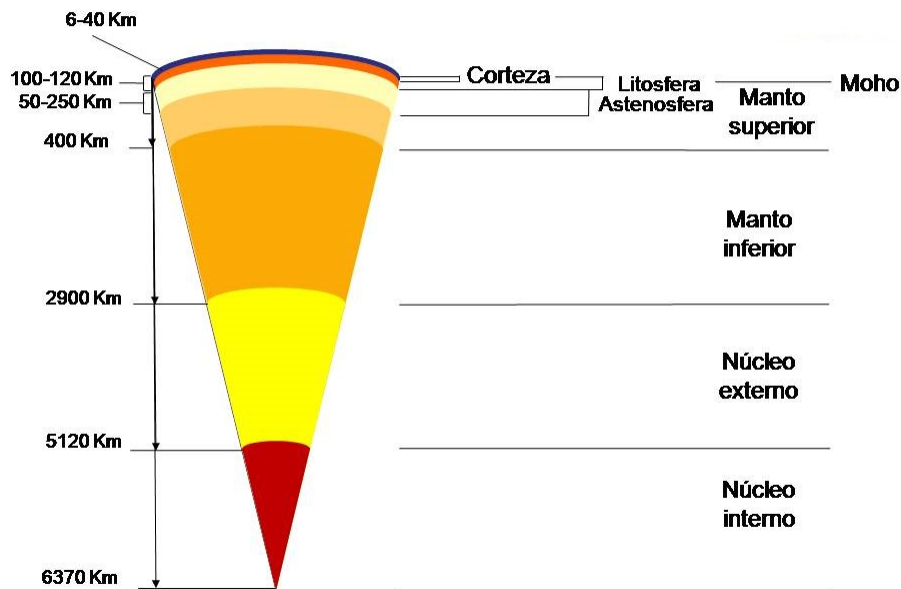


Figura 2.2 Estructura en capas de la Tierra.

De todas las capas existe un alto interés por la corteza ya que en ella se desenvuelve la vida humana y la biosfera en general. Esta superficie terrestre es dividida en continentes y las cuencas oceánicas. Estas dos superficies tienen diferentes características físicas y químicas. Para la superficie terrestre continental el elemento fundamental de mayor abundancia son las rocas. Al examinar una roca con atención, encontramos que consta de cristales o granos más pequeños denominados minerales. Los minerales son compuestos químicos (o en algunas ocasiones elementos únicos), cada uno de ellos con su propia composición y sus propiedades físicas. La naturaleza de la roca está definida por su composición química y por sus propiedades texturales (tamaño, forma y orientación). Estos dos aspectos son reflejo de los procesos geológicos que la crearon. Esta comprensión tiene muchas aplicaciones prácticas, como en la búsqueda de recursos minerales y energéticos básicos y la solución de problemas ambientales.

2.2 Las rocas y su ciclo

Los geólogos dividen las rocas en tres grandes grupos: ígneas, sedimentarias y metamórficas, algunos ejemplos de cada tipo de roca se muestran en la Figura 2.3. Rocas ígneas. Las rocas ígneas (ignis = fuego) se forman cuando la roca fundida, denominada magma, se enfría y se solidifica. El magma es roca fundida que se puede formar a varios niveles de profundidad en el interior de la corteza de la Tierra y el manto superior. A medida que se enfría el magma, cristales de varios minerales se van formando y creciendo. Cuando el magma permanece en el interior profundo de la corteza, se enfría lentamente durante miles de años. Las rocas ígneas de grano grueso que se forman muy por debajo de la superficie se denominan plutónicas. Las rocas ígneas que se forman en la superficie terrestre se denominan volcánicas y suelen ser de grano fino [1].



Figura 2.3 Ejemplos de los tres tipos de rocas.

Las rocas sedimentarias se forman por acumulación de sedimentos. Los sedimentos están compuestos de partículas de diversos tamaños transportadas y son sometidos a procesos físicos

y químicos (diagénesis), que dan lugar a materiales consolidados. El agua, el viento o el hielo glacial suelen transportar los productos de la meteorización (fragmentación de rocas) a lugares de sedimentación donde éstos forman capas relativamente planas. Normalmente los sedimentos se convierten en roca o se litifican por la compactación y cementación. La compactación tiene lugar a medida que el peso de los materiales suprayacentes comprime los sedimentos en masas más densas. La cementación se produce conforme el agua que contiene sustancias disueltas se filtra a través de los espacios intergranulares del sedimento. Con el tiempo, el material disuelto en agua precipita entre los granos y los cementa en una masa sólida [1].

El tercer tipo son las rocas metamórficas. Estas se producen a partir de rocas ígneas, sedimentarias o incluso otras rocas metamórficas. Así, cada roca metamórfica tiene una roca madre, la roca a partir de la que se ha formado. Metamórfico es un adjetivo adecuado porque su significado literal es «cambiar la forma». La mayoría de cambios tienen lugar a temperaturas y presiones elevadas que se dan en la profundidad de la corteza terrestre y el manto superior. Los procesos que crean las rocas metamórficas a menudo progresan de una manera incremental, desde cambios ligeros (metamorfismo de grado bajo) hasta cambios sustanciales (metamorfismo de grado alto) [1].

Estos tres tipos de rocas interactúan formando un ciclo, véase la Figura 2.4. Las rocas pueden pasar por cualquiera de los tres estados cuando son forzadas a romper el equilibrio. Una roca ígnea como el basalto puede disgregarse y alterarse cuando se expone a la atmósfera, o volver a fundirse al subducir por debajo de un continente. Debido a las fuerzas generadoras del ciclo de las rocas, las placas tectónicas y el ciclo del agua, las rocas no pueden mantenerse en equilibrio y son forzadas a cambiar ante los nuevos ambientes [1].

Podemos iniciar explicando el ciclo con el magma. El magma que es la roca fundida que se forma a una gran profundidad por debajo de la superficie de la Tierra. Con el tiempo, el magma se enfría y se solidifica. Este proceso, denominado cristalización, puede ocurrir debajo de la superficie terrestre o, después de una erupción volcánica, en la superficie. En cualquiera de las dos situaciones, las rocas resultantes se denominan rocas ígneas [1].

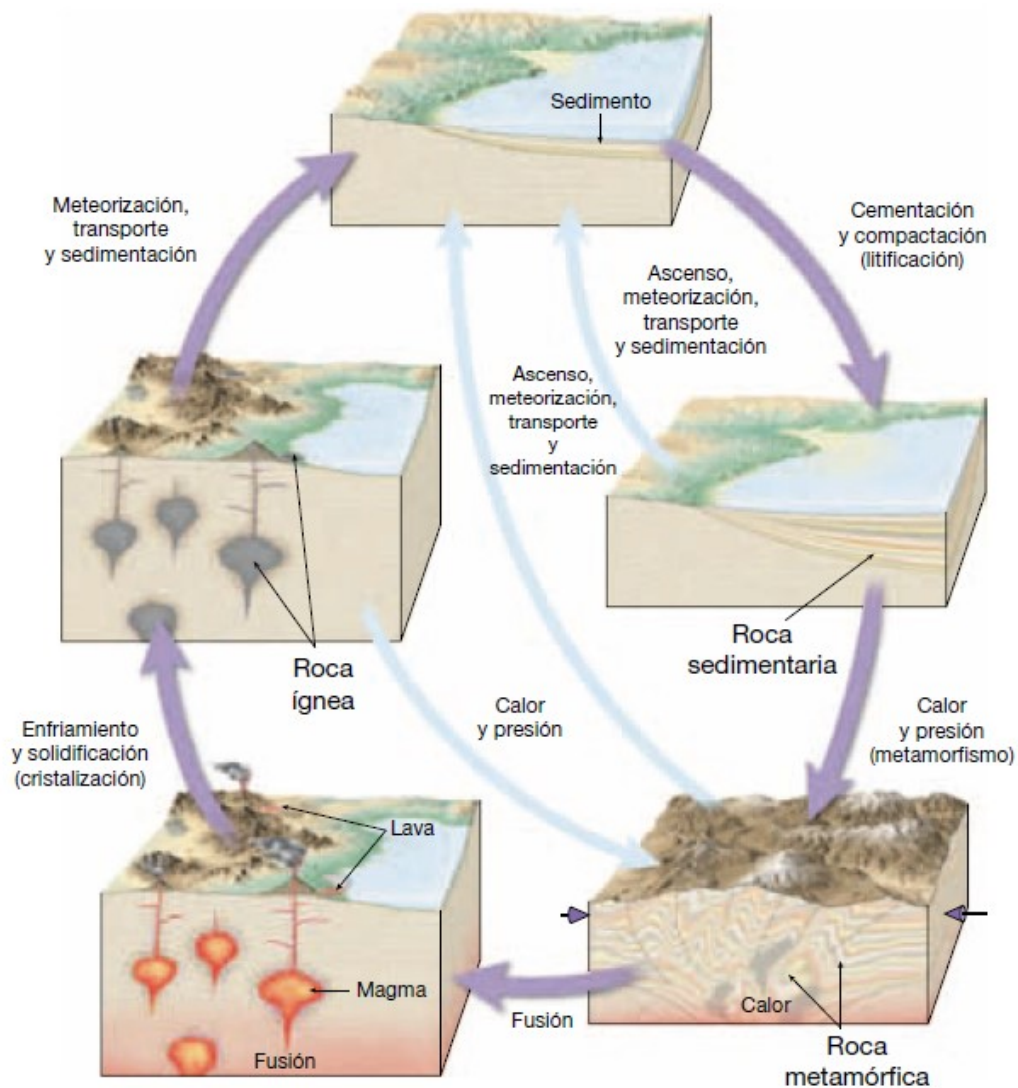


Figura 2.4 Ciclo de las rocas.

Si las rocas ígneas afloran en la superficie experimentarán meteorización, en la cual la acción de la atmósfera desintegra y descompone lentamente las rocas. Los materiales resultantes pueden ser desplazados pendiente abajo por la gravedad antes de ser captados y transportados por algún agente erosivo como las aguas superficiales, los glaciares, el viento o las olas. Por fin, estas partículas y sustancias disueltas, denominadas sedimentos, son depositadas. Aunque la mayoría de los sedimentos acaba llegando al océano, otras zonas de acumulación son las llanuras de inundación de los ríos, los desiertos, los pantanos y las dunas. A continuación, los sedimentos experimentan litificación, un término que significa «conversión en roca». El sedimento suele litificarse dando lugar a una roca sedimentaria cuando es compactado por el peso de las capas suprayacentes o cuando es cementado conforme el agua subterránea de infiltración llena los poros con materia mineral. Si la roca sedimentaria resultante adquiere la profundidad necesaria dentro de la tierra, interactúa con una masa de magma, y estará sometida a grandes presiones o a un calor intenso. La roca sedimentaria reaccionará ante este ambiente y se convertirá en un tercer tipo de roca, una roca metamórfica. Cuando la roca metamórfica es sometida a cambios de presión adicionales o a temperaturas aún mayores, se fundirá, creando un magma, que acabará cristalizando en rocas ígneas. Los procesos impulsados por el calor desde el interior de la Tierra son responsables de la creación de las rocas ígneas y metamórficas. La meteorización y la erosión, procesos externos alimentados por una combinación de energía procedente del Sol y la gravedad, producen el sedimento a partir del cual se forman las rocas sedimentarias. Caminos alternativos. Las vías mostradas en el ciclo básico no son las únicas posibles. Al contrario, es exactamente igual de probable que puedan seguirse otras vías distintas de las descritas en la sección precedente. Esas alternativas se indican mediante las líneas azules en la Figura 2.4. Las rocas ígneas, en vez de ser expuestas a la meteorización y a la erosión en la superficie terrestre, pueden permanecer

enterradas profundamente. Esas masas pueden acabar siendo sometidas a fuertes fuerzas de compresión y a temperaturas elevadas asociadas con la formación de montañas. Cuando esto ocurre, se transforman directamente en rocas metamórficas. Las rocas metamórficas y sedimentarias, así como los sedimentos, no siempre permanecen enterrados, por el contrario, las capas superiores pueden ser eliminadas, dejando expuestas las rocas que antes estaban enterradas. Cuando esto ocurre, los materiales son meteorizados y convertidos en nueva materia prima para las rocas sedimentarias. Las rocas pueden parecer masas invariables, pero el ciclo de las rocas demuestra que no es así. Los cambios, sin embargo, requieren tiempo; grandes cantidades de tiempo [1].

