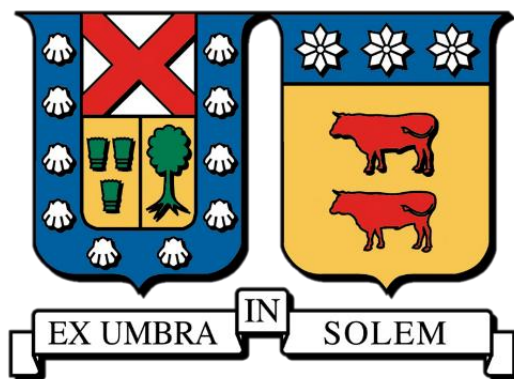


UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA QUÍMICA Y AMBIENTAL



**“Caracterización de agentes de tronadura tipo
ANFO pesado mediante visión computacional”**

Nicolas Fernando Saavedra Gonzalez

**MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL QUÍMICO**

PROFESOR GUÍA:

Daniel Ramírez

PROFESOR CO-REFERENTE:

Hantar Aguad

Plantilla de Memoria



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): ☒ Memoria o trabajo de título ☐ Tesis de Postgrado

Título del trabajo: _CARACTERIZACIÓN DE AGENTES DE TRONADURA TIPO ANFO PESADO MEDIANTE VISIÓN COMPUTACIONAL.

Nombre del candidato(a): NICOLAS FERNANDO SAAVEDRA GONZALEZ_____

Carrera / Grado: INGENIERÍA CIVIL QUÍMICA_____

Campus: CASA CENTRAL_____ **Departamento:** INGENIERÍA QUÍMICA Y AMBIENTAL.

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Daniel Ramirez_____, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución.

3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL (marcar una opción)

☒ El trabajo **NO contiene** información que amerite confidencialidad y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

☐ El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (**embargo**) por (**marcar una opción**):

☐ 6 meses ☐ 12 meses ☐ 2 años ☐ 3 años ☐ 5 años ☐ 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: ____30/9/2026____ **Firma:** _____

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: ____20/8/2026____ **Firma:** _____

Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.

AGRADECIMIENTOS

Partir por agradecer a mi familia por hacer de este proceso posible, sin su apoyo y respaldo nada de lo obtenido estaría al alcance, me han dado todo cuanto han podido aun cuando ha sido a costa de ustedes mismos, les debo todo y más. Por nunca negarme la idea de aspirar a más de lo que parecía razonable, por verme crecer durante tantos años y aceptar dejar de hacerlo estos últimos. No guardo más que profunda admiración por las personas que son, por los valores que me inculcaron, la rectitud con la que eligen vivir, guardo más cariño hacia ustedes del que nunca les he podido expresar.

Quiero dar mención a aquellos con quienes compartí mi vida escolar tanto dentro como fuera del colegio, quienes fueron testigos y compañeros en la adolescencia, a quienes por mi decisión de partir hacia donde fui a parar me he privado estos años de compartir con ellos como solía ser costumbre, que el paso de los años no ha hecho mas que valorar las experiencias que me entregaron, con las cosas que vivimos, con aciertos y fallos. Espero que el recuerdo de la cercanía que alguna vez tuvimos sea suficiente para compartir nuevas instancias en un futuro.

A aquellos que me contagiaron el hambre de querer más, de ver las opciones que tenia y no estar satisfecho con ninguna, de apostar por mí, por las vivencias que compartimos tanto de donde partimos como las que compartimos juntos bajo el mismo techo, con tantas anécdotas de por medio, guardo el recuerdo de la amistad que tuvimos.

Gracias a los amigos que hice en el camino durante el tiempo que pasé en esta casa de estudio, que hicieron más llevadero este proceso, de apaciguar la carga con su compañía, de apoyar en esos días y noches de estudio, con quienes compartí hobbies, tanto de ocio como deportivos. Con aquellos que desarrolle cercanía y confianza aun cuando nuestros gustos y aficiones nunca hubieran coincidido si no fuera por donde llegamos a parar, y por sobre todo a quienes me han acompañado en lo amargo, quienes me dieron calma cuando las cosas no fueron como esperaba, cuando aquello sobre lo que no tenemos poder ni control solo abruma y no responde a razones ni motivos. Espero haberles traído más de una alegría y que estas superen con creces cualquier desacuerdo o diferencia. Que las memorias compartidas trasciendan el tiempo y distancia que quizá nos depare el proseguir de nuestras vidas, que por mi parte doy certeza de preservar en mi memoria.

Te doy gracias a ti, que estuviste cuando más perdido estaba, que viste en mi cosas que en parte aun no soy capaz de ver, que me diste el lujo de compartir tu tiempo con el mío y crecer a tu lado, de aprender a convivir, a observar y valorar cosas ajenas a mi visión de este mundo, que cada paso ha significado aprender y madurar, de cuidar y ser cuidado, de ver cuánto se está dispuesto a resistir sin siquiera dimensionar el peso con el que cargas, pero ahí estas, mostrándome que puedo dar más, por ti y por mí, por nosotros, que hay un futuro al que aspirar, una imagen, una idea que compartimos, una que quiero ver plasmada en la realidad, te amo.

RESUMEN

La industria minera chilena opera bajo una presión estructural creciente derivada del envejecimiento de los yacimientos y la caída sostenida de las leyes del mineral. En este contexto, el ANFO Pesado es el agente de tronadura predominante en operaciones de gran escala, y su desempeño depende críticamente de la proporción entre la fase sólida de nitrato de amonio y la emulsión. Sin embargo, no existe actualmente un método capaz de verificar esa proporción en el punto de carga de forma no destructiva y en tiempo real.

El presente trabajo propone y evalúa una metodología basada en visión computacional para estimar la concentración de emulsión en el ANFO Pesado a partir del análisis de la textura superficial de la mezcla. El fundamento físico es que a medida que la emulsión recubre los prills de nitrato de amonio, la superficie de la mezcla cambia de forma sistemática y a su vez este fenómeno es capturable mediante fotografía estándar.

Se sintetizaron muestras de ANFO Pesado en seis concentraciones de emulsión (0/100, 20/80, 40/60, 60/40, 80/20 y 100/0), y se capturaron 1.275 imágenes bajo un protocolo estandarizado de iluminación y captura cenital. Cada imagen fue preprocesada mediante conversión a escala de grises, segmentación circular por Transformada de Hough y normalización de histograma por percentil. A partir de cada imagen se extrajo un vector de 50 características de textura que combina estadísticos de intensidad, patrones binarios locales (LBP) y propiedades de la matriz de co-ocurrencia de niveles de grises (GLCM) a tres escalas espaciales, complementados con descriptores de bordes, dimensión fractal, granulometría morfológica, gradientes orientados y energía espectral.

El análisis exploratorio cuantificó el poder discriminante del pool mediante el coeficiente η^2 por par de concentraciones adyacentes, identificando el par 40%–60% como la frontera con menor señal promedio disponible (η^2 medio = 0,175) y mayor solapamiento entre distribuciones (OVL medio = 60,8%. Ningún par adyacente presenta solapamiento promedio inferior al 34%, confirmando que el solapamiento entre clases contiguas es una propiedad estructural del problema independiente de la selección de descriptores. La naturaleza predominantemente lineal de las relaciones entre características y concentración fundamentó el uso de un clasificador lineal (LDA), evaluado mediante validación cruzada de diez pliegues. El modelo alcanzó una exactitud de clasificación del 98,98% sobre el conjunto total de estudio, confirmada mediante validación cruzada anidada con 98,94% $\pm$ 0,13 puntos porcentuales, con los errores concentrados en la frontera 40%–60%.

Los resultados demuestran que la textura superficial del ANFO Pesado contiene información suficiente para clasificar su concentración de emulsión con alta precisión bajo condiciones de laboratorio con iluminación controlada, sentando las bases para el desarrollo de una herramienta portátil de control de calidad en terreno.

Índice General

AGRADECIMIENTOS	I
RESUMEN	I
CAPÍTULO I	1
1. Introducción.....	1
1.1. Objetivo General.....	2
1.2. Objetivos Específicos	2
CAPÍTULO II.....	3
2. Antecedentes Generales.....	3
2.1. Contexto de la minería en Chile y su importancia estratégica	3
2.2. Proceso de Conminución y Tronadura.....	4
2.3. Agentes de tronadura: ANFO y ANFO Pesado	5
2.4. ANFO: Estructura del Prill y retención de combustible	5
2.5. Emulsiones	7
2.6. ANFO pesado	8
2.7. Control de calidad de explosivos y la brecha tecnológica actual	8
2.8. Visión computacional aplicada a la caracterización de materiales granulares	11
2.9. Preprocesamiento de imágenes: segmentación y normalización de la región de interés	12
2.10. Descriptores de textura: Matriz de Co-ocurrencia de Niveles de Grises y Patrones Binarios Locales	13
2.11. Herramientas estadísticas para el análisis de características	16
2.12. Modelos estadísticos.....	17
CAPITULO III	19
3. Metodología.....	19
3.1. Materiales, equipos y reactivos	19
3.2. Síntesis de Agente tronadura base	21
3.3. Preparación de mezclas de ANFO pesado	25
3.4. Captura fotográfica	27
3.5. Procesamiento de imágenes.....	28
3.6. Extracción de características	30
3.7. Análisis de características.....	32
3.8. Construcción y validación del clasificador.....	33

Plantilla de Memoria

CAPÍTULO IV	34
4. Análisis de resultados	34
4.1. Análisis de características extraídas	34
4.2. Desempeño del clasificador.....	39
CAPÍTULO V.....	44
5. Conclusiones.....	44
5.1. Conclusiones.....	44
5.2. Recomendaciones	45
Referencias	46
APÉNDICE	49

Índice de Figuras

Figura 1: Estructura Prill ANFO (Elaboración propia)	6
Figura 2: Emulsión W/O (Elaboración propia)	7
Figura 3: Balanza digital capacidad 2 kg.....	19
Figura 4: Agitador mecánico	20
Figura 5: Placa calefactora con agitación mecánica.....	21
Figura 6: Diagrama de flujo general de procedimiento en laboratorio.....	22
Figura 7: Curva de concentración Nitrato de amonio en agua	24
Figura 8: Proceso de emulsificación (real)	25
Figura 9: Comparativa superficie de placa Petri (Elaboración propia)	27
Figura 10: Grilla comparativa ANFO pesado.....	27
Figura 11: Formato de captura de imagen	28
Figura 12: Diagrama de flujo general procedimiento computacional	28
Figura 13: Ejemplo extracción de fondo	29
Figura 14: Ejemplo de recorte cuadrado.....	30
Figura 15: Extracción de características a 3 distancias (Elaboración propia)	31
Figura 16: Poder discriminante por par de concentraciones adyacentes	34
Figura 17: Distribución LBP Bin 22.....	35
Figura 18: Distribución LBP Bin 24.....	36
Figura 19 Distribución Homogeneity d15	36
Figura 20 Distribución Contrast d30	37
Figura 21: Solapamiento medio entre distribuciones por par adyacentes	37
Figura 22: Matriz de burbujas Correlación Pearson.....	38
Figura 23: Varianza explicada por discriminante LDA	39
Figura 24: Proyección LD1	40
Figura 25: Proyección LD1 vs LD2	41
Figura 26: Errores de clasificación por clase.....	42
Figura 27: Matriz de confusión LDA	43
Figura 28: Galeria imágenes 0/100.....	49
Figura 29: Galeria imágenes 20/80.....	50
Figura 30: Galeria imágenes 40/60.....	51
Figura 31: Galeria imágenes 60/40.....	52
Figura 32: Galeria imágenes 80/20.....	53
Figura 33: Galeria imágenes 100/0	54