2.3 Rocas sedimentarias

Las rocas sedimentarias son de gran interés por las siguientes razones: (1) Cubren alrededor del 80% de la corteza terrestre, que es la parte de la tierra sólida con la que más interactuamos. (2) Representan la base del conocimiento de otras áreas geológicas como la estratigrafía y la geología estructural. (3) Un alto porcentaje de la actividad económica está relacionada con depósitos de rocas sedimentarias, algunos ejemplos son: el petróleo, el gas natural, carbón, sal, sulfuro, potasio, yeso, caliza, fosfato, uranio, hierro, magnesio y una numerosa lista de elementos en la construcción. (4) En la geotecnia son una parte importante para caracterizar el tipo de suelo. (5) En la petrología sedimentaria es clave para determinar la litología, relieve, clima y actividad tectónica [1].

Como se describió anteriormente las rocas sedimentarias son resultante del depósito de material sólido producto de la meteorización mecánica y química. La transformación del sedimento en roca sedimentaria se conoce como litificación. El sedimento puede experimentar

grandes cambios desde el momento en que fue depositado hasta que se convierte en una roca sedimentaria y posteriormente es sometido a las temperaturas y las presiones que lo transforman en una roca metamórfica. El término *diagénesis* (día=cambio; génesis=origen) es un término general para todos los cambios químicos, físicos y biológicos que tienen lugar después de la deposición de los sedimentos, así como durante y después de la litificación. La litificación se refiere a los procesos mediante los cuales los sedimentos no consolidados se transforman en rocas sedimentarias sólidas (lithos=piedra; fic=hacer). Los procesos básicos de litificación son la compactación y la cementación [1], véase la Figura 2.5.

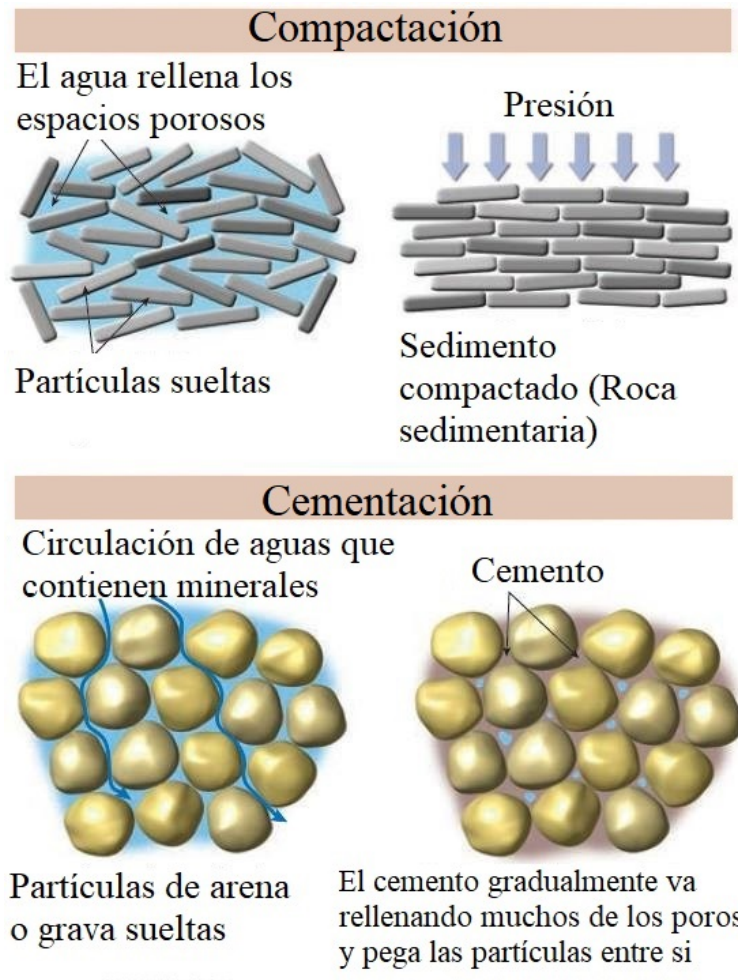


Figura 2.5 Formación de rocas sedimentarias. Litificación de sedimentos. Compactación y cementación.

El cambio diagenético físico más habitual es la compactación. Conforme el sedimento se acumula a través del tiempo, el peso del material suprayacente comprime los sedimentos más profundos. Cuanto mayor es la profundidad a la que está enterrado el sedimento, más se compacta y más firme se vuelve. Al inducirse cada vez más la aproximación de los granos, hay una reducción considerable del espacio poroso (el espacio abierto entre las partículas). Conforme se reduce el espacio del poro, se expulsa gran parte del agua que estaba atrapada en los sedimentos. Dado que las arenas y otros sedimentos gruesos son sólo ligeramente compresibles, la compactación, como proceso de litificación, es más significativa en las rocas sedimentarias de grano fino. La cementación es el proceso más importante mediante el cual los sedimentos se convierten en rocas sedimentarias. Es un cambio diagenético químico que implica la precipitación de los minerales entre los granos sedimentarios individuales. Los materiales cementantes son transportados en solución por el agua que percola a través de los espacios abiertos entre las partículas. A lo largo del tiempo, el cemento precipita sobre los granos de sedimento, llena los espacios vacíos y une los clastos. De la misma manera que el espacio del poro se reduce durante la compactación, la adición de cemento al depósito sedimentario reduce también su porosidad [1].

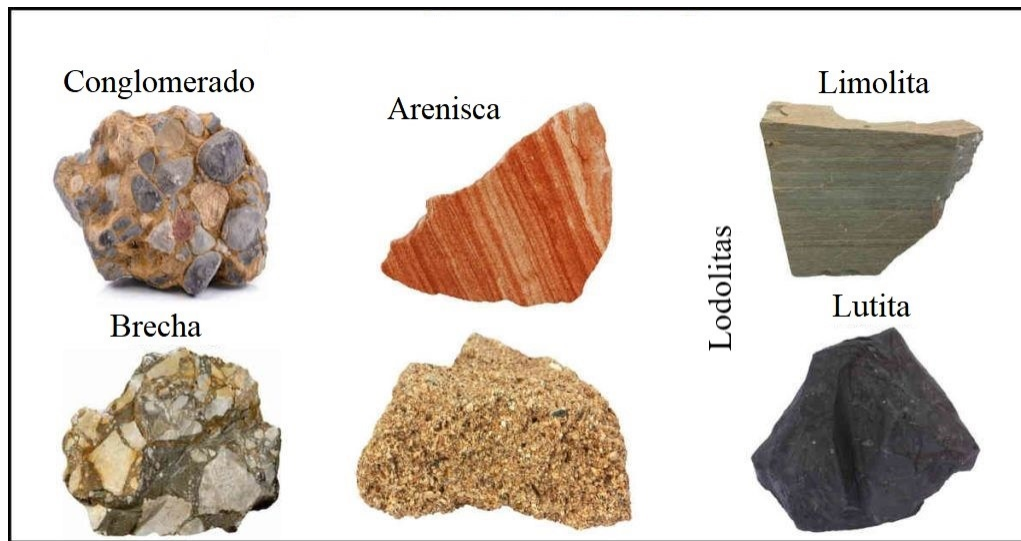


Figura 2.6 Rocas sedimentarias detríticas.

El sedimento tiene dos orígenes principales. En primer lugar, el sedimento puede ser una acumulación de material que se origina y es transportado en forma de clastos sólidos derivados de la meteorización mecánica y química. Los depósitos de este tipo se denominan detríticos y las rocas sedimentarias que forman, rocas sedimentarias detríticas [1], como se muestra en la Figura 2.6.

La segunda fuente principal de sedimento es el material soluble producido en gran medida mediante meteorización química. Cuando estas sustancias disueltas son precipitadas mediante procesos orgánicos o inorgánicos, el material se conoce como sedimento químico y las rocas formadas a partir de él se denominan rocas sedimentarias químicas [1], como se muestra en la Figura 2.7.

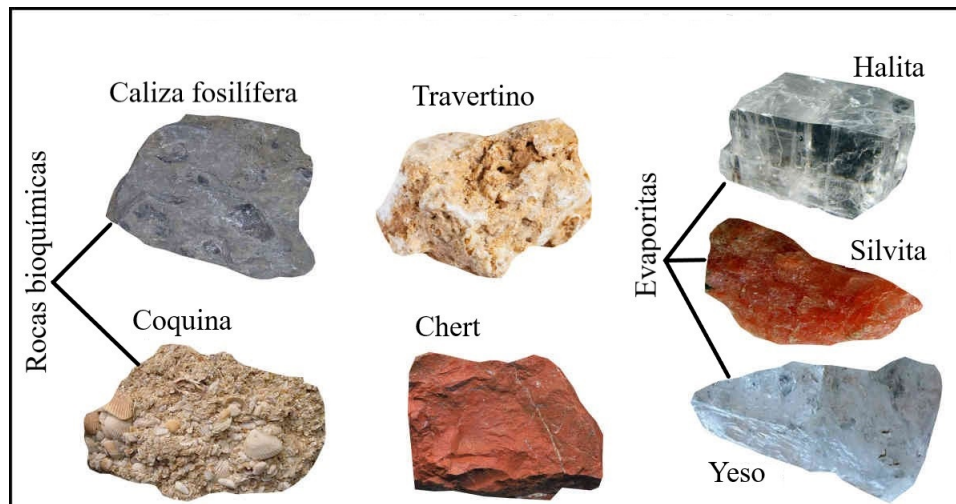


Figura 2.7 Rocas sedimentarias químicas.

2.4 Morfología de rocas sedimentarias

El análisis de las rocas sedimentarias contempla aspectos físicos, químicos y mineralógicos. Dentro de los físicos existen tres descriptores; el tamaño, la morfología y la orientación. El tamaño y la orientación de la roca es un tema bien establecido. Sin embargo la morfología es un tema relativamente reciente y se encuentra en desarrollo [5].

En la morfología de la roca se graban la configuración de la génesis, el ambiente, transporte y deposición. Por ejemplo, cuando las corrientes de agua, el viento o las olas mueven la arena y otros clastos sedimentarios, los granos pierden sus bordes y esquinas angulosos y se van redondeando más a medida que colisionan con otras partículas durante el transporte. Por tanto, es probable que los granos redondeados hayan sido transportados por el aire o por el agua. Además, el grado de redondez indica la distancia o el tiempo transcurrido en el transporte del sedimento por corrientes de aire o agua. Granos muy redondeados indican que se ha producido una gran abrasión y, por consiguiente, un prolongado transporte. Los granos muy angulosos,

por otro lado, significan dos cosas: que los materiales sufrieron transporte durante una distancia corta antes de su depósito, y que quizá los haya transportado algún otro medio. Por ejemplo, cuando los glaciares mueven los sedimentos, los clastos suelen volverse más irregulares por la acción de trituración y molienda del hielo. Además de afectar al grado de redondez y al grado de selección que los clastos experimentan, la duración del transporte a través de corrientes de agua y aire turbulentas influye también en la composición mineral de un depósito sedimentario. Una meteorización sustancial y un transporte prolongado llevan a la destrucción gradual de los minerales más débiles y menos estable. Así en la morfología esta parte de la clave para reconstruir la historia y características de procesos sedimentarios [7, 8, 9].

2.5 Forma, redondez y rugosidad

La morfología de una roca sedimentaria puede ser descrita por tres componentes: la forma, la redondez y la rugosidad como se muestra en la Figura 2.8 respectivamente. Estas propiedades son independientes entre sí, esto es que una puede variar sin afectar las otras dos. Estas tres propiedades se distinguen, al menos, por sus escalas. Esta característica permite ordenarlas de manera jerárquica, como se muestra en la Figura 1.1. La forma, propiedad de primer orden, refleja los grandes rasgos que tiene la partícula; la redondez, propiedad de segundo orden, refleja los cambios en las esquinas. Estas variaciones se encuentran superpuestas en la forma. La rugosidad, propiedad de tercer orden, son las variaciones superpuestas en la superficie y en las esquinas [10].

Existen definiciones y clasificaciones bien definidas para medir la forma y redondez. Por otro lado, en lo que respecta a la rugosidad no existe un acuerdo entre los científicos, sin embargo hay algunos intentos de caracterizarla y medirla [4].

El presente trabajo se enfoca a la medición de la forma y la redondez, dejando de lado la rugosidad por no existir aún un consenso en su descripción. Los diferentes métodos para medir la forma y redondez se discutirán en los siguientes dos subsecciones.

2.6 Métodos para obtener la forma

El parámetro más útil para medir la forma es el grado de esfericidad. La esfericidad cuantifica el grado de similitud entre la partícula y una esfera. Una de las métricas más usadas para medir la esfericidad es la propuesta por Wadell[18], que define la esfericidad como la relación entre el área de superficie de la esfera del mismo volumen y el área de la superficie real de la partícula. Esta métrica necesita las tres dimensiones de la partículas, sin embargo existe su equivalente bidimensional [19].

Las siguientes métricas representan las formas más comunes para medir la esfericidad en dos dimensiones son:

$$\text{Esfericidad por el área: } S_A = \frac{A_s}{A_{cir}} \quad (2.1)$$

donde A_s es el área proyectada de la partícula y A_{cir} es el área del círculo mínimo que inscribe a la partícula, fórmula propuesta por Tickell[20].

$$\text{Esfericidad por el diámetro: } S_D = \frac{d_c}{D_{cir}} \quad (2.2)$$

donde d_c es el diámetro del círculo igual en área que la partícula normalizada cuya cara más larga descansa, es decir paralela al plano de los ejes largo e intermedio, y D_{cir} es el diámetro del círculo más pequeño que inscribe a la partícula. Los rangos de valor de esta fórmula están distribuidos de 0.54 a 1, propuesta por Wadell[13].

$$\text{Esfericidad por la relación de círculos: } S_C = \frac{D_{ins}}{D_{cir}} \quad (2.3)$$

donde D_{ins} es el diámetro del mínimo círculo circunscrito en la partícula y D_{cir} es el diámetro del círculo más pequeño que inscribe a la partícula, fórmula propuesta por Santamarina y Cho[21].

$$\text{Esfericidad por el Perímetro: } S_P = \frac{P_c}{P_s} \quad (2.4)$$

donde P_c es el perímetro del círculo que tiene la misma área que la partícula y P_s es el perímetro de la partícula, fórmula propuesta por Altuhafi [19].

$$\text{Esfericidad por relación entre anchura y altura: } S_{WL} = \frac{d_1}{d_2} \quad (2.5)$$

donde d_1 y d_2 son el ancho y el largo de la partícula respectivamente, fórmula propuesta por Krumbein [22].

Existen más definiciones para la esfericidad que se basan en el volumen, como la propuesta por Wadell [14], pero no se toman en cuenta porque en este trabajo las partículas que serán caracterizadas son en dos dimensiones.

Para fines de este trabajo, la esfericidad que se usa es la propuesta por Wadell [13] para dos dimensiones, debido a que es una de las más conocidas y usadas para describir la forma de una partícula.

2.7 Métodos para obtener la redondez

La redondez es un concepto que suele confundirse con propiedades de la forma, es por eso que su concepto debe ser aclarado [23, 24]. Como se mencionó anteriormente, la redondez es una propiedad superpuesta a la forma que estima la suavidad (o angulosidad) superficial de la partícula [25].

Las tres formas más comunes para medir la redondez se basan en círculos circunscritos, espectro de Fourier, y fractales.

El método basado en círculos circunscritos se basa en que el radio de curvatura de una esquina no puede ser mayor al radio del máximo círculo circunscrito en la partícula, por lo que la redondez de una esquina puede ser expresada como $\frac{r}{R}$, donde r es el radio de curvatura de la esquina y R es el radio del máximo círculo circunscrito [18].

La redondez total de un sólido en un solo plano (2 dimensiones) se obtiene usando la media de la redondez de cada una de las esquinas en ese plano. Por lo que la fórmula queda así:

$$\frac{\sum \frac{r}{R}}{N} = \text{Grado de redondez} \quad (2.6)$$

donde $\sum \frac{r}{R}$ es la sumatoria de los valores de redondez de cada esquina, y N es el número de esquinas de la partícula en el plano dado. El máximo valor de redondez que puede ser obtenido es de 1. Este método fue desarrollado por Wadell [18].

En el método basado en la transformada de Fourier, el contorno de la partícula se mapea a una función uni o multivariable. A esta función se aplica la transformada de Fourier. Esta transformación permite separar las componentes de la morfología en bandas frecuenciales, por

lo que supone un procesamiento más sencillo para reconocer la forma, redondez y textura. Generalmente, la información esta contenida en la magnitud del espectro, dejando fuera la fase, haciendo que el método sea invariante a la rotación y traslación. La invarianza a la escala es lograda normalizando la magnitud del espectro.

La geometría basada en fractales es también otro buen método para clasificar la redondez [26, 27, 28]. La técnica más usada para analizar los límites de las partículas es conocido como "*Structured Walk*". En esta técnica, las irregularidades en el perímetro de una partícula están relacionadas con la dimensión de fractal, la cual es estimada para superficies de clastos en tres dimensiones por polígonos o segmentos de línea. Los lados de el polígono incrementan progresivamente. La dimensión de fractal es calculada por la pendiente de la línea que mejor se ajusta. Las limitaciones de este método son, como la identificación de los límites de una partícula relacionada a el proceso de abrasión, y la sensibilidad a la difuminación y el ruido de la imagen, son descritas por Leavers [29] y Stachowiak [30]. Información obtenida en [31].

2.8 Clasificación de redondez de rocas sedimentarias

Desde un punto de vista práctico, no es suficiente solo medir el grado de redondez sino también clasificarla. Una herramienta muy usada por los sedimentólogos para clasificar la morfología de clastos es un gráfico visual comparativo. Russell, Taylor y Pettijohn [32] desarrolló un gráfico visual comparativo de un conjunto de referencias de partículas de la redondez conocidas. Este gráfico ofrecía un manera fácil y rápida para estimar la redondez de partículas en dos dimensiones. The Russell, Taylor y Pettijohn (RTP) referenciaban la figura con veinticinco partículas organizadas en cinco diferentes categorías de redondez; angular, sub-angular, sub-redondeada, redondeada y bien redondeada [3]. En la Figura 2.9, las

clasificaciones en filas corresponden a las de la redondez y las clasificaciones por columna son la esfericidad.

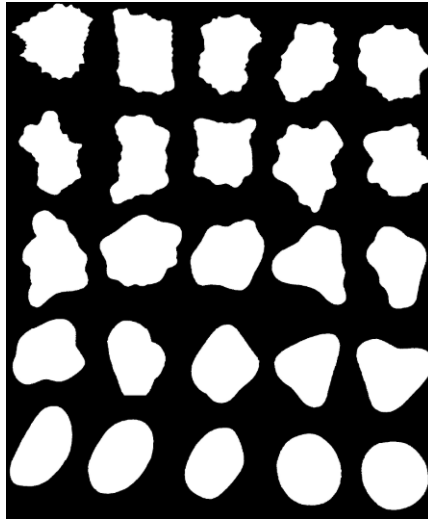


Figura 2.9 Clasificaciones para la redondez de una partícula propuestas por Russell, Taylor y Pettijohn [32].

Aparte de la propuesta Russell, Taylor y Pettijohn, existe también la propuesta que hizo Krumbein y Sloss, en la Figura 2.10, se observa que el clasifica el término de redondez en cinco clases, donde se encuentra una diferencia de 0.2 entre cada clase, muy utilizada también.

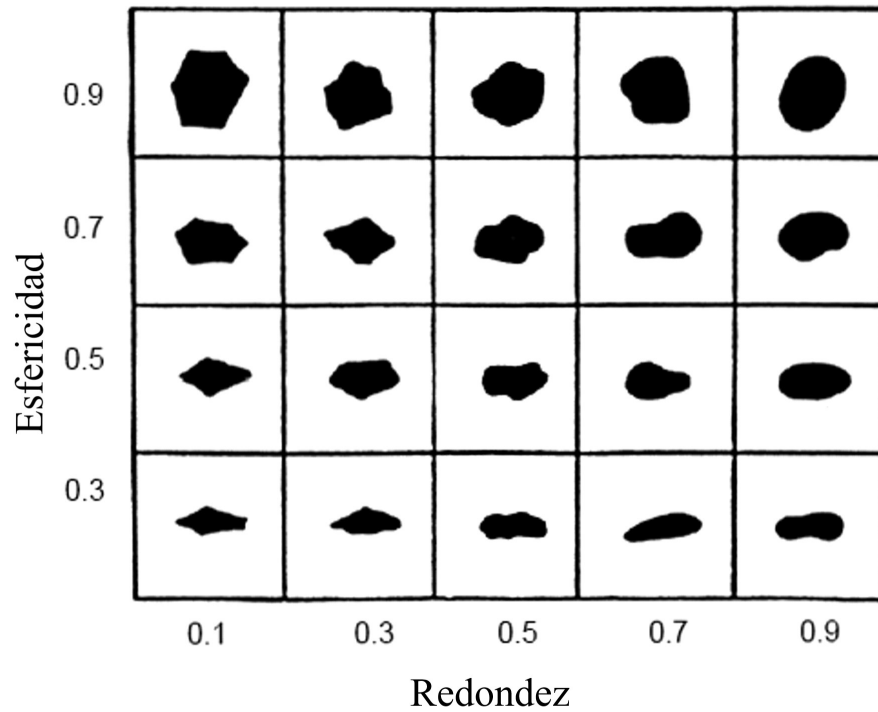


Figura 2.10 Clasificaciones para la redondez de una partícula propuestas por Krumbein y Sloss[22].

El método a utilizar para estimar la redondez, que será utilizada como valor objetivo en la red neuronal, va a ser el propuesto por Wadell[18], debido a su simplicidad con respecto a los métodos basados en Fourier y Fractales. La clasificación para la redondez que se utilizará será la de Krumbein y Sloss [22] debido a su amplio uso en el campo geológico.

Capítulo 3

Modelo y propuesta de Investigación

3.1 Modelo de Investigación para la estimación de parámetros morfológicos en rocas sedimentarias usando Fourier Elíptico y redes neuronales

En la Figura 3.1 se describen las etapas de investigación, para después ser detalladas.

- La primera etapa consiste en conseguir 1123 imágenes de todas las clases de esfericidad y redondez para poder entrenar de manera balanceada la red, y después probar con las imágenes de Krumbein [33] para verificar las mediciones.
- La segunda etapa se obtiene el valor de redondez y esfericidad de cada una de las imágenes de entrenamiento con los métodos propuestos.
- La tercera etapa consiste en calcular los primeros 40 armónicos de la serie de Fourier Elíptico de cada una de las imágenes de entrenamiento y relacionar estos armónicos con su valor de esfericidad y redondez.

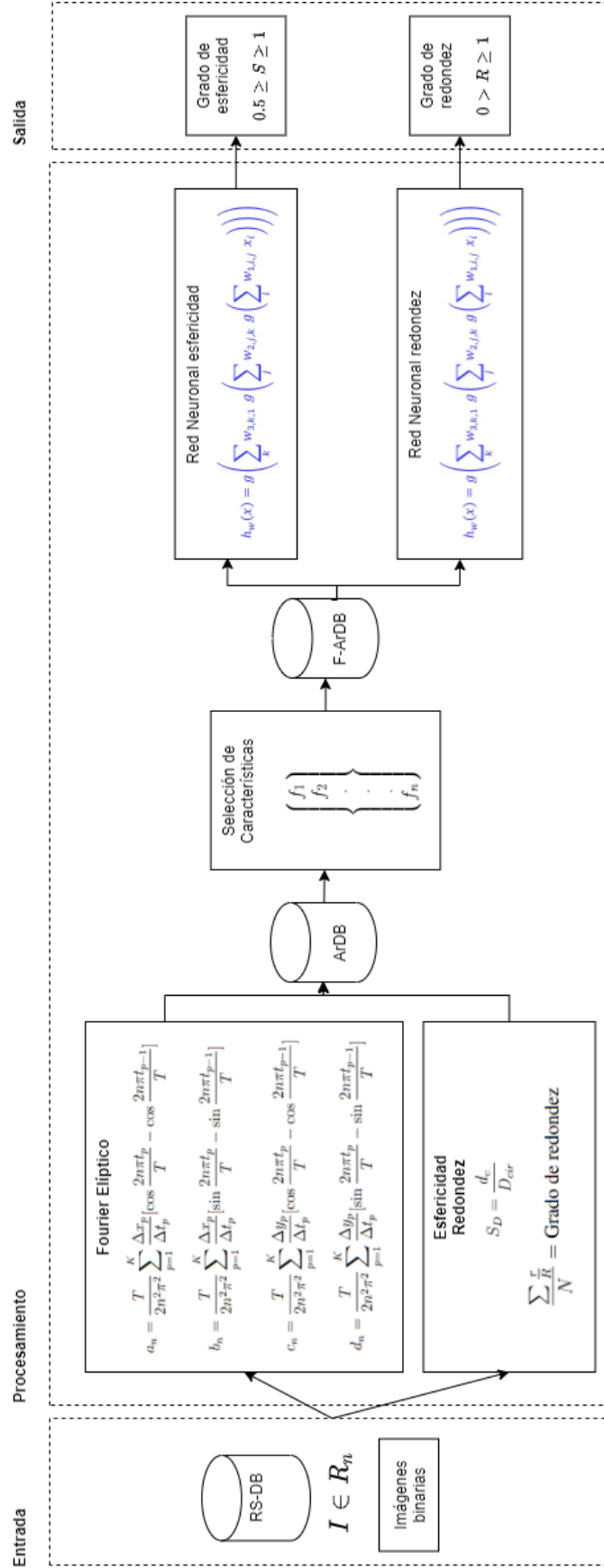


Figura 3.1 Modelo metodológico de la estimación de parámetros morfológicos en rocas sedimentarias usando Fourier Elíptico y redes neuronales

- La cuarta etapa consiste entrenar las 2 redes neuronales, la que clasifica la esfericidad, y la de la redondez, con los valores de entrada que serán los armónicos de Fourier Elíptico y la su respectiva salida.
- Una vez entrenadas las redes, se prueban utilizando armónicos de Fourier Elíptico del conjunto de imágenes de prueba.
- La última etapa es medir el error y clasificar las imágenes de prueba y observar los resultados.