Índice de Tablas

Tabla 1: Indicadores macroeconómicos de la minería de Chile (Banco Central de Chile, 2025), (Comisión Chilena del Cobre, 2024), (USGS, 2024).....	3
Tabla 2: Propiedades comparativas ANFO vs ANFO pesado (Cooper, 1996), (López Jimeno, 1994)	8
Tabla 3: Comparación de métodos de control de calidad para ANFO Pesado en terreno	11
Tabla 4: Tabla resumen GLCM (Haralick, 1973)	15
Tabla 5: Composición másica del ANFO	22
Tabla 6: Composición másica emulsión	23
Tabla 7: Solubilidad del nitrato de amonio en agua en función de la temperatura. (Millipore, s.f.)	23
Tabla 8: Muestras ANFO/Emulsión	26
Tabla 9: Características extraídas	32
Tabla 10: Tabla resumen pares adyacentes	39

CAPÍTULO I

1. Introducción

La industria minera chilena opera bajo una presión estructural creciente: los yacimientos envejecen, las leyes del mineral caen, y cada tonelada de roca procesada exige más energía que la anterior (USGS, 2024); (Comisión Chilena del Cobre, 2024). En este contexto, la optimización de la cadena productiva desde la tronadura hasta la molienda — el enfoque conocido como Mine-to-Mill (McKee, 2013); (Wills & Finch, 2015), se ha convertido en una prioridad estratégica para mantener la competitividad del sector. La tronadura no es solo la primera etapa de la conminución: es la más barata por unidad de energía, y una fragmentación bien ejecutada reduce el trabajo requerido en todas las etapas siguientes. (Hustrulid W. A., 1999). Cualquier desviación no detectada en la composición del agente explosivo se traduce, inevitablemente, en mayores costos aguas abajo.

El ANFO Pesado es el agente de tronadura predominante en la minería de gran escala (ISEE, 2011). Su desempeño depende de la proporción entre la fase sólida de nitrato de amonio — el ANFO — y la emulsión que lo complementa. Esta proporción define la densidad de carga, la velocidad de detonación y la resistencia al agua del explosivo (Cooper, 1996); (Kabwe, 2018). Sin embargo, verificar esa proporción en el punto de carga es hoy un problema sin solución práctica: los métodos disponibles son destructivos, requieren infraestructura de laboratorio, producen resultados *post facto* o solo miden indirectamente la composición (Diaz, 2020); (Fernández de la Mora, 2023). El densímetro, la herramienta más accesible en terreno, es un indicador aproximado y no unívoco de la fracción de emulsión (Cooper, 1996). La velocidad de detonación confirma el desempeño solo cuando el disparo ya se ejecutó y sus consecuencias son irreversibles. (Mesec, 2015)

Esta brecha tecnológica es el punto de partida del presente trabajo. La hipótesis central es que la concentración de emulsión en el ANFO Pesado puede estimarse a partir del análisis de la textura superficial de la mezcla mediante visión computacional. El fundamento físico es directo: a medida que la emulsión recubre los prills de nitrato de amonio, la superficie de la mezcla cambia de forma sistemática y visible — los bordes entre partículas se suavizan, la homogeneidad aumenta y el contraste disminuye. Estos cambios pueden capturarse con una fotografía estándar y cuantificarse mediante descriptores de textura (Haralick, 1973); (Ojala, 1994), sin contacto con el material, sin consumibles y sin condiciones ambientales controladas.

1.1. Objetivo General

Desarrollar una metodología basada en visión computacional para la determinación rápida de la composición química de ANFOs pesados, con el fin de proporcionar una herramienta para el control de calidad en terreno.

1.2. Objetivos Específicos

- Preparar y caracterizar un conjunto de muestras de ANFOs pesados con distintas proporciones ANFO/emulsión.
- Diseñar un sistema de procesamiento de imágenes que garantice condiciones estandarizadas y reproducibles de iluminación y enfoque para cada muestra.
- Implementar algoritmos de procesamiento de imágenes para extraer características visuales distintivas de cada categoría de ANFO pesado disponible.

CAPÍTULO II

2. Antecedentes Generales

2.1. Contexto de la minería en Chile y su importancia estratégica

La minería constituye el sector productivo estructural de la economía chilena y el motor principal de su matriz exportadora. A nivel global, Chile se posiciona como el mayor productor de cobre, concentrando el 24% de la oferta mundial en 2024, además de ser el segundo productor mundial de litio con el 27% de la producción global (USGS, 2024). La Tabla 1 resume los principales indicadores macroeconómicos del sector.

Tabla 1: Indicadores macroeconómicos de la minería de Chile (Banco Central de Chile, 2025), (Comisión Chilena del Cobre, 2024), (USGS, 2024)

Indicador	Valor
Participación en el PIB nacional	~13,6%
Participación en exportaciones totales	~58%
Producción de cobre	5,5 millones de ton
Participación mundial en cobre	24%
Participación mundial en litio	27%
Valor exportaciones cobre (mineral)	USD 34,4 mil millones

El impacto macroeconómico del sector es cuantificable en múltiples dimensiones. La minería representa aproximadamente el 13,6% del PIB nacional y el 58% del total de exportaciones del país (Banco Central de Chile, 2025); (Comisión Chilena del Cobre, 2024). Asimismo, genera un encadenamiento productivo que impulsa sectores secundarios como la construcción, la manufactura y los servicios tecnológicos, además de ser una fuente primaria de empleo especializado y recaudación fiscal.

Sin embargo, la posición de liderazgo de Chile en el mercado global del cobre ha experimentado un deterioro sostenido. La participación nacional en la producción mundial retrocedió desde aproximadamente el 30% en 2011 hasta el 24% en 2024, mientras que competidores como la República Democrática del Congo y Perú han incrementado significativamente sus cuotas de producción en el mismo período (Plusmining, 2025). Este declive refleja el desafío estructural más severo que enfrenta la industria: el envejecimiento de los yacimientos y la caída progresiva de las leyes del mineral. Al procesar rocas con menor ley de mineral las operaciones están obligadas a extraer, transportar y triturar volúmenes de material significativamente mayores para mantener sus cuotas de producción

(Comisión Chilena del Cobre, 2024), lo que incrementa de forma directa el consumo de recursos críticos como el agua, consumo de combustible, tiempos de traslado, etc

En este escenario de altos costos operativos e insumos limitados, la rentabilidad y sostenibilidad del negocio minero dependen estrictamente de la maximización de la eficiencia operacional. La optimización ya no se aborda de forma aislada, sino bajo el enfoque de integración *Mine-to-Mill* (De la Mina al Molino). En este contexto, etapas iniciales como la perforación y tronadura adquieren un carácter crítico: su correcta ejecución define el consumo energético y la viabilidad técnica de todas las etapas de conminución y procesamiento posteriores, justificando la integración de nuevas tecnologías de control y automatización en la mina. (Morrell, 2004).

2.2. Proceso de Conminución y Tronadura

La conminución se define como la reducción mecánica de tamaño de fragmentos rocosos con el objetivo de liberar las especies minerales de interés de la ganga. En la minería del cobre este proceso comprende las etapas de chancado y molienda, y es condición necesaria para la etapa posterior de flotación donde se concentra el mineral de valor. La tronadura constituye la primera etapa de este proceso: una fragmentación eficiente reduce la resistencia mecánica de la roca mediante la creación de microfracturas, disminuyendo directamente el trabajo requerido en las etapas posteriores de chancado y molienda. (Wills & Finch, 2015)

Tradicionalmente, la conminución se asocia de forma exclusiva a las operaciones de chancado y moliendas realizadas en la planta. No obstante, bajo una perspectiva de eficiencia sistémica, la tronadura constituye la primera etapa del proceso de conminución. En esta fase, la energía química liberada por la detonación de agentes como el ANFO Pesado se transforma en energía mecánica y ondas de choque que fracturan el macizo rocoso.

Establecer la tronadura como una etapa de conminución primaria permite integrar el concepto de transferencia de energía: una fragmentación eficiente en la mina reduce la resistencia mecánica de la roca mediante la creación de microfracturas, lo cual disminuye directamente el trabajo requerido en las etapas de procesamiento mecánico posterior. Por tanto, cualquier desviación en la composición química del explosivo impacta la distribución granulométrica inicial, afectando la eficiencia global de la cadena de conminución.

Para materializar esta perspectiva sistémica, la industria ha adoptado la metodología de optimización integral *Mine-to-Mill* (McKee, 2013). Bajo este enfoque operativo, se reconoce que la energía termoquímica liberada por la detonación de las mezclas explosivas presenta un costo por unidad de energía significativamente menor que la energía mecánica empleada en las etapas de chancado y molienda, consolidando a la tronadura como la etapa más costo-efectiva para la reducción inicial de tamaño.

La eficiencia de este proceso de fractura primaria se cuantifica a través de la distribución granulométrica del material disparado, la cual es evaluada típicamente mediante el parámetro P80. Para lograr una fragmentación optimizada, es imperativo que la detonación

alcance la Velocidad de Detonación (VOD) y la presión de detonación teóricas de diseño. El cumplimiento de estos parámetros termodinámicos asegura un P80 menor y un aumento en la proporción de finos intrínsecos.

Esta reducción granulométrica temprana genera un beneficio directo aguas abajo, ya que disminuye drásticamente el esfuerzo mecánico requerido en los molinos SAG y de bolas (Morrell, 2004). Por el contrario, una detonación deficiente, originada frecuentemente por variaciones en la concentración no controladas en el agente explosivo cargado en los pozos ocasiona un incremento de la presencia de bloques de sobre tamaño, lo que repercute en el consumo energético del proceso. Por consiguiente, el control estricto de las propiedades del explosivo antes de la iniciación del disparo no es únicamente un requerimiento operativo de la fase de extracción minera.