3.2 Fourier Elíptico

El análisis de Fourier ha sido utilizado para caracterizar contornos cerrados. Fourier Elíptico es una extensión de Fourier clásico el cual simplifica la estimación de los coeficientes a través del código de cadena del contorno cerrado. Los coeficientes correspondientes a la magnitud son invariantes a la escala, rotación y traslación.

El código de cadena es el primer paso, inicialmente descrito por Freeman[34], aproximando un contorno cerrado por una secuencia de trayectorias con 8 posibles valores. El código de un contorno es la cadena V de longitud K :

$$V = a_1 a_2 a_3 \dots a_K, \quad (3.1)$$

donde cada unión a_i es un entero del 0 al 7 orientado en la dirección $(\frac{\pi}{r})a_i$ [16]. En la Figura 3.2 se puede observar como un contorno cerrado separado en píxeles, se puede obtener el código de cadena, trazando una trayectoria desde un punto inicial, hasta volver a llegar a ese mismo punto, pasando por todo el contorno. El código de cadena de la Figura 3.2a iniciando de el

extremo superior izquierdo es:

$$V = 0005676644422123 \quad (3.2)$$

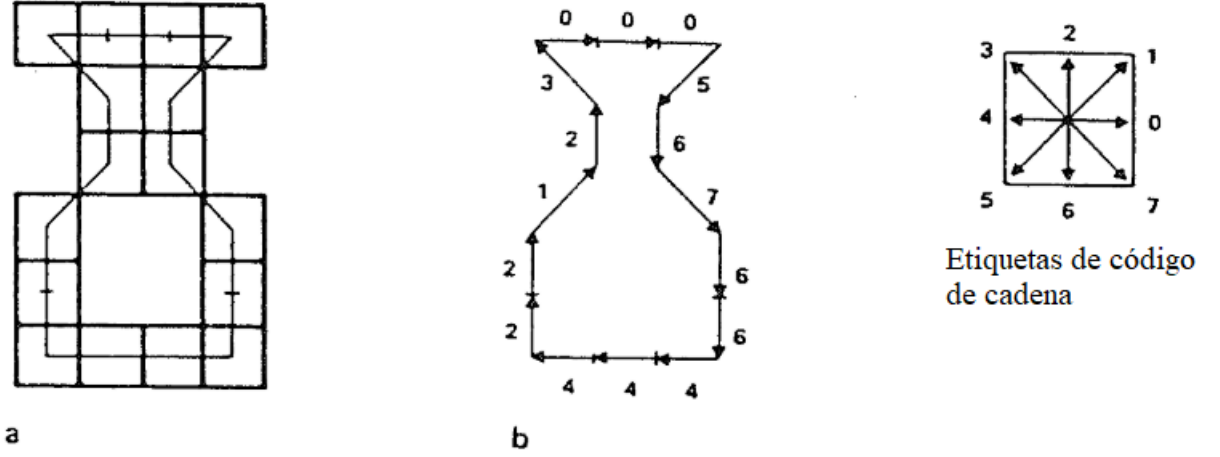


Figura 3.2 Representación gráfica del código de cadena de un contorno cerrado [16]

Debido a que el cambio en el código de cadena es constante, los coeficientes pueden ser encontrados más fácilmente. Por lo que los coeficientes de la componente x son:

$$a_n = \frac{T}{2n^2\pi^2} \sum_{p=1}^K \frac{\Delta x_p}{\Delta t_p} \left[\cos \frac{2n\pi t_p}{T} - \cos \frac{2n\pi t_{p-1}}{T} \right] \quad (3.3)$$

$$b_n = \frac{T}{2n^2\pi^2} \sum_{p=1}^K \frac{\Delta x_p}{\Delta t_p} \left[\sin \frac{2n\pi t_p}{T} - \sin \frac{2n\pi t_{p-1}}{T} \right] \quad (3.4)$$

donde, la K es el número de píxeles del contorno, T el período fundamental, Δx_p el cambio en el eje de las x , Δt_p el cambio en el tiempo.

Con eso obtendríamos los coeficientes de la componente x , pero como una imagen es una señal en dos dimensiones, además el cambio de la x no siempre será igual al cambio en las y ,

necesitamos también obtener los coeficientes de la componente y .

$$c_n = \frac{T}{2n^2\pi^2} \sum_{p=1}^K \frac{\Delta y_p}{\Delta t_p} \left[\cos \frac{2n\pi t_p}{T} - \cos \frac{2n\pi t_{p-1}}{T} \right] \quad (3.5)$$

$$d_n = \frac{T}{2n^2\pi^2} \sum_{p=1}^K \frac{\Delta y_p}{\Delta t_p} \left[\sin \frac{2n\pi t_p}{T} - \sin \frac{2n\pi t_{p-1}}{T} \right] \quad (3.6)$$

Las cuatro expresiones anteriores conforman los coeficientes de Fourier elíptico. Cabe notar que su nombre se debe a que genera fasores elípticos en lugar de circulares como el método tradicional.

Para que este método obtenga la invarianza a la escala, rotación y traslación, es necesario aplicar una normalización y ajustar los ángulos en los que va a iniciar cada elipse, para que independientemente de estas tres características del contorno cerrado siempre de el mismo resultado. La expresión para normalizar es la siguiente

$$E_p = ((A_0 - x_p)^2 + (C_0 - y_p)^2)^{\frac{1}{2}} \quad (3.7)$$

donde A_0 y C_0 son el promedio de la energía de las componentes x y y respectivamente. Para obtener el ángulo de rotación inicial θ_p a el índice p :

$$\theta_p = \frac{2\pi t_p}{T}, 0 < \theta_p \leq 2\pi \quad (3.8)$$

y para obtener el ángulo de rotación espacial ψ_p

$$\psi_p = \arctan\left[\frac{y_p - C_0}{x_p - A_0}\right], 0 \leq \psi_p < 2\pi \quad (3.9)$$

Al iniciar el cálculo de los coeficientes, se tendría que obtener E_1 , θ_1 y ψ_1 para influir en los siguiente coeficientes a que se reajusten de acuerdo a estos ángulos iniciales, y dividirlo entre E_0 para mantener la invarianza a la escala, por lo que la obtención de los nuevos coeficientes sería:

$$\begin{bmatrix} 1a_n^{**} & 1b_n^{**} \\ 1c_n^{**} & 1d_n^{**} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \psi_1 & \sin \psi_1 \\ -\sin \psi_1 & \cos \psi_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_n & b_n \\ c_n & d_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos n\theta_1 & -\sin n\theta_1 \\ \sin n\theta_1 & \cos n\theta_1 \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

$$\begin{bmatrix} 2a_n^{**} & 2b_n^{**} \\ 2c_n^{**} & 2d_n^{**} \end{bmatrix} = (-1)^{n+1} \begin{bmatrix} 1a_n^{**} & 1b_n^{**} \\ 1c_n^{**} & 1d_n^{**} \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

El resultado de la ecuación 3.11 nos daría los coeficientes a, b, c, d para el n armónico que se está calculando. Siendo invariante a la escala, rotación y traslación. Los detalles pueden ser consultados en [16].

3.3 Algoritmo para estimar la redondez

El término de redondez es una característica morfológica más compleja que la forma. Se dice que es de segundo orden porque esta superpuesta a la forma, esto la hace independiente. Como mencionamos anteriormente, la redondez se medirá mediante la métrica propuesta de Wadell [13] que consiste en identificar las principales curvaturas (esquinas) del contorno. El concepto es simple pero su algoritmo es complejo debido a que el número y grado de curvatura depende del tamaño del contorno. Proponemos utilizar el algoritmo desarrollado por Zheng [35] el cual detallamos en seguida.

El primer bloque consiste en obtener el radio del máximo círculo circunscrito de la partícula. Siguiendo la Figura 3.3, el paso a) es tener nuestra imagen de la partícula en binario, en el paso b) es transformar nuestra imagen en un mapa de distancias euclidianas, una matriz que nos indica que tan retirado está un píxel de un contorno cerrado, entre más distancia, mayor será el valor; y por último, en el paso c), seleccionamos el píxel más retirado del contorno de la partícula como el centro del círculo, b) y su distancia euclidiana será el radio.

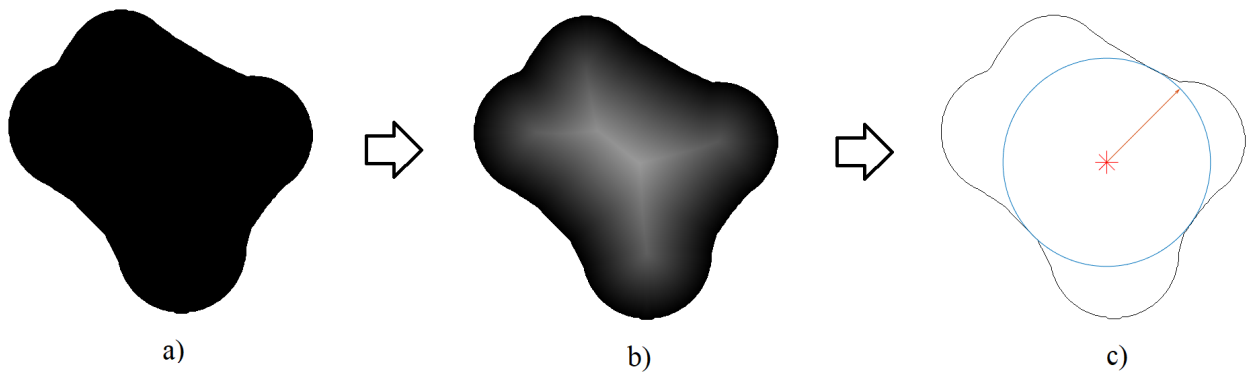


Figura 3.3 Flujo de trabajo para obtener el mayor círculo circunscrito.

Al haber obtenido el mayor círculo circunscrito, ahora se tiene que trazar un círculo que se ajuste a cada una de las esquinas, pero antes de eso, se tiene que suavizar el contorno de la partícula, para evitar que la información de la rugosidad afecte con el ajuste de los círculos. En el artículo de Zheng [35] usan la regresión *LOESS* y *k-folds* para suavizar la partícula, pero nosotros decidimos usar Fourier Elíptico solo tomando en cuenta los primeros 30 armónicos de la serie por la facilidad que resulta quitar la información de la rugosidad.

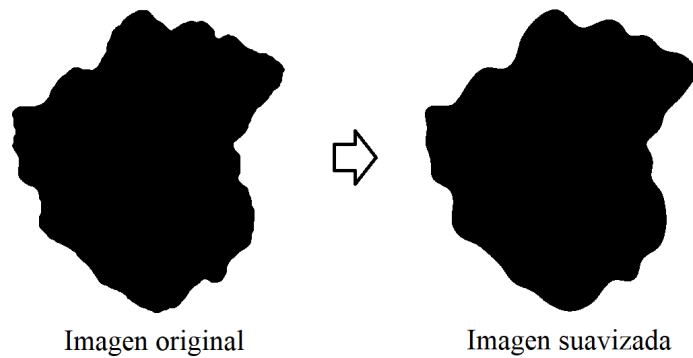


Figura 3.4 Resultado del suavizado de la partícula utilizando Fourier Elíptico.

En la figura 3.4, se observa el suavizado generado por Fourier Elíptico. Para poder identificar las esquinas de la partícula, se necesita analizar todo el contorno de la partícula iniciando desde cualquier punto e ir analizando que la sucesión de puntos tenga un valor de curvatura positiva, de esta manera se puede discriminar cuando esa curvatura se encuentra por fuera de la partícula y solo dejando las que están por dentro. Para formar los círculos, se utiliza una distancia máxima la cual regula que tan retirados deben de estar los píxeles del contorno para ser considerados como una sola esquina para después ajustar un círculo a todos esos puntos.