2.3. Agentes de tronadura: ANFO y ANFO Pesado

La fragmentación del macizo rocoso en la minería industrial requiere el uso de agentes de tronadura. El agente base estándar es el ANFO, una mezcla estequiométrica bifásica compuesta por un agente oxidante sólido (nitrato de amonio) y un combustible líquido (petróleo diésel). El ANFO presenta dos limitaciones operativas relevantes: su baja densidad de carga, que lo hace inadecuado para rocas de alta dureza, y su nula resistencia al agua, que lo inhabilita para tronaduras en perforaciones bajo el nivel freático o en presencia de agua subterránea, situación frecuente en operaciones mineras de gran escala. Para superar estas restricciones se desarrolló el ANFO Pesado, obtenido mediante la incorporación de emulsión a la mezcla base. La emulsión, de naturaleza hidrofóbica, recubre los prills de nitrato de amonio aislándolos del agua y permite elevar la densidad de carga para su aplicación en yacimientos con rocas de alta dureza y perforaciones en presencia de agua.

2.4. ANFO: Estructura del Prill y retención de combustible

La preferencia por el uso de ANFO en la industria se debe a una combinación de factores. El principal es la seguridad inherente del sistema; sus componentes no son explosivos de forma aislada y solo se convierten en un agente de tronadura al ser mezclados en las proporciones correctas. Esta característica reduce el riesgo durante el transporte y la manipulación. A esto se suma su bajo costo en comparación con otros explosivos comerciales y la facilidad logística que implica su fabricación in situ. (ISEE, 2011).

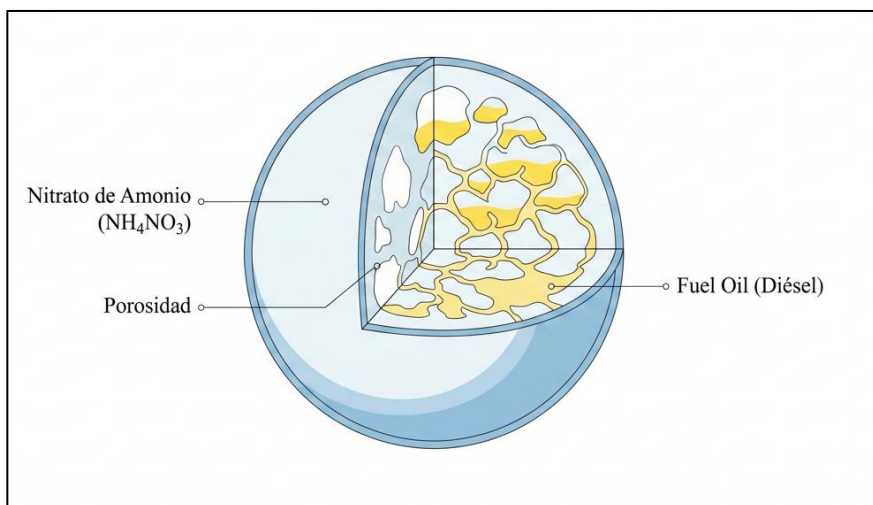
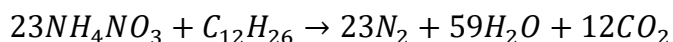


Figura 1: Estructura Prill ANFO (Elaboración propia)

La capacidad de detonación del ANFO depende estrictamente de la morfología del nitrato de amonio. Para uso como agente de tronadura, el nitrato se fabrica en formato *prill* (esferas porosas). Estos prills poseen una red de microporos que actúan por capilaridad, permitiendo absorber y retener el diésel de manera homogénea. Esta absorción asegura el contacto íntimo entre el oxidante y el combustible a nivel interfacial, condición crítica para sostener la propagación de la onda de detonación. Un prill de grado explosivo estándar posee una porosidad cercana al 20%, lo que le permite retener hasta un 8% de hidrocarburo líquido sin exudación. (Czarnecki & Warchoń, 2021). Véase Figura 1.

Para su correcto uso se requiere un balance de oxígeno, lo cual se traduce en que el explosivo posea suficiente oxígeno como para reaccionar completamente su combustible. Un balance ideal, de oxígeno cero, se alcanza cuando existe oxígeno suficiente para convertir todo el carbono del combustible en dióxido de carbono (CO_2), junto con todo el hidrógeno en agua (H_2O). Para este escenario se cumple una relación estequiométrica ideal de 94,4% de nitrato de amonio y 5,5% de fuel oil en peso, representada por la siguiente ecuación química (Cooper, 1996):



El uso del ANFO estándar presenta dos restricciones fundamentales en la minería actual:

- **Susceptibilidad al agua:** El nitrato de amonio es un compuesto altamente higroscópico y soluble. En presencia de agua en el pozo de perforación, el nitrato de amonio entra en solución y se separa físicamente del petróleo diésel. Esta segregación anula las propiedades explosivas de la mezcla.
- **Límite de energía:** Su baja densidad máxima restringe la cantidad de energía por unidad de volumen que puede alojarse en el pozo. En consecuencia, la baja impedancia del ANFO es insuficiente para fracturar macizos rocosos de alta competencia mecánica.

Estas restricciones estructurales y termodinámicas son el fundamento directo que obliga a la industria a transitar hacia agentes modificados mediante la incorporación de emulsión, dando origen al ANFO Pesado. (López Jimeno, 1994)

2.5. Emulsiones

Las emulsiones explosivas son agentes de tronadura desarrollados para suplir la baja densidad y nula resistencia al agua del ANFO estándar. Estructuralmente, corresponden a un sistema del tipo "agua en aceite" (W/O). En esta configuración, una solución acuosa sobresaturada opera como fase dispersa (oxidante), y un hidrocarburo líquido actúa como fase continua (combustible). (Cooper, 1996).

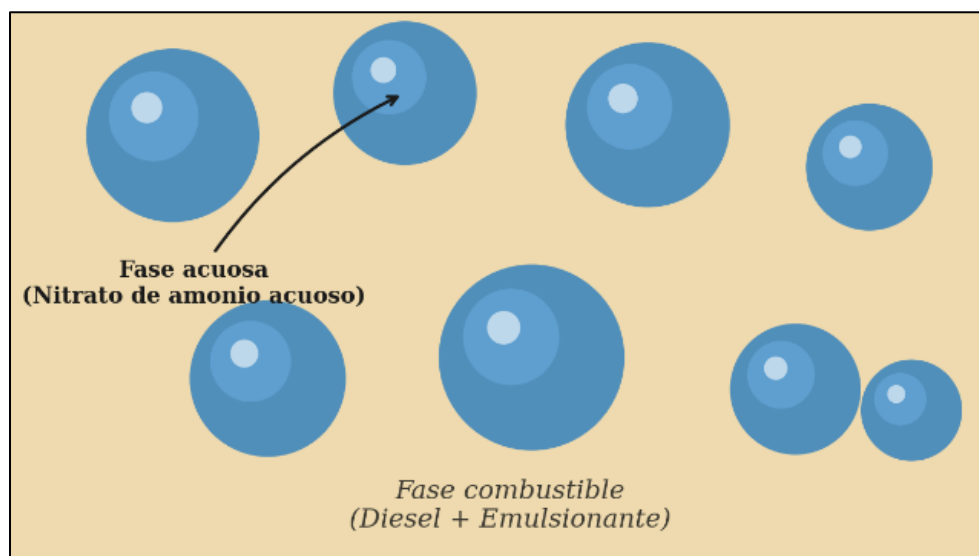


Figura 2: Emulsión W/O (Elaboración propia)

La fase acuosa se compone de una solución de nitrato de amonio, frecuentemente combinada con nitrato de sodio o nitrato de calcio, disueltas en un volumen de agua que fluctúa entre el 5% y el 15%. La concentración de estas sales permite alcanzar densidades de carga superiores a las del ANFO particulado. (Cooper, 1996). Véase Figura 2.

La fase combustible se constituye por aceites minerales, petróleo y ceras. La estabilización del sistema requiere la incorporación de un agente emulsionante, cuya función es disminuir la tensión interfacial, mantener la dispersión de las microgotas y retrasar la cristalización del nitrato de amonio. La disposición del hidrocarburo como fase externa genera una barrera hidrofóbica que aísla las sales oxidantes, otorgando a la mezcla resistencia a la disolución en perforaciones con presencia de agua. (Zhang & Sun, 2021)

La emulsión es intrínsecamente insensible a la detonación. La mezcla adquiere sus propiedades explosivas al integrarse con el ANFO, donde la porosidad de los prills de nitrato de amonio y el aire atrapado en los espacios intersticiales actúan como sensibilizadores físicos primarios. (López Jimeno, 1994)

2.6. ANFO pesado

El ANFO pesado es una mezcla explosiva bifásica constituida por una fase sólida particulada (ANFO) y una fase fluida continua (emulsión). Físicamente, la emulsión se aloja en los vacíos intersticiales existentes entre los prills de nitrato de amonio, los cuales representan entre un 30% y un 50% del volumen aparente del ANFO particulado (López Jimeno, 1994). La modificación en la fracción másica de emulsión (típicamente entre 20% y 50%) altera los parámetros termodinámicos y físicos del agente de tronadura.

La sustitución del aire intersticial por la emulsión incrementa la densidad de carga. El ANFO estándar posee una densidad de vaciado de 0,8 g/ml, mientras que el ANFO pesado alcanza densidades entre 1,0 g/ml y 1,35 g/ml. Este aumento densimétrico eleva la concentración de energía por unidad de longitud de pozo e incrementa la Velocidad de Detonación (VOD), superando los 5000 m/s en formulaciones con alta fracción de emulsión (Hustrulid W. , 1999).

La impedancia de detonación se define como el producto entre la densidad del explosivo y su VOD. Al incrementar ambos factores, el ANFO pesado alcanza niveles de impedancia que se acoplan con macizos rocosos de alta resistencia a la compresión, maximizando la transmisión de la onda de choque inicial hacia la roca.

El nitrato de amonio es higroscópico y soluble. En la mezcla de ANFO pesado, la fase oleosa de la emulsión (hidrofóbica) encapsula los prills de ANFO. Este recubrimiento aísla la sal oxidante del agua presente en las perforaciones. Las mezclas que poseen un volumen de emulsión suficiente para rellenar la totalidad de los espacios intersticiales adquieren resistencia al agua estática y dinámica. Esto previene la disolución del nitrato de amonio, evitando la desensibilización del explosivo, la disminución de su VOD y la generación de tiros quedados o deflagraciones (Bex, 1983).

Tabla 2: Propiedades comparativas ANFO vs ANFO pesado (Cooper, 1996), (López Jimeno, 1994)

Propiedad	ANFO estándar	ANFO pesado
Densidad (g/ml)	0,8	1-1,35
Presión de detonación (GPa)	3,0-4.0	8,0-12
Impedancia (GPa*s/m)	3,0	5,0-9,5
VOD m/s	~3800	>5000
Resistencia al agua	No	Si
Sensibilizador	Aire intersticial	Prills+aire
Energía Específica (MJ/kg)	3,8	4,0-5,2
Costo Relativo	1,0(base)	1,4-2,5

2.7. Control de calidad de explosivos y la brecha tecnológica actual

El control de calidad del ANFO Pesado en operaciones mineras presenta una brecha tecnológica significativa entre las exigencias técnicas del proceso y las herramientas disponibles en terreno. Esta brecha se articula en dos dimensiones: los métodos de

verificación directa de composición son inexistentes en el punto de carga, y las técnicas analíticas instrumentales que permiten caracterizar la mezcla de forma precisa son exclusivamente de laboratorio o presentan limitaciones operacionales severas para su uso en condiciones mineras reales. (McKee, 2013)

2.7.1. Métodos convencionales en terreno

El único parámetro verificable de forma rutinaria en el punto de carga es la densidad aparente de la mezcla, medida mediante un picnómetro. Si bien la fracción másica de emulsión tiene una relación directa con la densidad del ANFO Pesado, variando entre 1,0 g/ml y 1,35 g/ml según la proporción, esta correlación no es biunívoca: distintas combinaciones de temperatura, humedad y distribución granulométrica del prill pueden producir densidades similares con composiciones distintas (López Jimeno, 1994). En consecuencia, la densidad es un indicador aproximado de la composición, no una medida directa de la fracción de emulsión.

La verificación del desempeño del explosivo mediante la medición de la Velocidad de Detonación (*Velocity of Detonation*, VOD) representa el método de evaluación más utilizado en la industria. La VOD es uno de los parámetros más importantes de los agentes de tronadura que indica su desempeño en tiempo real y, con el desarrollo de sistemas de monitoreo de tronadura, los sistemas de medición continua están disponibles recientemente (Mesec, 2015). Sin embargo, esta técnica presenta una limitación fundamental para el control de calidad preventivo: la medición se realiza durante o después de la detonación, lo que la convierte en un indicador de desempeño *post facto* y no en una herramienta de verificación de composición previo. La medición de la VOD en campo ha demostrado ser útil para comparar y evaluar el desempeño relativo de los explosivos (Kabwe, 2018), pero no permite detectar desviaciones en la fracción de emulsión antes de que el explosivo sea iniciado. Esta limitación es crítica desde la perspectiva del control de procesos: cuando la VOD confirma una detonación deficiente, el disparo ya fue ejecutado y sus consecuencias sobre la fragmentación y el consumo energético aguas abajo son irreversibles.

2.7.2. Técnicas de análisis instrumental

Desde el ámbito analítico, existen técnicas espectrométricas con capacidad para caracterizar la composición química del ANFO y sus mezclas. Su principio de operación y sus limitaciones para el uso en terreno se describen a continuación.

2.7.2.1. Espectroscopía Raman

La espectroscopía Raman identifica compuestos químicos mediante el análisis de las bandas de vibración molecular generadas al iluminar la muestra con un láser. Cada molécula produce un patrón espectral único, lo que permite identificar y cuantificar los componentes de una mezcla sin destruirla. La técnica fue evaluada para la detección de nitrato de amonio y fuel oil en soluciones y mezclas con suelo, demostrando un límite relativo de detección de nitrato de amonio disuelto en agua del 0,1% (Díaz, 2020). Su aplicación a mezclas de color oscuro como el ANFO Pesado presenta limitaciones: la absorción de luz por la fase oleosa reduce la calidad espectral, genera fluorescencia que enmascara la señal del nitrato de amonio, y la energía láser aplicada sobre un material

oxidante-combustible introduce riesgos de ignición durante el análisis (Lima Logrado, 2025).

2.7.2.2. Espectroscopía de infrarrojo cercano (NIR)

La espectroscopía NIR (*Near Infrared Spectroscopy*) analiza la composición de mezclas midiendo la absorción de radiación infrarroja, que varía de forma característica según los enlaces químicos presentes en cada compuesto (Zapata, 2018). La técnica ha demostrado capacidad para identificar nitrato de amonio puro con buena precisión (Fernández de la Mora, 2023). Para mezclas de múltiples componentes, el método requiere modelos quimiométricos de calibración entrenados con muestras de composición conocida. Estos modelos pierden validez cuando cambia la formulación del explosivo, por ejemplo, ante variaciones en la fase combustible o el proveedor del nitrato de amonio, lo que obliga a recalibrar el equipo (Zapata, 2018).

2.7.3. Analizador termogravimétrico portátil (BEA)

El *Bulk Explosive Analyser* (BEA), desarrollado por QMR Blasting Analysis (Australia), es el dispositivo de análisis de explosivos a granel más orientado al uso en terreno disponible actualmente. Determina el contenido de agua y sales de emulsiones explosivas y la relación ANFO/emulsión en productos mezclados mediante un proceso de calentamiento controlado por computador que analiza la tasa de cambio de estado térmico de cada componente, reduciendo un ensayo de química húmeda de más de 4 horas a aproximadamente una hora sin uso de reactivos (QMR Blasting Analysis, 2023). Su validación con emulsiones de composición conocida revela diferencias de hasta 0,76% en contenido de sales y 0,63% en agua, y el fabricante advierte que sus cálculos son válidos únicamente para emulsiones de sal única (QMR Blasting Analysis, 2023). A nivel operacional, el equipo requiere alimentación eléctrica de 100–240V AC, temperatura ambiente entre 10°C y 40°C, ausencia de vibración y calibración de fábrica cada 100 ensayos.

2.7.4. La brecha operacional

La brecha tecnológica indica que no existe actualmente un método capaz de verificar la fracción de emulsión del ANFO Pesado en el punto de carga, de forma no destructiva, en tiempo real, sin requerir infraestructura de laboratorio ni condiciones ambientales controladas, y con capacidad de operación directa sobre la superficie de la mezcla recién preparada. La Tabla 3 resume las capacidades y limitaciones de cada método frente a estos requisitos.

Tabla 3: Comparación de métodos de control de calidad para ANFO Pesado en terreno

Método	Entorno Operativo	Mide fracción de emulsión	Destructivo	Tiempo real	Pre-disparo
Densímetro	Terreno	Indirecto	No	Si	Sí
VOD	Terreno	Indirecto	Si	Parcial	No
Raman	Laboratorio	Si	Si	No	Sí
NIR	Laboratorio	Si	Si	No	Sí
BEA	Laboratorio de faena	Si	Si	Parcial	Sí
Visión computacional	Terreno	Indirecto	No	Sí	Sí

Las consecuencias operacionales de esta brecha son directas. Una desviación en la proporción de emulsión ya sea por un error en la dosificación de la unidad MMU (*Mobile Manufacturing Unit*), por segregación de fases durante el transporte, o por absorción de humedad en los prills, produce una VOD menor a la esperada. Esto se traduce en una fragmentación deficiente, un P80 mayor al diseñado y un mayor consumo energético en las etapas de chancado y molienda aguas abajo (McKee, 2013); (Morrell, 2004). Dado que la energía de la explosión es considerablemente más barata que la de los procesos mecánicos posteriores, cualquier desviación no detectada transfiere costos hacia las etapas más caras de la cadena productiva.

Frente a este escenario, la visión computacional surge como una alternativa complementaria a las técnicas descritas. A diferencia de los métodos espectrométricos, que analizan la composición molecular de la mezcla, este enfoque se basa en una propiedad visible del material: la textura superficial del ANFO Pesado cambia de forma sistemática con la proporción de emulsión, modificando la distribución, el tamaño y la cobertura de los prills visibles en la superficie. Esta variación puede capturarse con una fotografía estándar, sin necesidad de consumibles, energía externa, condiciones ambientales controladas ni contacto con el material.

Lo anterior plantea la hipótesis central de esta memoria: que es posible estimar la concentración de emulsión en el ANFO Pesado a partir del análisis de la textura superficial de la mezcla, empleando técnicas de visión computacional y clasificación estadística, con una precisión suficiente para su uso como herramienta de control de calidad en terreno.

2.8. Visión computacional aplicada a la caracterización de materiales granulares

La visión computacional es el campo de la informática dedicado a extraer información cuantitativa de imágenes digitales mediante algoritmos de procesamiento y clasificación.

Su aplicación a la caracterización de materiales sólidos particulados cuyas propiedades dependen de la distribución, morfología y cobertura de sus partículas tiene una trayectoria consolidada en industrias donde el control de calidad manual es insuficiente o impracticable.

En el ámbito de la minería y la ingeniería civil, una de las aplicaciones más difundidas de la visión computacional es el análisis de fragmentación post-tronadura mediante software de procesamiento de imagen. El sistema WipFrag estima la distribución granulométrica del material disparado a partir de fotografías de la pila de roca, y ha sido utilizado en las industrias de explosivos, minería y manejo de materiales para evaluar la eficiencia del proceso de conminución (Maerz N. H., 1999). La experiencia acumulada con estos sistemas sugiere que los errores de muestreo constituyen una de las principales fuentes de imprecisión de los sistemas de imagen óptica, y que el monitoreo continuo en línea tiende a reducirlos de forma efectiva (Maerz N. H., 1999). Este antecedente ilustra un principio relevante para el presente trabajo: ciertas propiedades de un material podrían inferirse a partir de características visuales de su superficie, mediante algoritmos de procesamiento de imagen, con posibilidad de automatización que reduciría la subjetividad de las mediciones manuales (Maerz N. H., 1999).

En control de calidad industrial, la Matriz de Co-ocurrencia de Niveles de Grises (GLCM, *Gray-Level Co-occurrence Matrix*) es una de las herramientas más utilizadas para la inspección automatizada de superficies, facilitando la detección de defectos, rayaduras e irregularidades en bienes manufacturados (Haralick, 1973). La GLCM es una característica de textura estadística de segundo orden capaz de identificar la textura superficial o microestructura de un material, siendo valorada por su facilidad de cálculo y su capacidad para cuantificar aspereza, rugosidad y orientación en una sola operación (Prasad, 2023). Su combinación con el operador de Patrones Binarios Locales (LBP, *Local Binary Pattern*) ha demostrado resultados consistentes en la extracción robusta de características de textura en materiales de construcción, siendo ambos métodos ampliamente validados en tareas de clasificación de superficies industriales (Prasad, 2023); (Hamouchene, 2014).

El conjunto de antecedentes revisados establece que la visión computacional, aplicada mediante descriptores de textura estadísticos como GLCM y LBP, constituye una herramienta validada para inferir propiedades composicionales de materiales granulares y bifásicos a partir de su apariencia superficial, sin contacto directo y en tiempo compatible con el control de procesos industriales.