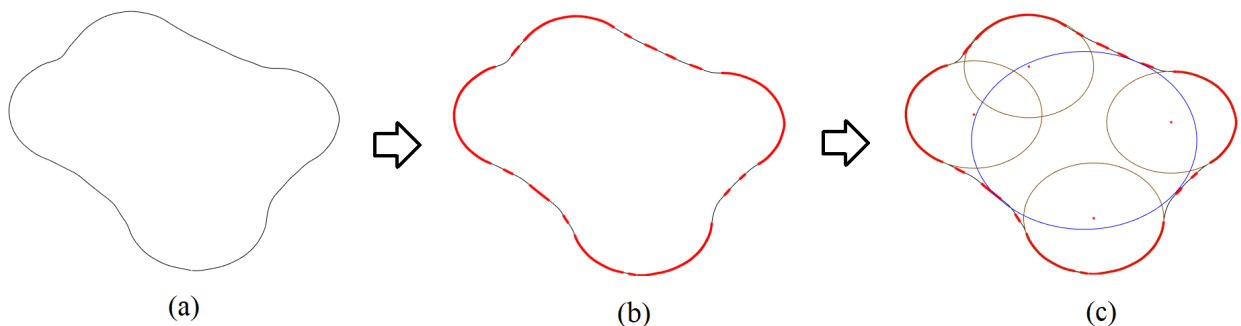


Figura 3.5 Flujo para aproximar las esquinas con círculos.

En la Figura 3.3 se muestra como obtener los círculos. (a) tenemos el contorno de la partícula; (b) remarcamos las partes del contorno que podrían ser esquinas utilizando geometría computacional; (c) se discriminan regiones según su curvatura y longitud, así se seleccionan las esquinas y se ajusta un círculo (radio de curvatura) para representarlas.

$$\frac{\sum \frac{r}{R}}{N} = \text{Grado de redondez} \quad (3.12)$$

Una vez obtenido lo anterior, se pasa a calcular el grado de redondez usando la ecuación 3.12. El numerador es el promedio de los radios de todos los círculos de las esquinas y el denominador corresponde al radio del círculo circunscrito más grande en la partícula. El resultado de esta relación es un valor entre 0 y 1, como se describe en el artículo de Zheng y Hryciw [35].

El mayor inconveniente con este algoritmo es que tres parámetros dependen del tamaño de la partícula. Un valor mal seleccionado puede producir un error considerable en estimación de la redondez. Los mismo autores sugieren un método para sintonizar estos parámetros, sin embargo, en muchos casos se tiene que realizar una corrección manual. Esto reduce el número de imágenes en las que puede funcionar de manera no supervisada.

3.4 Redes neuronales

Una red neuronal artificial es un tipo de algoritmo de *Machine Learning* el cual trata de simular el comportamiento del cerebro, al cual le llega una entrada, por medio de neuronas que se activan o no, se obtiene un resultado [36].

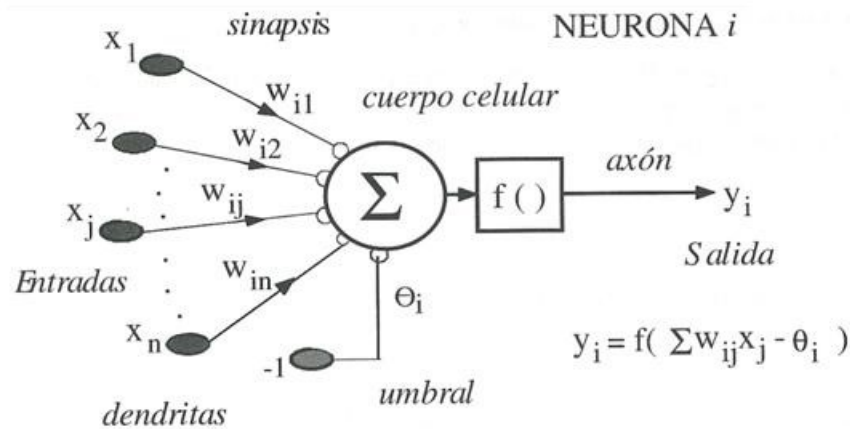


Figura 3.6 Estructura de una neurona artificial análogo a una biológica.

La neurona es la unidad básica, posee dos tareas las cuales son combinar entrada y producir la señal de activación, siendo un nodo en un grafo dirigido (Red neuronal artificial). La conexión entre 2 neuronas es conocida como la sinapsis y su fuerza esta determinada por el estímulo externo [36].

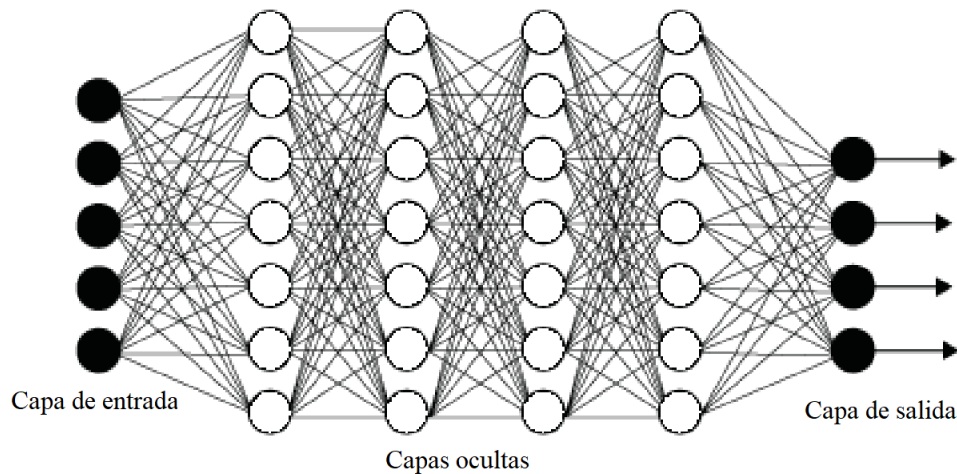


Figura 3.7 Arquitectura de una red neuronal artificial.

Las conexiones o aristas están regidas por pesos (w_{ij}), esos pesos se mezclan con las entradas para producir el "estímulo", todos los estímulos de entrada hacia una neurona se

combinan para después ingresarlas a la función de activación ($f()$) que determinará la salida hacia la siguiente neurona. En la Figura 3.6 se puede observar los elementos relacionados a una neurona de una red neuronal artificial.

En la Figura 3.7 se observa la arquitectura de una red neuronal con su capa de entrada con 4 neuronas, 4 capas ocultas con 7 neuronas cada una, y su capa de salida con 4 neuronas.

3.4.1 Funciones de Activación

Las funciones de activación tienen como objetivo el acotar los valores de salida de una neurona a un cierto rango de valores. La selección de las funciones de activación dependerá del problema con el cual se este manejando. Existen funciones lineales y no lineales. Las lineales tienen un uso exclusivo, cuando el problema se trata de regresión y solamente en la capa de salida [37].

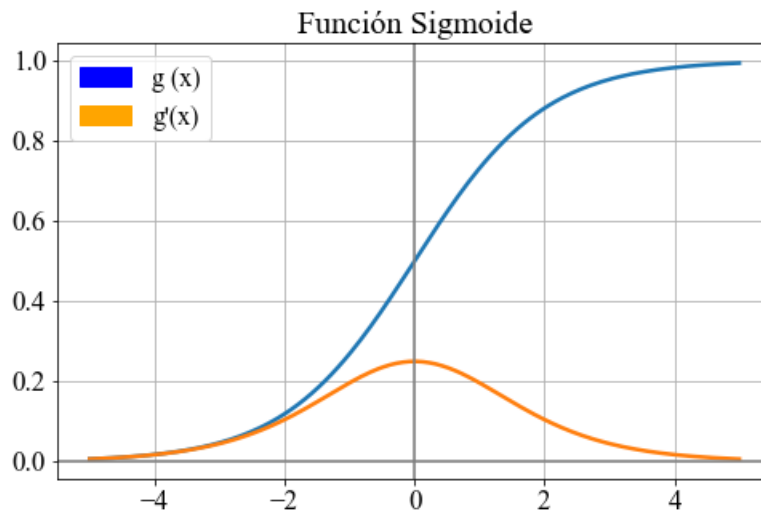


Figura 3.8 Función de activación Sigmoide.

$$g(x) = \sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad g'(x) = \sigma(x)(1 - \sigma(x)) \quad (3.13)$$

La primer función de activación que surgió fue la Sigmoide, representada en la Figura 3.8 y expresada por la función $g(x)$ y su derivada $g'(x)$ 3.13. Utilizada principalmente para clasificar un conjunto de datos en 2 clases. La utilización de ella se ha visto mermada porque presenta dos grandes problemas cuando se utiliza como función de activación en las capas ocultas:

- Asimetría positiva
- Desvanecimiento del gradiente
- Utilización de la función exponencial es costoso.

La asimetría positiva provoca que el gradiente se vuelva ineficiente en la búsqueda del mínimo, debido a que sólo puede tomar direcciones totalmente negativas o totalmente positivas, haciendo como una especie de zigzag hasta encontrar el punto mínimo. El desvanecimiento del gradiente se puede observar en la Figura 3.8, ya que, a medida que los valores de x van incrementando, el valor de la derivada va teniendo a 0, provocando que no haya una retroalimentación a la hora de retropropagar hacia atrás, terminando en que se la red neuronal deje de aprender ya que sus pesos no se van a ir actualizando [36, 37].

La función se puede seguir usando en la capa de salida pero solo sí el problema lo requiere. Las funciones posteriores trataron de eliminar estos problemas antes mencionados

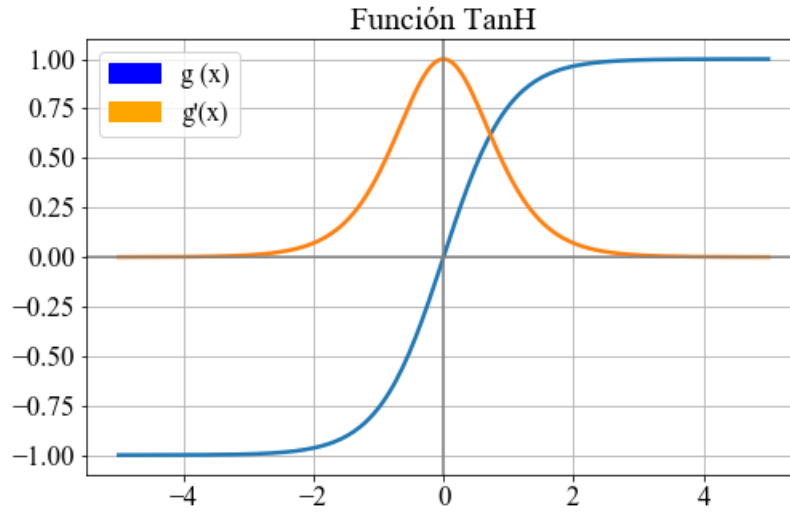


Figura 3.9 Función de activación Tangente Hiperbólico.

$$g(x) = \tanh x = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad g'(x) = 1 - \tanh^2 x = \frac{4}{(e^x + e^{-x})^2} \quad (3.14)$$

La siguiente función que surgió fue la Tangente Hiperbólico (TanH), introducida por LeCun en 1991, representada en la Figura 3.9, expresada junto con su derivada en la Ecuación 3.14. Al observar los problemas que presentaba la función Sigmoide, lo que se trataba de encontrar con la función TanH era eliminarlos, sin embargo, solo fue capaz de solucionar el problema de la asimetría positiva centrando los datos de -1 a 1, para que el descenso del gradiente fuera más eficiente. Sigue presentando los problemas de desvanecimiento del gradiente conforme los valores de x son más grandes, y sigue existiendo el alto costo por usar la función exponencial [37].

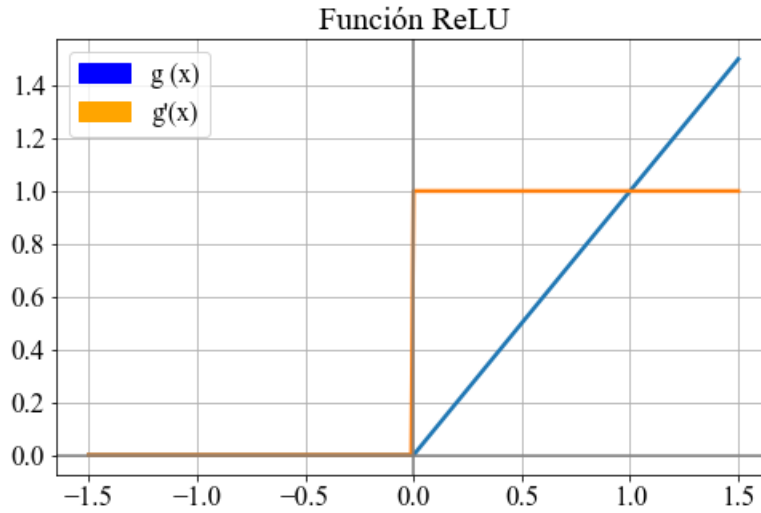


Figura 3.10 Función de activación ReLU (Unidad Lineal Rectificada).

$$g(x) = \max(0, x) \quad g'(x) = u(x) \quad (3.15)$$

La función ReLU o Unidad Lineal Rectificada fue introducida por Vinod Nair en 2010 [38], representada en la Figura 3.10, expresada junto a su derivada en la Ecuación 3.15, la función $u(x)$ es el escalón unitario. Nació para atacar el problema del desvanecimiento del gradiente, pero sigue conservando, en una menor magnitud, que las otras 2 funciones. Sigue poseyendo el problema de la asimetría positiva por no centrar los datos, y se corre el riesgo de que partes de la red neuronal se desconecten si la función empieza a enviar puros ceros, pero tiene la ventaja de que tiene un costo bastante bajo [37].