2.9. Preprocesamiento de imágenes: segmentación y normalización de la región de interés

En visión computacional, el preprocesamiento de imágenes corresponde al conjunto de operaciones aplicadas a una imagen antes de extraer características, con el objetivo de aislar la región de interés y eliminar elementos ajenos a la muestra analizada. Un pipeline típico incluye la conversión a escala de grises, que reduce la imagen a un único canal de intensidad adecuado para los descriptores de textura (Haralick, 1973). El suavizado

mediante filtro gaussiano, que atenúa el ruido de alta frecuencia y mejora la estabilidad de los algoritmos de detección de bordes (Gonzalez, 2018). La detección y segmentación de la región de interés mediante algoritmos geométricos como la Transformada de Hough (Duda R. O., 1972), y la normalización del tamaño de los parches extraídos para garantizar la comparabilidad entre imágenes de distintas condiciones de captura. La correcta aplicación de estas etapas es relevante porque elementos externos a la muestra que alcancen el extractor de características pueden introducir ruido que afecte el desempeño del clasificador (Gonzalez, 2018).

El procesamiento automatizado de imágenes en Python utiliza bibliotecas de código abierto. OpenCV es la herramienta estándar para la manipulación de imágenes y la detección de formas geométricas. Para tareas de análisis cuantitativo, como la extracción de métricas de textura mediante la Matriz de Co-ocurrencia (GLCM) y Patrones Binarios Locales (LBP), se emplea scikit-image, una biblioteca enfocada en el procesamiento científico de datos visuales.

2.10. Descriptores de textura: Matriz de Co-ocurrencia de Niveles de Grises y Patrones Binarios Locales

La textura de una imagen es la propiedad visual que describe cómo se distribuyen los niveles de brillo de sus píxeles en el espacio. A diferencia del color o la forma, la textura captura la organización local del material, como su rugosidad, regularidad y contraste interno. Para medirla de forma objetiva y reproducible, los sistemas de clasificación basados en visión computacional extraen descriptores numéricos desde cada imagen, que pueden agruparse en estadísticos globales de intensidad, descriptores de patrón local y características de textura estadística de segundo orden.

2.10.1. Estadísticos globales de intensidad

El primer grupo de características corresponde a medidas estadísticas simples calculadas sobre el brillo de los píxeles de la imagen. Incluye el brillo promedio de la superficie, la dispersión del brillo, la asimetría de la distribución de intensidades, la curtosis, y la fracción de superficie ocupada por la fase sólida, estimada a partir de la segmentación de la imagen por umbral de brillo. Estas características son intuitivas y de fácil interpretación física, pero dado que dependen del nivel absoluto de brillo de la imagen, son sensibles a diferencias de iluminación entre sesiones fotográficas (Gonzalez, 2018).

2.10.2. Patrones Binarios Locales (LBP)

Los Patrones Binarios Locales fueron propuestos por (Ojala, 1994) como un descriptor de textura robusto a los cambios de iluminación. Su funcionamiento es conceptualmente simple: para cada píxel de la imagen, se compara su brillo con el de sus vecinos inmediatos. Si un vecino es más brillante que el píxel central se le asigna un 1 y si es más oscuro se le asigna un 0. La secuencia de unos y ceros obtenida alrededor de cada píxel forma un código que describe la microestructura local de la superficie en ese punto. El resultado final es un histograma que resume qué tipo de microestructuras predominan en la imagen y con qué frecuencia aparecen (Ojala, 1994).

Los patrones de baja complejidad corresponden a zonas homogéneas sin transiciones, mientras que los patrones con múltiples transiciones corresponden a bordes y contornos de partículas. La principal ventaja del LBP es que trabaja con diferencias relativas de brillo entre píxeles vecinos y no con valores absolutos, lo que lo hace menos sensible a variaciones de iluminación entre sesiones de captura (Ojala, 1994).

2.10.3. Matriz de Co-ocurrencia de Niveles de Grises (GLCM)

La GLCM fue propuesta por (Haralick, 1973) y es uno de los descriptores de textura más utilizados en aplicaciones industriales de visión computacional. En lugar de analizar cada píxel de forma independiente, registra con qué frecuencia dos píxeles de determinado brillo aparecen juntos a una distancia y dirección específicas dentro de la imagen. A partir de esta información se calculan cuatro propiedades estadísticas de la textura.

El *contraste* mide la magnitud de las diferencias de brillo entre píxeles vecinos y es alto en superficies con bordes marcados entre zonas claras y oscuras. La *homogeneidad* mide cuán similares son los píxeles vecinos entre sí y aumenta cuando la superficie es más uniforme. La *energía* cuantifica la regularidad de la textura y es mayor en superficies con patrones ordenados y repetitivos. La *correlación* indica si el brillo de un píxel puede predecirse a partir del de sus vecinos, siendo alta en texturas ordenadas y baja en superficies irregulares (Haralick, 1973).

Es práctica habitual calcular cada propiedad a múltiples distancias espaciales entre los píxeles comparados, lo que permite describir la textura a diferentes escalas simultáneamente. La distancia corta captura la microestructura inmediata a escala de partícula individual, mientras que las distancias mayores capturan la organización a escala de grupos de partículas y zonas de material continuo (Haralick, 1973).

En conjunto, estos grupos de características proporcionan una descripción multidimensional y complementaria de la textura superficial de un material. Los estadísticos de intensidad capturan el estado global de cobertura de la superficie, el LBP describe la distribución de microestructuras locales y la GLCM cuantifica las relaciones espaciales entre zonas de distinto brillo a diferentes escalas.

Tabla 4: Tabla resumen GLCM (Haralick, 1973)

Propiedad	Formula	Interpretación
Contraste	$\sum_{i,j} (i - j)^2 p(i, j)$	Mide la magnitud de las diferencias de brillo entre píxeles vecinos. Alto en superficies con bordes marcados entre zonas claras y oscuras.
Homogeneidad	$\sum_{i,j} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2}$	Mide la similitud entre píxeles vecinos. Aumenta cuando los niveles de brillo adyacentes son parecidos entre sí.
Energía	$\sum_{i,j} p(i, j)^2$	Cuantifica la regularidad y repetitividad de la textura. Alta en superficies con patrones ordenados y uniformes.
Correlación	$\sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$	Indica si el brillo de un píxel puede predecirse a partir del de sus vecinos. Alta en texturas con estructura espacial ordenada.

Donde $p(i, j)$ es la probabilidad conjunta de que dos píxeles separados por la distancia d y el ángulo θ tengan niveles de grises i y j respectivamente, y $\mu_i, \mu_j, \sigma_i, \sigma_j$ son las medias y desviaciones estándar marginales de la matriz GLCM. (Haralick, 1973)

2.10.4. Complementarios

Los descriptores complementarios capturan propiedades geométricas, estructurales y espectrales de la textura no cubiertas por los grupos anteriores.

La densidad de bordes se obtiene mediante el filtro de Sobel, que calcula el gradiente de intensidad en las direcciones horizontal y vertical, produciendo una medida de cuántos bordes abruptos existen por unidad de área (Gonzalez, 2018).

La dimensión fractal estima la complejidad geométrica de la textura mediante el método de conteo de cajas. Superficies con texturas más irregulares y auto-similares a distintas escalas presentan dimensiones fractales más altas.

Los descriptores de granulometría morfológica cuantifican la distribución de tamaños de las estructuras presentes en la imagen mediante operaciones de apertura morfológica a distintas escalas. Cada escala elimina progresivamente las estructuras más pequeñas y la energía residual refleja qué proporción de la textura corresponde a estructuras de ese tamaño (Gonzalez, 2018).

El histograma de gradientes orientados (HOG) describe la distribución de las orientaciones de los bordes en la imagen. A diferencia de la densidad de bordes, el HOG registra en qué direcciones se orientan esos bordes, capturando la isotropía o anisotropía de la textura superficial.

La energía espectral en frecuencias altas (FFT) cuantifica qué fracción de la energía de la imagen se concentra en componentes de alta frecuencia, correspondientes a variaciones rápidas de brillo asociadas a superficies rugosas o con bordes marcados (Gonzalez, 2018).

La integración de estas cuatro familias de descriptores (estadísticos, LBP, GLCM y complementarios) proporciona una caracterización robusta de la superficie del material. Al cuantificar métricas que van desde la microestructura local del *prill* hasta la distribución geométrica global de la mezcla, se captura la totalidad de la información visual disponible. Esta cobertura integral asegura que el modelo de clasificación posterior cuente con la varianza matemática necesaria para discriminar entre las distintas proporciones de emulsión de forma precisa.

2.11. Herramientas estadísticas para el análisis de características

Antes de construir un modelo predictivo sobre un conjunto de variables, es habitual realizar un análisis exploratorio que permita entender cuáles de esas variables son informativas respecto a la variable de interés, con qué intensidad discriminan entre las clases del problema y en qué medida son redundantes entre sí. Para este propósito se emplean herramientas estadísticas univariadas que evalúan cada variable de forma independiente frente a los grupos de interés, e indicadores de solapamiento que cuantifican directamente la superposición entre distribuciones de clases adyacentes.

2.11.1. Eta cuadrado (η^2)

El coeficiente η^2 cuantifica la proporción de varianza de una característica que es explicada por la variable de agrupación (Cohen, 1988). Se define como:

$$\eta^2 = \frac{SS_{entre}}{SS_{total}}$$

donde SS_{entre} es la suma de cuadrados entre grupos y SS_{total} es la varianza total de la variable. Toma valores en $[0, 1]$, donde 0 indica que la variable no aporta información sobre la clase y 1 indica que la explica completamente. A diferencia del estadístico F del análisis de varianza, el η^2 es invariante al tamaño muestral, lo que permite comparar el poder discriminante entre variables independientemente del número de observaciones disponibles.

2.11.2. Coeficiente de Superposición (OVL)

El Coeficiente de Superposición cuantifica el área compartida bajo las curvas de densidad de probabilidad de dos distribuciones (Weitzman, 1970):

$$OVL = \int \min(f_1(x), f_2(x)) dx$$

donde f_1 y f_2 son las funciones de densidad de cada clase, estimadas en la práctica mediante estimación por núcleo (KDE). El OVL toma valores en $[0, 1]$, donde 0 indica separación perfecta entre distribuciones y 1 indica distribuciones completamente superpuestas. A diferencia del η^2 , el OVL mide directamente la fracción del espacio de valores compartida entre dos clases, proporcionando una cuantificación intuitiva de la dificultad de

clasificación univariada: un OVL elevado indica que ningún umbral puede separar las clases sin cometer errores en la fracción de valores solapados.

2.11.3. Correlación de Pearson

El coeficiente de correlación de Pearson mide la asociación lineal entre dos variables continuas, tomando valores en $[-1, 1]$. Se utiliza en el análisis exploratorio para identificar pares de características redundantes que capturan información similar, lo que permite comprender la estructura interna del pool de descriptores y evaluar la complementariedad entre familias de características.

2.12. Modelos estadísticos

2.12.1. Análisis Discriminante Lineal (LDA)

El Análisis Discriminante Lineal es un método supervisado de clasificación y reducción de dimensionalidad que busca proyecciones lineales del espacio de características que maximicen la separabilidad entre clases. Formalmente, LDA maximiza el cociente entre la dispersión inter-clase y la dispersión intra-clase, criterio conocido como el de Fisher (Fisher, 1936). La solución produce $K-1$ funciones discriminantes ordenadas por su contribución a la separación total entre grupos, donde K es el número de clases. La proporción de separación explicada por cada función se denomina varianza discriminante y es importante distinguirla de la exactitud del clasificador: la varianza discriminante mide la separación entre los centros de cada clase, mientras que la exactitud depende además del solapamiento entre las distribuciones completas. Por tanto una varianza discriminante acumulada del 100% no implica exactitud perfecta, ya que los errores ocurren donde las distribuciones de clases adyacentes se superponen.

Los supuestos del modelo son tres: que los datos de cada clase siguen una distribución gaussiana multivariada, que las matrices de covarianza de todas las clases son iguales (homocedasticidad), y que las observaciones son independientes entre sí. En la práctica, LDA es robusto a desviaciones moderadas de estos supuestos, especialmente cuando el tamaño de muestra es suficiente (McLachlan, 2004). La clasificación de una nueva observación se realiza asignándola a la clase cuya función discriminante produce el mayor valor, lo que geométricamente equivale a asignarla a la región del espacio delimitada por fronteras de decisión lineales. El modelo es particularmente apropiado en problemas donde la relación entre las características y la variable respuesta es predominantemente lineal (Hastie, 2009).

2.12.2. Validación cruzada y validación cruzada anidada

La validación cruzada de k pliegues (*k-fold cross-validation*) es un procedimiento de evaluación que estima el error de generalización de un modelo sin sacrificar datos de entrenamiento. El conjunto de datos se divide aleatoriamente en k subconjuntos de igual tamaño; en cada iteración, uno actúa como conjunto de prueba y los $k - 1$ restantes como conjunto de entrenamiento. La métrica de desempeño final es el promedio sobre los k pliegues, lo que produce una estimación más estable que una única partición

entrenamiento-prueba, especialmente cuando el tamaño del dataset es moderado (Kohavi, 1995).

Una extensión de este esquema es la validación cruzada anidada (*nested cross-validation*), que incorpora dos niveles concéntricos. El nivel externo produce los pliegues de evaluación y el nivel interno ejecuta las etapas de optimización del modelo — como selección de características o ajuste de hiperparámetros — íntegramente dentro de cada partición de entrenamiento. Esta estructura permite verificar que la estimación de desempeño no esté influenciada por las decisiones tomadas durante la construcción del modelo (Cawley & Talbot, 2010).

CAPITULO III

3. Metodología

Se describe a continuación la metodología empleada para la síntesis de agentes de tronadura, la elaboración de mezclas de ANFO pesado en distintas proporciones y el posterior análisis de sus texturas superficiales mediante técnicas de visión computacional. Este procedimiento busca estandarizar la captura de imágenes y su preprocesamiento para la correcta clasificación de las muestras.

3.1. Materiales, equipos y reactivos

3.1.1. Materiales

- Termómetro (0 a 100°C).
- 6 placas Petri 100x15mm.
- 6 vasos precipitado de 250 ml.
- 3 vasos precipitados de 1000 ml.
- Densímetro 1,3 a 1,4 g/ml.
- Espátula de acero.
- Matraz Erlenmeyer de 500 ml.
- Probeta graduada 100 ml.

3.1.2. Equipos

- Balanza.

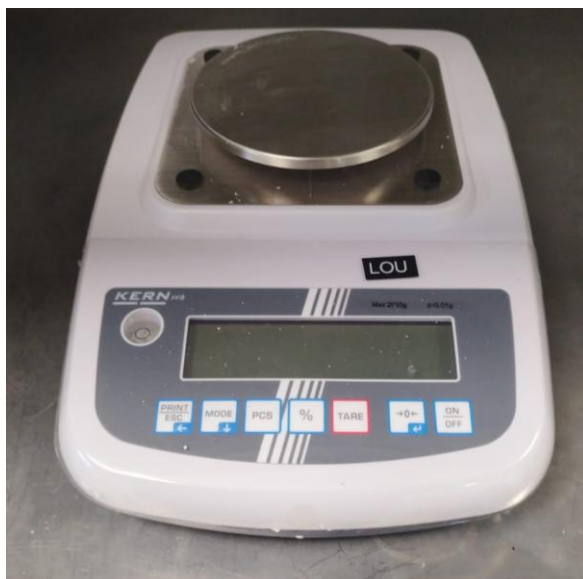


Figura 3: Balanza digital capacidad 2 kg

- Mezclador mecánico.



Figura 4: Agitador mecánico

- Camara fotográfica (dispositivo móvil con captura de imágenes).
- Placa calefactora con agitación magnética.



Figura 5: Placa calefactora con agitación mecánica

3.1.3. Insumos y reactivos.

- Nitrato de amonio.
- Agua destilada.
- Diesel de uso comercial.
- Emulsionante (Span 80).
- Detergente desengrasante.

3.2. Síntesis de Agente tronadura base

La preparación de las muestras para el posterior análisis computacional requiere la síntesis previa de sus dos componentes fundamentales: una fase sólida porosa (ANFO) y una emulsión de tipo agua en aceite (W/O). Se adjunta la Figura 6 la cual describe de forma reducida la estructura del procedimiento.

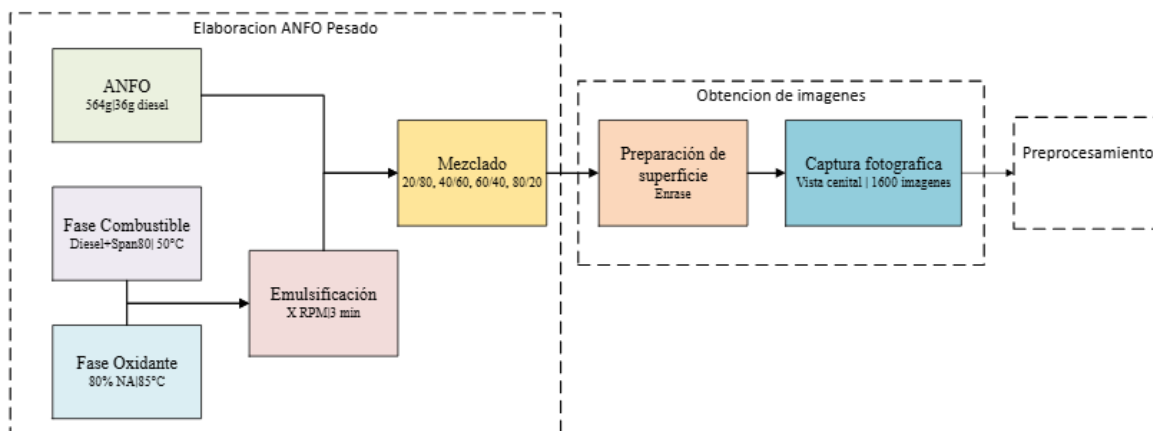


Figura 6: Diagrama de flujo general de procedimiento en laboratorio

3.2.1. Elaboración de fase solida (ANFO)

Para la preparación del 600 g de ANFO, se pesan 564 g de nitrato de amonio en un vaso precipitado de 1000 ml y se vierten 36 g de diésel directamente sobre los prills.

Tabla 5: Composición másica del ANFO

Componente	Masa (g)	Porcentaje en masa (%)
Nitrato de amonio (prills)	564	94,0
Petróleo diésel	36	6,0
Total	600	100,0

La mezcla se homogeneiza agitando el vaso manualmente mediante movimientos de rotación y volteo durante un mínimo de dos minutos. Esta técnica facilita la adsorción del hidrocarburo minimizando el daño mecánico estructural. El procedimiento de mezclado concluye al constatar una coloración superficial uniforme.

Finalmente, el recipiente se sella con papel film y se deja reposar a temperatura ambiente para estabilizar la mezcla y prevenir la exudación del combustible.

3.2.2. Síntesis de emulsión

La emulsión base corresponde a un sistema disperso tipo agua en aceite (W/O). En esta configuración, la solución acuosa oxidante se encuentra encapsulada como microgotas dentro de una fase oleosa continua (combustible).

Dado que ambos fluidos son inmiscibles y presentan alta tensión interfacial, la mezcla es termodinámicamente inestable. Su estabilidad temporal depende de dos variables operativas: la dosificación de un agente emulsionante para reducir la energía libre en la interfase, y la aplicación de un alto esfuerzo de corte durante el mezclado (Dack, 1987). Este trabajo mecánico fragmenta la fase acuosa en gotas micrométricas, previniendo la coalescencia, la floculación y la separación de las fases.

3.2.2.1. Preparación de fase acuosa oxidante

Para conformar la solución oxidante, se prepara un licor concentrado que aporta el oxígeno al balance químico de la mezcla. Se pesan 470 g de nitrato de amonio y se combinan con 470 ml de agua destilada en un vaso precipitado de 1000 ml.

Tabla 6: Composición másica emulsión

Componente	Fase	Masa (g)	Porcentaje en masa (%)
Nitrato de amonio	Acuosa Oxidante	470	46,5
Agua destilada		470	46,5
Petróleo diésel	Oleosa Combustible	45	4,5
Span 80		15	1,5
Total		1.000	100,0

Dado que la disolución del nitrato de amonio en agua es un proceso endotérmico, se requiere suministrar calor continuo al sistema para lograr la disolución. Para ello, el matraz se ubica sobre una placa calefactora con agitación magnética.

Las proporciones másicas utilizadas generan una solución con una concentración cercana al 80%, la cual se encontraría sobresaturada a temperatura ambiente. La Tabla 7 detalla la variación de la solubilidad del nitrato de amonio en agua en función de la temperatura, mientras que en la Figura 7 es visible el punto bajo las condiciones a ejecutar

Tabla 7: Solubilidad del nitrato de amonio en agua en función de la temperatura. (Millipore, s.f.)