Fue muy popular años más tarde de su nacimiento, pero por los problemas que siguieron existiendo se trató de buscar una variante la cual controlara o eliminara por completo los problemas, son las siguientes 2 funciones de activación.

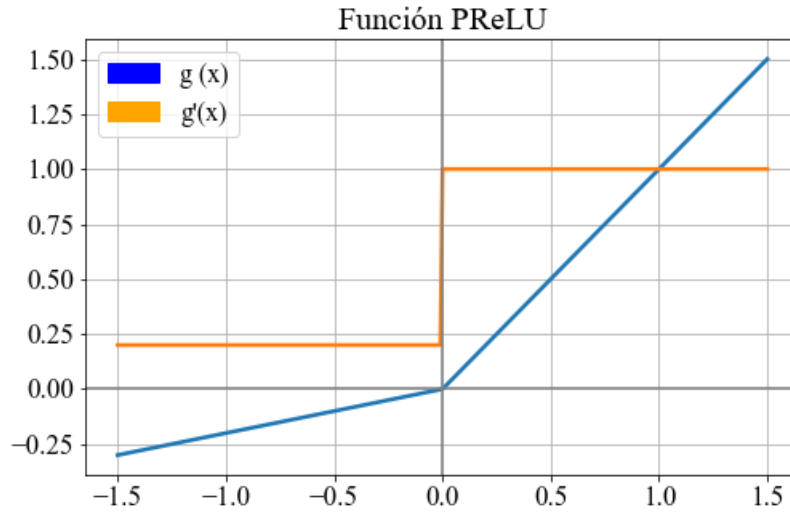


Figura 3.11 Función de activación PReLU (Unidad Lineal Rectificada Parametrizada).

$$g(x) = \max(\alpha x, x) \quad g'(x) = \alpha + (1 - \alpha)u(x) \quad (3.16)$$

La función PReLU o Unidad Lineal Rectificada Parametrizada fue introducida por Xiangyu Zhang en el año 2015 [39], representada en la Figura 3.11, expresada junto a su derivada en la Ecuación 3.16. El parámetro α es un coeficiente que va irse adaptando y aprendiendo a lo largo del proceso de aprendizaje de la red neuronal, promoviendo la rapidez del aprendizaje. Ataca principalmente el desvanecimiento del gradiente, ya que la derivada no sería cero, y estaría habiendo retroalimentación en la red, evitando que se desconecten partes de la misma, como a su vez logra reducir la asimetría positiva. La función Leaky ReLU es un caso particular de esta función en la cual se iguala α a un valor específico, regularmente es .1 [37].

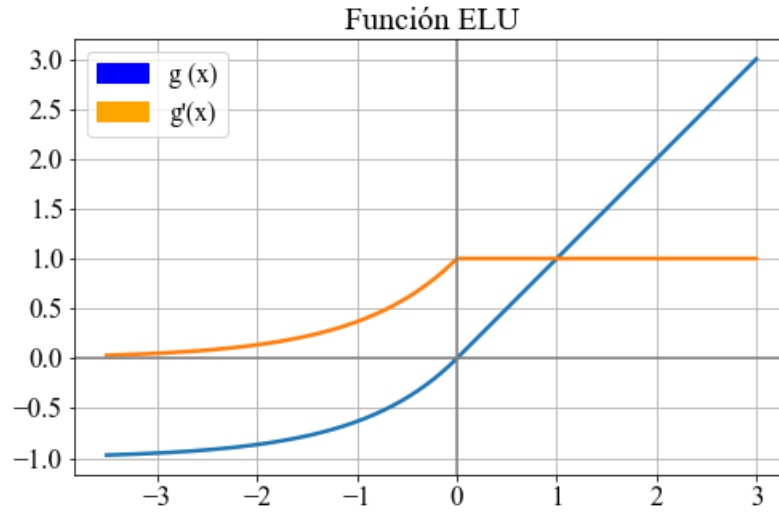


Figura 3.12 Función de activación ELU (Unidad Lineal Exponencial).

$$g(x) = \begin{cases} x & x \geq 0 \\ e^x - 1 & x < 0 \end{cases} \quad g'(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ e^x & x < 0 \end{cases} \quad (3.17)$$

Por último, se tiene la función ELU o Unidad Lineal Exponencial introducido por Djork-Arne Clevert en 2016 [40]. Una gran mejora a comparación de ReLU, ya que no sufre del problema de que se desconecten partes de la red, ataca de mejor manera la asimetría positiva, mejora la velocidad de aprendizaje de la red neuronal, a pesar de utilizar la función exponencial y aumentar el tiempo de procesamiento, es un buen trato por obtener una buena función de activación [37].

Para este trabajo, se tomaron en cuenta las funciones PReLU y ELU por ser las más confiables y las que poseen menos problemas, solamente para las capas ocultas; pero, para el caso de la redondez se usó la función sigmoide, como se describirá en el capítulo 4. La capa de salida se tomó en cuenta una función lineal de la esfericidad, para verlo como un problema de regresión al igual que para la redondez.

Los pesos de cada conexión entre neuronas se actualiza al final de cada época, ese valor esta definido por una función optimizadora que se necesita una velocidad de aprendizaje o "*learning rate*" y una función de error que calcula que tan errónea fue la salida de la red neuronal con respecto al valor original, si la velocidad de aprendizaje es muy alta, nunca va a encontrar el punto mínimo debido a que siempre se lo va a pasar y regresar una y otra vez, si el valor es muy pequeño, la función tardaría demasiado en llegar y quizás nunca converja [36].

Actualmente existen funciones las cuales se les puede asignar un valor de aprendizaje alto pero a su vez asignar un valor de caída del aprendizaje, haciendo que en las época iniciales sea muy rápido pero su velocidad vaya bajando gradualmente para ayudar en la convergencia. Tal es el caso de la función RMSprop, que se describen en las siguientes ecuaciones:

$$V_{dw} = \beta \cdot V_{dw} + (1 - \beta) \cdot dw^2 \quad (3.18)$$

$$V_{db} = \beta \cdot V_{db} + (1 - \beta) \cdot db^2 \quad (3.19)$$

$$W = W - \alpha \cdot \frac{dw}{\sqrt{V_{dw} + \epsilon}} \quad (3.20)$$

$$b = b - \alpha \cdot \frac{db}{\sqrt{V_{db} + \epsilon}} \quad (3.21)$$

La función de error ayuda a la de optimización a medir el error que hay entre el resultado obtenido y el real, de tal manera que se sepa que tanto se tienen que actualizar los pesos para ir reduciendo el error lo más posible.

Una época esta definida por la ejecución de cierto flujo de pasos, inicia al ingresar el primer registro de los datos, después actualizar los pesos en base al error, así hasta acabar con cada uno de los registros, esa es la duración de una época.

Capítulo 4

Resultados y discusiones

En este capítulo detallamos los resultados obtenidos aplicados a la base de datos la cual esta compuesta por 1223 imágenes de rocas, repartidas en 9 clases de redondez de manera equilibrada, 125 imágenes aproximadamente. Las rocas analizadas son de caídas piroclásticas, avalanchas de escombros y lahares. Para la circularidad se utilizaron las 1223 las imágenes, mientras que para la redondez solo se usaron 623, ya que solo se modelaron 5 clases. Para estimar la esfericidad y la redondez, se creó una red específica para cada una debido a que el rango de los armónicos de la serie de Fourier Elíptico son diferentes. La arquitectura utilizada para la esfericidad consiste en una capa de entrada y 9 capas ocultas con 100 neuronas y con función de activación leaky ReLU, la capa de salida que consta de una sola neurona y, con función de activación Lineal. La arquitectura para la redondez consiste en una capa de entrada con 148 neuronas y función de activación Sigmoide; 4 capas ocultas con diferentes cantidades de neuronas y también con función de activación Sigmoide, la capa de salida que consta de una sola neurona, con función de activación Sigmoide.

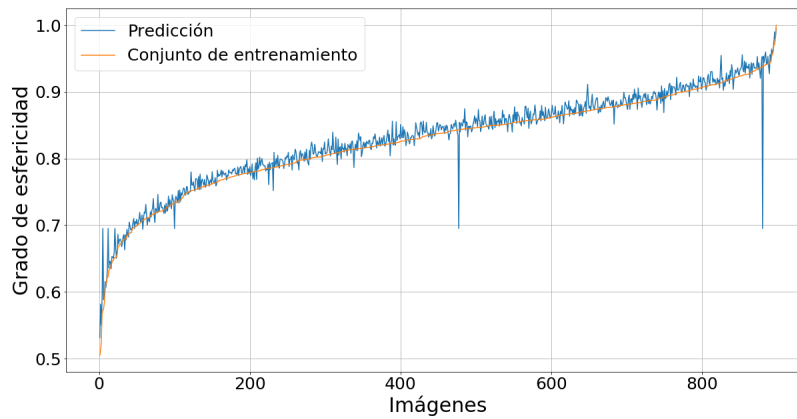
Dentro de las herramientas que se utilizaron para desarrollar y experimentar en esta investigación, se usó Matlab R2017b para el codificar el algoritmo de Fourier Elíptico [16], el algoritmo para calcular la redondez [35] y para el método de obtener la esfericidad [14];

para el caso de la experimentación con las redes neuronales, se utilizó Python 3.7.3 junto con las librerías de Keras v2.4.3 y Scipy v1.4.1.

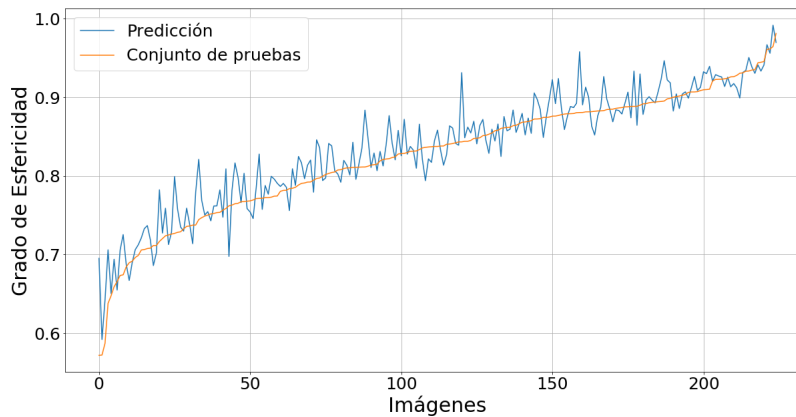
4.1 Esfericidad

La arquitectura de la red neuronal para el caso de la esfericidad consiste en una capa de entrada, 9 capas ocultas con 100 neuronas con función de activación leaky ReLU, la capa de salida consta de una sola neurona con función de activación lineal debido a que se trabaja en una regresión. Para optimizar los pesos de la red neuronal se utilizó RMSprop junto a la función de error medio cuadrático (MSE).

Como se había comentado en el capítulo 2, la medición de la esfericidad es muy sencilla si se utiliza Fourier Elíptico, ya que se requieren sólo los primeros armónicos, de hecho, se utilizaron solamente los primeros 3. Con estos primeros armónicos obtuvieron excelentes resultados tanto en el entrenamiento como en el conjunto de pruebas, véanse las gráficas de la Figura 4.1.



(a) Contraste de los resultados de la red neuronal contra la esfericidad real, conjunto de entrenamiento.

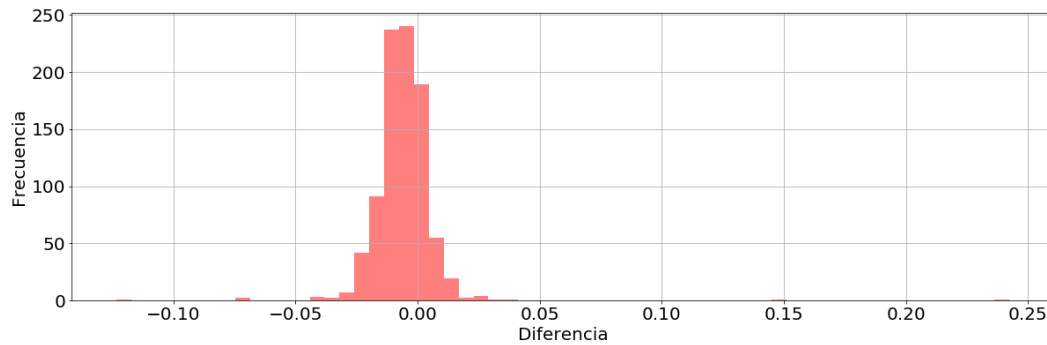


(b) Contraste de los resultados de la red neuronal contra la esfericidad real, conjunto de pruebas.

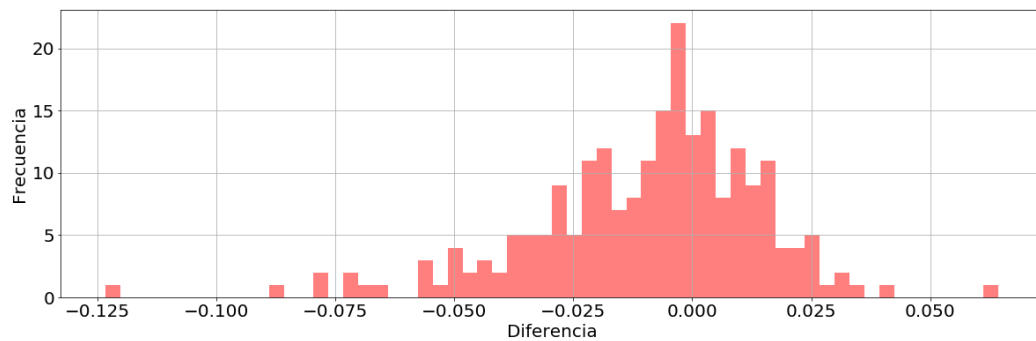
Figura 4.1 Clasificación de la redondez usando los conjuntos de entrenamiento y de pruebas. El eje horizontal representa el número de la imagen que se esta analizando, el eje vertical representa el contraste del valor obtenido por la red neuronal (color azul) contra el valor real de esfericidad de la imagen (color naranja).

Decidimos medir el error mediante la diferencia absoluta promedio (nombrado aquí como error promedio) y el error medio cuadrático (MSE). También reportamos histogramas de la diferencia entre el valor objetivo y el estimado por la red. El histograma nos muestra un panorama más amplio del comportamiento del error. Otra razón es que estamos trabajando

con predicción/regresión y la distribución del error es un buen indicador. En la Figura 4.1 se muestran los histogramas resultante del entrenamiento y prueba de la red neuronal profunda.



(a) Histograma de los errores del conjunto de entrenamiento.



(b) Histograma de los errores del conjunto de prueba.

Figura 4.2 Medición del error de la red neuronal utilizando la diferencia relativa. El eje horizontal representa la diferencia que hay entre el valor obtenido por la red neuronal y el valor real, el eje vertical representa la frecuencia con que cada una de las diferencias se presentó.

En la Figura 4.2a, que corresponde a los datos de entrenamiento, se puede apreciar que la distribución de los errores es estrecha. Con una media 0.0065 y una desviación estándar de 0.0144 la red presenta un excelente ajuste. En la Figura 4.2b se muestra el histograma de errores para los datos de prueba. Su media y desviación estándar son 0.0055 y 0.0176, respectivamente. La desviación estándar incrementa ligeramente sin embargo la estimación

es altamente aceptable, para los datos de entrenamiento, tenemos que un 92.8% tiene una diferencia menor o igual ± 0.05 , una precisión aceptable respecto al intervalo de la circularidad.

4.2 Redondez

En la experimentación para encontrar la arquitectura de red neuronal que nos diera una estimación precisa de la redondez, se pasó por una diversidad de arquitecturas variando el número de capas y neuronas, funciones de activación y diferentes procesamiento a las variables de entrada como normalizaciones y reducción de dimensionalidad. A continuación se van a describir las diferentes etapas con los diversos enfoques llevados a cabo. Cabe destacar que en todos los experimentos se utilizó la estandarización z-score a la entrada antes de entrenar o probar la red neuronal.

En la primera etapa se utilizaron arquitecturas entre 10 y 20 capas, en las cuales cada capa contenía de 100 a 200 neuronas, todas con la misma cantidad, utilizando los primeros 40 armónicos de la serie de Fourier elíptico. Esta configuración mostró un buen entrenamiento, sin embargo se percibía sobreajuste al probar la red, obteniendo un mal resultado en el conjunto de pruebas, con un MSE de 0.5.

Al observar estos resultados, se probó reducir la cantidad de armónicos del 5 al 40, siendo 140 entradas para la red, con el fin de eliminar la información de la Forma General, las capas y el número de neuronas seguía en el mismo rango que en la etapa anterior, mostrando un buen entrenamiento, pero con sobreajuste; los resultados, aunque mejor que en la primera etapa, no fueron satisfactorio, ya que presentaron un MSE de 0.3.

En otro intento de mejorar los resultados, se aplicó el PCA a los datos de entrada. La reducción de la dimensión que aplica el PCA supone una ventaja ya que conserva la variabilidad en un número menor de dimensiones al cambiar la base ortogonal. Al aplicar el PCA a un gran número de espectros de las partículas, se observó que solo el 45% de la variabilidad estaba en el PCA 1, el 75% con el primero y el segundo, y el 90% con los 3 primeros componentes principales. Con este procedimiento se logró reducir una dimensión. Así que al momento de entrenar la red se logró un buen ajuste. Sin embargo, los resultados del conjunto de pruebas siguen sin ajustarse a nuestras expectativas, con un MSE de 0.2.

Siguiendo el enfoque de reducir los datos de entrada, se utilizaron los métodos de selección de características *Forward Selection* y *Backward Elimination*, con la finalidad de obtener las mejores características de 160. Al realizar las pruebas, se llegó a la conclusión de que 60 eran las características seleccionadas, por lo que se procedió a entrenar la red con dichos armónicos, y posteriormente a probarlas. El entrenamiento presentaba un poco de sobreajuste, y las pruebas se consideraron aceptables, llegando a obtener un MSE de 0.015, muy cercano al resultado de la arquitectura final. La arquitectura siguió siendo la misma que la primera etapa.

Otro procesamiento a las variables de entrada fue cambiar la escala, de la magnitud de los espectros, de tal manera que se acentuara los valores pequeños. Para esto se utilizó escala logarítmica y la raíz cuadrada del absoluto de los datos, también se descartó el primer armónico ya que Fourier Elíptico normaliza los demás armónicos respecto a este. Una vez rescalados se procedió a la normalización usando z-score, dando como resultado 78 variables de entrada. Las arquitecturas utilizadas fueron redes neuronales de 2,3,4 y 5 capas. Los resultados del entrenamiento son muy similares entre sí y sobreajustados. Las estimaciones con el conjunto de

pruebas no mejoraron respecto a los obtenidos con *Forward Selection* y *Backward Elimination*, dando un MSE de 0.3.

Después de experimentar con lo mencionado anteriormente y diversas arquitecturas, se llegó a la conclusión que las primeras redes tenían un número de capas ocultas exageradas para el problema, por lo que se optó por reducir la cantidad tanto de capas y como de neuronas. Utilizando las series de coeficientes del armónico 3 al 40, se llegó a una arquitectura cuyo resultado es aceptable para medir la redondez. La arquitectura de la red neuronal profunda se muestra en la Figura 4.3. La red final consiste en una capa de entrada con 148 neuronas y función de activación Sigmoide; 4 capas ocultas con diferentes cantidades de neuronas (siempre una cantidad menor que la capa anterior), y también con función de activación Sigmoide; por último, la capa de salida que consta de una sola neurona con función de activación Sigmoide. A pesar que la función Sigmoide padece del problema del desvanecimiento del gradiente, para esta aplicación en particular tiene buena respuesta porque los rangos de salida esperados están entre 0 y 1, siendo el mismo rango de valores que la función.

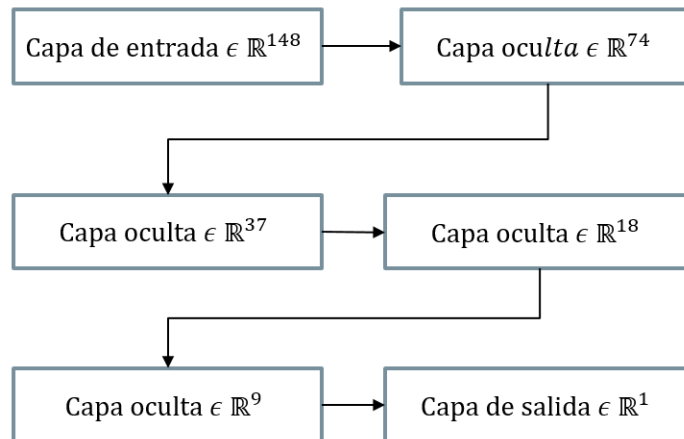
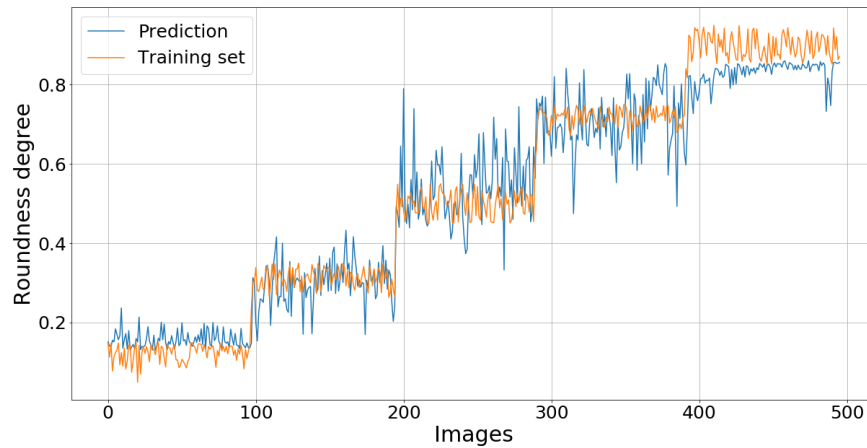
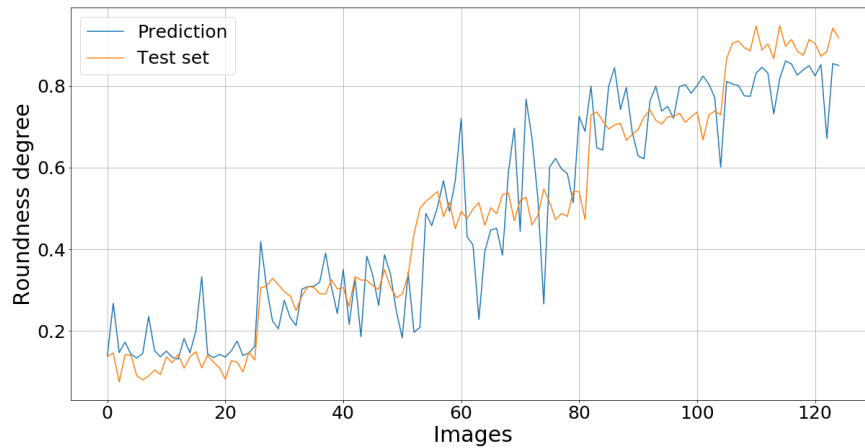


Figura 4.3 Arquitectura final de la red neuronal para predecir la redondez de rocas sedimentarias. El superíndice corresponde a la cantidad de neuronas en cada capa.

Los resultados de la red neuronal profunda se muestran en la Figura 4.4. El ajuste a los datos de entrenamiento se muestra en la Figura 4.4a, en la cual se observa discrepancias en la tercera y cuarta clase de redondez. A pesar de esta diferencia se mantiene la tendencia de la clases. La gráfica de la Figura 4.4b corresponden a los datos de prueba, los resultados son similares a los de entrenamiento, discrepancias pero con una distinción de clases.



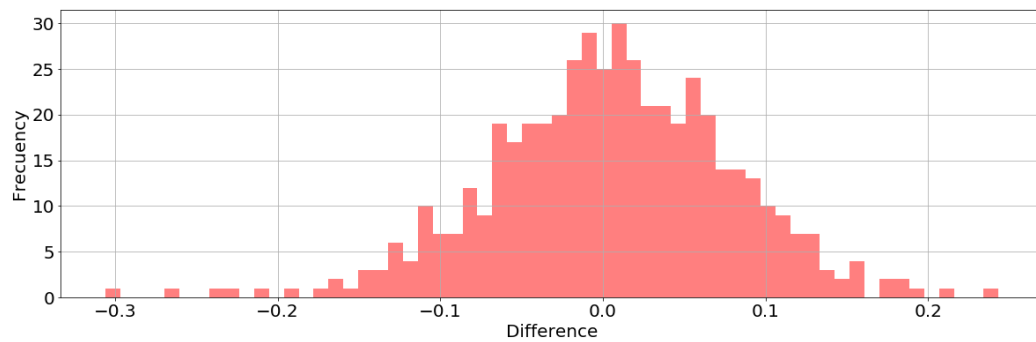
(a) Contraste de los resultados de la red neuronal contra la redondez real, conjunto de entrenamiento.