Temperatura (°C)	Concentración de saturación (% p/p)
0	54,23
20	65,24
40	73,89
60	80,58
80	85,92
100	90,91

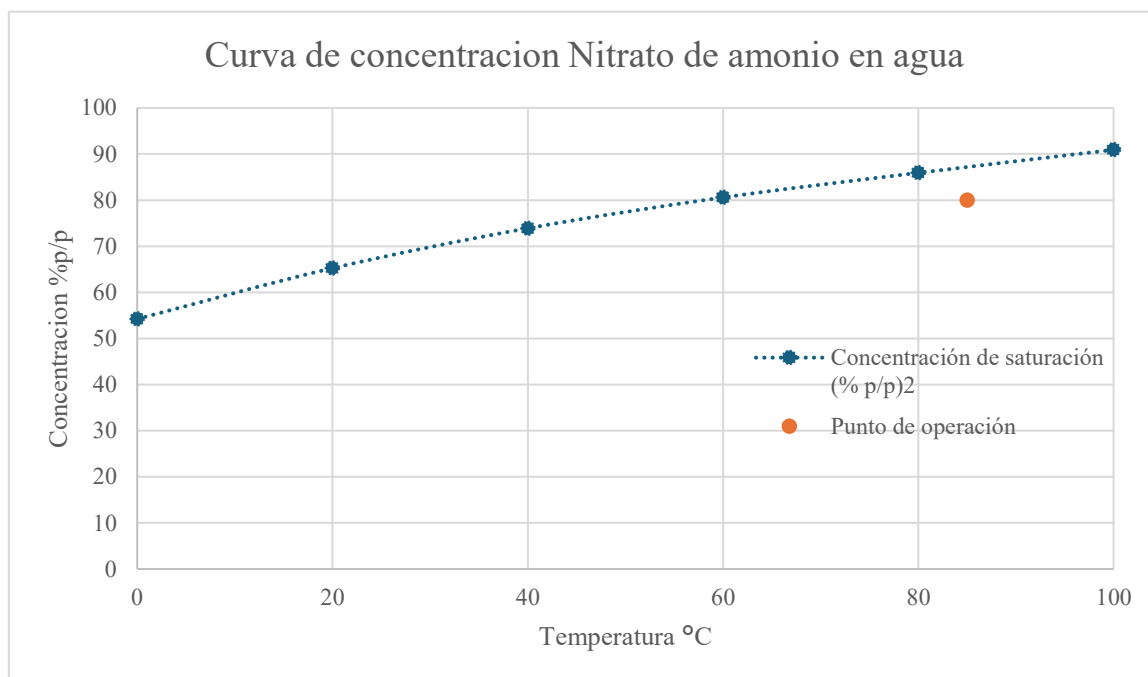


Figura 7: Curva de concentración Nitrato de amonio en agua

El calentamiento del sistema se fija en 85 °C para asegurar la transición a fase líquida y establecer un margen de seguridad sobre la temperatura límite de cristalización (Zhang Y. &., 2022). Este umbral térmico se mantiene constante antes y durante el mezclado con la fase oleosa.

Posteriormente, se mide la densidad de la solución en caliente con un densímetro y se registra su temperatura. Ambas variables empíricas permiten estimar la concentración final de la mezcla para validar el balance de masa antes de la emulsificación.

3.2.2.2. Preparación de fase oleosa combustible

En paralelo a la estabilización del licor, se prepara la fase oleosa. En un vaso precipitado de 1000 ml se vierten 45 g de diésel comercial y 15 g de Span 80 (monooleato de sorbitán). Esta sobredosificación operativa asegura la total cobertura durante el cizalle.

La mezcla se estabiliza a 50 °C sobre una placa calefactora con agitación magnética moderada. Este acondicionamiento térmico disminuye la viscosidad para facilitar la solubilización del emulsionante y reduce el gradiente térmico respecto al licor oxidante (85 °C), previniendo el enfriamiento brusco y la cristalización prematura del nitrato de amonio durante la integración.

3.2.2.3. Proceso de emulsificación

El vaso precipitado con la fase oleosa a 50 °C se fija en el mezclador mecánico. Se inicia la agitación a 600 Hz para generar un vórtice central estable, evitando el atrapamiento de aire durante la incorporación de la solución de nitrato (Al-Sabagh et al., 2017).

La fase acuosa a 85 °C se vierte sobre el centro del vórtice de forma continua y a caudal constante. Esta dosificación previene la saturación del medio dispersante y la inversión de fases, permitiendo la estabilización del emulsionante en la interfase. Véase Figura 8.



Figura 8: Proceso de emulsificación (real)

Finalizada la adición, la velocidad del mezclador se incrementa a 1500 Hz. Este régimen de alto esfuerzo de corte (cizalle) fractura las gotas acuosas hasta tamaños micrométricos, para alcanzar la estabilidad estructural y la reología característica de la emulsión (Wang, 1994).

La agitación se mantiene entre 2 y 3 minutos para refinar la dispersión y evitar la degradación térmica del emulsionante por fricción fluida. Posteriormente, se detiene el equipo y la emulsión reposa a temperatura ambiente. El enfriamiento natural incrementa la viscosidad del sistema hasta su consistencia final, inmovilizando la estructura interfacial y previniendo la coalescencia.

3.3. Preparación de mezclas de ANFO pesado

Se preparan mezclas bifásicas de ANFO pesado mediante la integración física de la emulsión y el ANFO. En este sistema, la emulsión ocupa los vacíos intersticiales entre los prills, incrementando la densidad global.

El diseño experimental contempla cuatro proporciones másicas de Emulsión/ANFO: 20/80, 40/60, 60/40 y 80/20. Adicionalmente, se incluyen dos muestras de control con los componentes puros (100% emulsión y 100% ANFO), totalizando seis configuraciones para el entrenamiento y validación del algoritmo. Véase Tabla 8.

Tabla 8: Muestras ANFO/Emulsión

Emulsión/ANFO	Emulsión[g]	ANFO[g]
0/100	0	100
20/80	20	80
40/60	40	60
60/40	60	40
80/20	80	20
100/0	100	0

La preparación se realiza en vasos precipitados de 250 ml, elaborando lotes de 100 g para cada proporción mediante las siguientes etapas:

3.3.1. Dosificación de fases

La emulsión se deposita en el centro del vaso precipitado utilizando una espátula, evitando el contacto con las paredes laterales dadas sus propiedades viscoadherentes. Esta disposición previene la formación de zonas muertas y el aislamiento de los prills en el fondo del recipiente durante el mezclado.

Posteriormente, se tara la balanza y se vierte el ANFO de forma centralizada sobre la fase viscosa. Finalmente, se verifica que la masa del sistema alcance los 100 g estipulados por muestra antes de proceder a la integración mecánica.

3.3.2. Integración de mezclado

La integración de las fases se realiza manualmente con una espátula de acero inoxidable. Se aplican movimientos envolventes desde las paredes y el fondo hacia el centro del recipiente para superar el esfuerzo de fluencia de la emulsión y recubrir los prills.

Durante la manipulación, se debe minimizar la compresión y la fricción contra el vidrio para evitar la trituration del nitrato de amonio (ISEE, 2011). La preservación de su estructura friable (Nobel., 2020) es fundamental, ya que la generación de finos alteraría la curva granulométrica y, en consecuencia, la textura superficial que evaluará el algoritmo.

El procedimiento concluye al observar una distribución homogénea, evidenciada por la ausencia de emulsión aislada y prills sin recubrir.

3.3.3. Trasvasije

La mezcla se trasvasija a placas Petri de vidrio de 100x15 mm. Para asentar el material y eliminar el aire atrapado, se aplica una vibración leve en la base de la placa. Posteriormente, se nivela la superficie al ras del borde superior utilizando una espátula metálica recta.

Este paso asegura un plano focal constante y minimiza la proyección de sombras durante la captura fotográfica, garantizando que el algoritmo evalúe exclusivamente la textura

estructural de la mezcla y no alteraciones de la superficie inducidas por la manipulación manual. Véase Figura 9 y Figura 10.

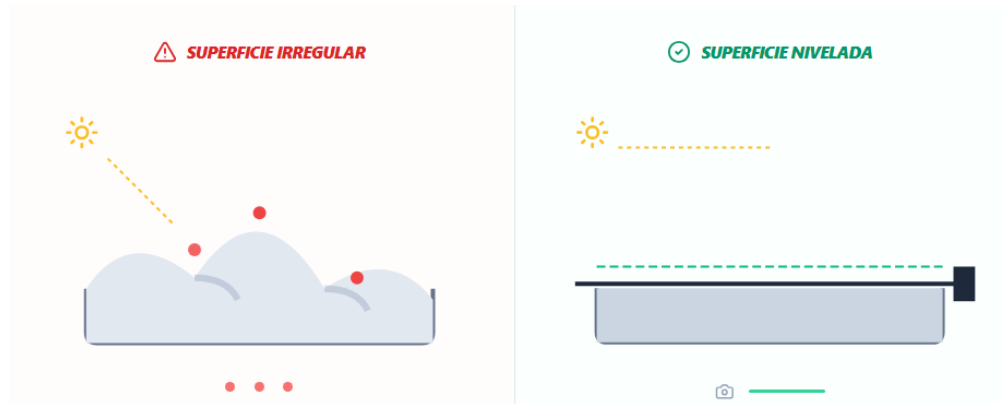


Figura 9: Comparativa superficie de placa Petri (Elaboración propia)