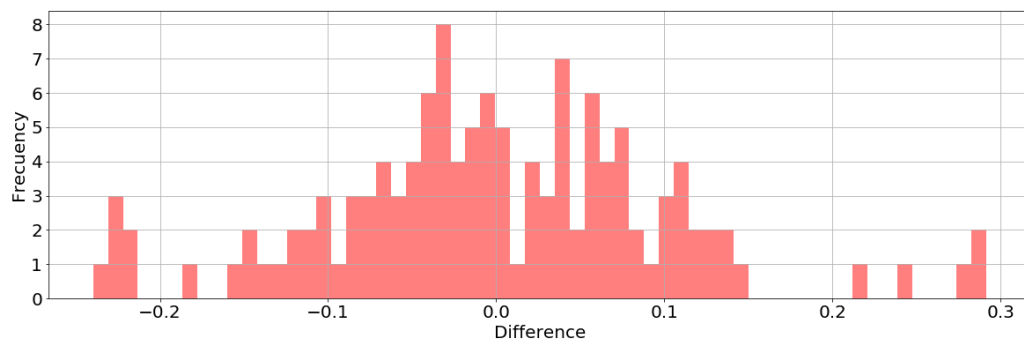
(b) Contraste de los resultados de la red neuronal contra la redondez real, conjunto de pruebas.

Figura 4.4 Clasificación de la redondez usando los conjuntos de entrenamiento y de pruebas. El eje horizontal representa el número de la imagen que se esta analizando, el eje vertical representa el contraste del valor obtenido por la red neuronal (color azul) contra el valor real de esfericidad de la imagen (color naranja).

Una primera medición del error la realizamos mediante el histograma, el error promedio y el error cuadrático medio. Esto considerando que analizamos valores continuos (predicción/regresión). En la Figura 4.5a se muestra el histograma de las diferencias absolutas correspondiente a los datos de entrenamiento. El promedio se encuentra en 0.0046 con una desviación estándar de 0.0744 y un MSE de 0.0055. Para el histograma del conjunto de pruebas, mostrado en la Figura 4.5b, el promedio y la desviación estándar son -0.001 y 0.1014, respectivamente, el MSE es de 0.0055. La desviación estándar puede ser considerable si se quiere obtener un valor real del grado de redondez, aún así es comparable con los resultados obtenidos por Zheng [35]. Por otro lado si se clasifican las rocas según el chart de Sloss, la desviación obtenida se encuentra por debajo del rango intraclass que es de 0.2. La clasificación del conjunto de pruebas da un 84% de precisión, clasificando correctamente 105 de 125. Este porcentaje es aceptable ya que la precisión de clasificación de los geólogos expertos en la materia oscila el 80%.



(a) Histograma de los errores del conjunto de entrenamiento.



(b) Histograma de los errores del conjunto de prueba.

Figura 4.5 Medición del error de la red neuronal utilizando la diferencia relativa. El eje horizontal representa la diferencia que hay entre el valor obtenido por la red neuronal y el valor real, el eje vertical representa la frecuencia con que cada una de las diferencias se presentó.

Capítulo 5

Conclusiones

En el presente trabajo se obtuvo un modelo para medir la circularidad y la redondez de rocas sedimentaria usando redes neuronales. Este modelo es invariante a la escala, rotación, y traslación. El modelo propuesto utiliza la curvatura y el espectro frecuencial del contorno de la partícula para determinar el grado de circularidad y redondez.

La red neuronal de la circularidad por obtuvo muy buen resultado midiendo de manera precisa el grado de las partículas, con una desviación estándar de error de 0.0176. Para la redondez se logro obtener una red con desviación estándar de 0.1014 y na precisión de clasificación de 86 % para un estándar geológico de 5 clases. Este resultado esta en el orden de clasificaciones realizada por expertos, lo que valida su uso en el campo geológico.

Dentro de los trabajos futuros:

- Mejorar la arquitectura o las variables de entrada para poder clasificar las 9 clases de redondez.
- Buscar un modelo que mejore la estimación del grado de redondez y por lo tanto la clasificación.

- Seleccionar los coeficientes que más aporten a la predicción del grado de redondez.
- Montar todo el flujo de trabajo dentro de una app o una página web el cual realice el proceso entero desde que se ingresa la imagen de un roca sedimentaria hasta la salida que sería su grado de redondez.
- Abstraer todo este trabajo para poder predecir el grado de redondez de cualquier objeto, no solamente rocas sedimentarias.

Referencias

- [1] Frederick K. Lutgens and Edward J. Tarbuck. (*Spanish Edition*) *Edward J. Tarbuck, Frederick K. Lutgens, Dennis Tasa-Ciencias de la Tierra_ Una Introduccion a la Geologia Fisica with CDROM-Pearson Educacion* (2006). 2005, p. 258. ISBN: 9788483226902.
- [2] Jürgen H Schön. *Physical properties of rocks: Fundamentals and principles of petrophysics*. Elsevier, 2015.
- [3] Sam jr. Boggs. *Petrology of sedimentary rocks*. Vol. â3. 2013, Ñ.30. ISBN: 9780521897167.
- [4] Juan M. Rodriguez, Tommy Edeskär, and Sven Knutsson. “Particle shape quantities and measurement techniques-A review”. In: *Electronic Journal of Geotechnical Engineering* 18 A (2013), pp. 169–198. ISSN: 10893032.
- [5] Maurice E Tucker. *Sedimentary petrology: an introduction to the origin of sedimentary rocks*. John Wiley Sons, 2009.
- [6] Diepenbroek Michael y Bartholomä Alexander y Ibbeken Hillert. “How round is round? A new approach to the topic roundness by Fourier grain shape analysis”. In: *Sedimentology* 39.3 (1992), pp. 411–422. ISSN: 13653091. DOI: 10 . 1111 / j . 1365 - 3091 . 1992 . tb02125 . x.

- [7] Luciano da Fontoura Costa and Roberto Marcondes Cesar Jr. *Shape classification and analysis: theory and practice*. CRC Press, Inc., 2009.
- [8] Samar Shah et al. “Modeling particle shape-dependent dynamics in nanomedicine”. In: *Journal of Nanoscience and Nanotechnology* 11.2 (2011), pp. 919–928. ISSN: 15334880. DOI: 10.1166/jnn.2011.3536.
- [9] Randall Toy et al. “Shaping cancer nanomedicine: the effect of particle shape on the in vivo journey of nanoparticles”. In: *Nanomedicine* 9.1 (2014), pp. 121–134.
- [10] P. J. BARRETT. “The shape of rock particles, a critical review”. In: *Sedimentology* 27.3 (1980), pp. 291–303. ISSN: 13653091. DOI: 10.1111/j.1365-3091.1980.tb01179.x.
- [11] Simon J. Blott and Kenneth Pye. “Particle shape: A review and new methods of characterization and classification”. In: *Sedimentology* 55.1 (2008), pp. 31–63. ISSN: 00370746. DOI: 10.1111/j.1365-3091.2007.00892.x.
- [12] M. C. Powers. “A New Roundness Scale for Sedimentary Particles”. In: *SEPM Journal of Sedimentary Research* Vol. 23.2 (1953), pp. 117–119. ISSN: 1527-1404. DOI: 10.1306/d4269567-2b26-11d7-8648000102c1865d.
- [13] Hakon Wadell. “Volume, Shape, and Roundness of Quartz Particles”. In: *The Journal of Geology* 43.3 (1935), pp. 250–280. ISSN: 0022-1376. DOI: 10.1086/624298.
- [14] Hakon Wadell. “Sphericity and roundness of rock particles”. In: *The Journal of Geology* 41.3 (1933), pp. 310–331.
- [15] Roman D. Hryciw, Junxing Zheng, and Kristen Shetler. “Particle roundness and sphericity from images of assemblies by chart estimates and computer methods”. In:

- Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering* 142.9 (2016), pp. 1–15.
ISSN: 10900241. DOI: 10.1061/(ASCE)GT.1943-5606.0001485.
- [16] Frank P. Kuhl and Charles R. Giardina. *Elliptic Fourier features of a closed contour*. 1982. DOI: 10.1016/0146-664X(82)90034-X.
- [17] John P Rafferty et al. *Geological Sciences*. Britannica Educational Publishing, 2011.
- [18] Hakon Wadell. “Volume, Shape, and Roundness of Rock Particles”. In: *The Journal of Geology* 40.5 (1932), pp. 443–451. ISSN: 0022-1376. DOI: 10.1086/623964.
- [19] F. Altuhafi, C. O’Sullivan, and I. Cavarretta. “Analysis of an image-based method to quantify the size and shape of sand particles”. In: *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering* 139.8 (2013), pp. 1290–1307. ISSN: 10900241. DOI: 10.1061/(ASCE)GT.1943-5606.0000855.
- [20] Frederick George Tickell et al. “Examination of fragmental rocks”. In: (1939).
- [21] J. C. Santamarina and G. C. Cho. “Soil behaviour: The role of particle shape”. In: *Advances in Geotechnical Engineering: The Skempton Conference - Proceedings of a Three Day Conference on Advances in Geotechnical Engineering, organised by the Institution of Civil Engineers* (2004), pp. 604–617.
- [22] William Christian Krumbein and Laurence Louis Sloss. *Stratigraphy and sedimentation*. Vol. 71. 5. LWW, 1951.
- [23] Paul D Krynine. “1. Uniformitarianism is a Dangerous Doctrine”. In: *Journal of Sedimentary Research* 26.2 (1956).
- [24] Edmund D Sneed and Robert L Folk. “Pebbles in the lower Colorado River, Texas a study in particle morphogenesis”. In: *The Journal of Geology* 66.2 (1958), pp. 114–150.

- [25] Alberto Resentini, Sergio Andò, and Eduardo Garzanti. “Quantifying Roundness of Detrital Minerals By Image Analysis: Sediment Transport, Shape Effects, and Provenance Implications”. In: *Journal of Sedimentary Research* 88.2 (2018), pp. 276–289. ISSN: 1527-1404. DOI: 10.2110/jsr.2018.12.
- [26] BH Kaye. “Specification of the ruggedness and/or texture of a fine particle profile by its fractal dimension”. In: *Powder Technology* 21.1 (1978), pp. 1–16.
- [27] JD Orford and WB Whalley. “The use of the fractal dimension to quantify the morphology of irregular-shaped particles”. In: *Sedimentology* 30.5 (1983), pp. 655–668.
- [28] D Sarocchi et al. “The 17 July 1999 block-and-ash flow (BAF) at Colima Volcano: new insights on volcanic granular flows from textural analysis”. In: *Journal of Volcanology and Geothermal Research* 204.1-4 (2011), pp. 40–56.
- [29] Violet F Leavers. “Use of the two-dimensional Radon transform to generate a taxonomy of shape for the characterization of abrasive powder particles”. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 22.12 (2000), pp. 1411–1423.
- [30] GW Stachowiak. “Numerical characterization of wear particles morphology and angularity of particles and surfaces”. In: *Tribology International* 31.1-3 (1998), pp. 139–157.
- [31] G Moreno Chávez et al. “A method and software solution for classifying clast roundness based on the radon transform”. In: *Computers Geosciences* 138 (2020), p. 104451.
- [32] German Müller. “Methods in sedimentary petrology”. In: (1967).
- [33] W C Krumbein. “OF S E D I M E N T A R Y”. In: 11.2 (1941), pp. 64–72.
- [34] Herbert Freeman. “Computer processing of line-drawing images”. In: *ACM Computing Surveys (CSUR)* 6.1 (1974), pp. 57–97.

- [35] Junxing Zheng and Roman D. Hryciw. “Roundness and Sphericity of Soil Particles in Assemblies by Computational Geometry”. In: *Journal of Computing in Civil Engineering* 30.6 (2016), pp. 1–13. ISSN: 08873801. DOI: 10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000578.
- [36] Charu C Aggarwal et al. *Neural networks and deep learning*. Springer, 2018.
- [37] Bin Ding, Huimin Qian, and Jun Zhou. “Activation functions and their characteristics in deep neural networks”. In: *2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*. IEEE. 2018, pp. 1836–1841.
- [38] Vinod Nair and Geoffrey E Hinton. “Rectified linear units improve restricted boltzmann machines”. In: *ICML*. 2010.
- [39] Kaiming He et al. “Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on imagenet classification”. In: *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2015, pp. 1026–1034.
- [40] Djork-Arné Clevert, Thomas Unterthiner, and Sepp Hochreiter. “Fast and accurate deep network learning by exponential linear units (elus)”. In: *arXiv preprint arXiv:1511.07289* (2015).