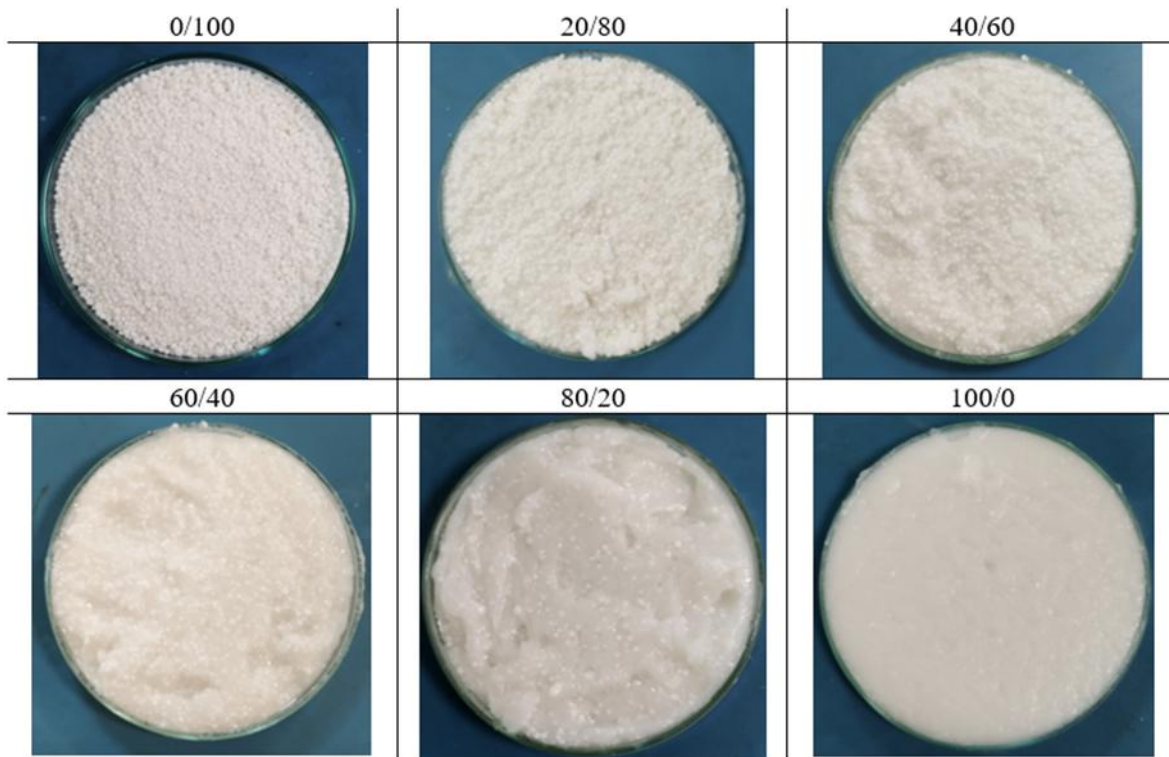


Figura 10: Grilla comparativa ANFO pesado

3.4. Captura fotográfica

3.4.1. Condiciones de captura

Las imágenes fueron adquiridas en condiciones de laboratorio bajo iluminación artificial fija provista por la propia sala, sin fuentes de luz natural ni iluminación suplementaria adicional. La muestra se dispuso sobre un fondo de color azul uniforme con el fin de maximizar el contraste visual entre el material y el sustrato. La captura se realizó en vista cenital, posicionando la cámara perpendicularmente a la superficie de la placa Petri, de

modo que la imagen resultante corresponde a una proyección plana de la textura superficial de la mezcla.

3.4.2. Protocolo de adquisición de imágenes

Para cada concentración de emulsión evaluada, las cuales son: 0/100, 20/80, 40/60, 60/40, 80/20 y 100/0, se realizaron tandas de entre 10 y 15 fotografías por placa Petri. Entre capturas consecutivas se aplicaron dos tipos de perturbación al material: redistribución manual de la superficie con espátula y rotación de la placa Petri. Este procedimiento tuvo por objetivo aumentar la variabilidad dentro de una misma clase del conjunto de datos, reduciendo el riesgo de sobreajuste a una disposición particular del material. Véase Figura 11.



Figura 11: Formato de captura de imagen

3.5. Procesamiento de imágenes

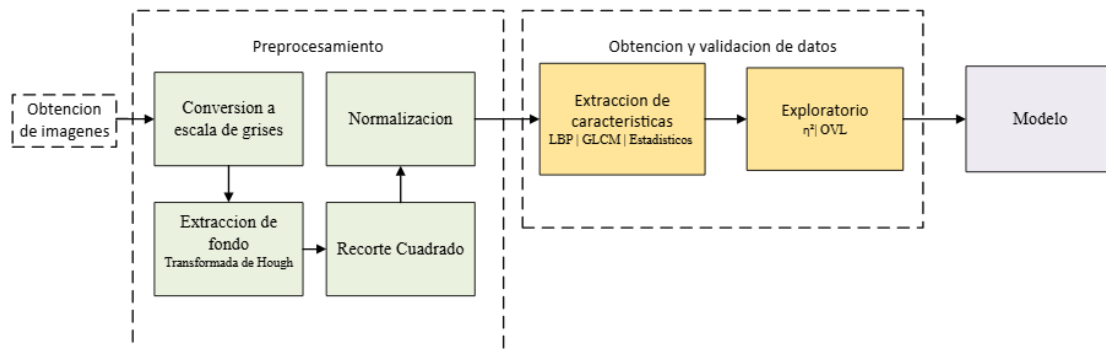


Figura 12:Diagrama de flujo general procedimiento computacional

3.5.1. Preprocesamiento y restricción de datos

El preprocesamiento de las 1.275 fotografías se programó en Python. La biblioteca OpenCV ejecutó las operaciones de acondicionamiento de las imágenes. Sus funciones se utilizaron para convertir las fotografías a escala de grises, detectar el contorno circular de la placa Petri mediante la Transformada de Hough y realizar el recorte de la región de interés para el análisis posterior.

Antes de procesar las imágenes, cada fotografía fue convertida a escala de grises y suavizada para reducir el ruido visual, facilitando la detección posterior del contorno de la placa. Las imágenes fueron descartadas automáticamente bajo dos criterios: que el algoritmo no lograra detectar ningún contorno circular, o que el círculo detectado tocara los bordes de la fotografía, indicando que la placa no estaba completamente visible.

3.5.2. Segmentación y enmarcado circular

La detección del contorno de la placa se realizó de forma automática mediante la Transformada de Hough Circular. Una vez identificado el círculo, se aplicó un margen de seguridad para excluir el borde del recipiente, obteniendo así una región circular centrada en el contenido de la placa.



Figura 13: Ejemplo extracción de fondo

3.5.3. Normalización del recorte cuadrado

Sobre la región circular obtenida se extrajo una región cuadrada centrada en la placa, utilizando el 75% del radio detectado como referencia para descartar las zonas periféricas donde suelen aparecer sombras y reflexiones del vidrio. La imagen final fue guardada en escala de grises en formato PNG para preservar la información de textura sin pérdidas por compresión.

Adicionalmente, sobre el recorte cuadrado obtenido se aplicó una normalización de histograma por percentil antes de proceder a la extracción de características. Esta operación estira el rango de intensidades de cada imagen de forma que el percentil 2 corresponda a 0 y el percentil 98 corresponda a 255, corrigiendo variaciones globales de exposición entre sesiones fotográficas sin alterar las relaciones relativas de brillo dentro de la imagen. Al

operar sobre el recorte ya segmentado, la normalización actúa exclusivamente sobre la región de la muestra, evitando que el fondo o el borde del recipiente influyan en el ajuste.

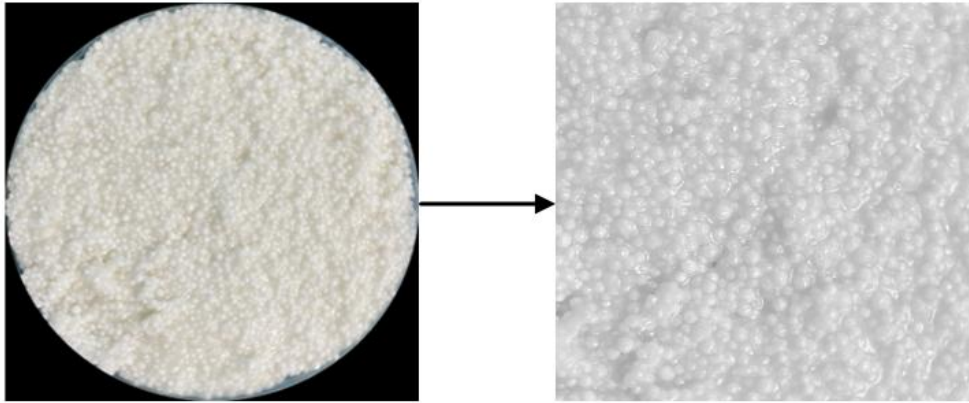


Figura 14: Ejemplo de recorte cuadrado

3.6. Extracción de características

La extracción del vector de características se realizó usando funciones de scikit-image. Scikit-image calculó los descriptores de textura estadísticos (GLCM y LBP), ya que provee algoritmos directos para evaluar distancias y ángulos entre píxeles.

A partir de cada imagen preprocesada se extrajo un vector de 50 características numéricas que describen la textura superficial de la mezcla. El proceso de extracción opera íntegramente en escala de grises sobre la región cuadrada inscrita obtenida en la etapa anterior. Las características se organizan en cuatro grupos: estadísticos de intensidad, patrones binarios locales (LBP), propiedades GLCM a tres escalas, y descriptores complementarios.

3.6.1. Estadísticos de intensidad

Se calcularon cuatro momentos estadísticos sobre el histograma de niveles de grises de la imagen preprocesada: la media de intensidad, la desviación estándar, la asimetría y la curtosis. Se incluyó además la fracción de área ocupada por la fase sólida, estimada mediante segmentación por umbral de brillo sobre la imagen normalizada.

3.6.2. Patrones Binarios Locales (LBP)

Se aplicó el operador LBP con radio $R = 3$ y $P = 24$ puntos de muestreo en la variante uniforme. Se extrajeron los 26 bins completos del histograma resultante, desde patrones de cero transiciones hasta patrones de máxima complejidad, junto con `lbp_uniform_0` como alias del bin de cero transiciones, totalizando 27 entradas LBP en el vector de características. La variante uniforme reduce el número de patrones distintos reteniendo únicamente los que tienen como máximo dos transiciones de brillo, que corresponden a las microestructuras más frecuentes y estables en superficies de materiales granulares.

3.6.3. Matriz de Co-ocurrencia de Niveles de Grises (GLCM)

Las propiedades GLCM se calcularon cuantizando la imagen a 32 niveles de grises sobre cuatro ángulos (0° , 45° , 90° y 135°), promediando los resultados para obtener descriptores invariantes a la orientación de la muestra en la fotografía, propiedad relevante dado que la placa Petri era rotada deliberadamente entre capturas. El cálculo se realizó a tres distancias espaciales: $d = 5$, $d = 15$ y $d = 30$ píxeles, véase Figura 15. Se extrajeron las cuatro propiedades estadísticas descritas en la Sección 2.10, resultando en 12 características GLCM distribuidas en las tres escalas.

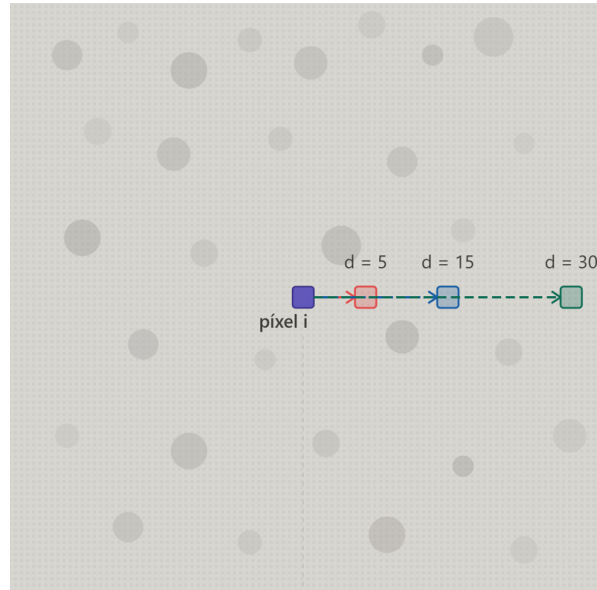


Figura 15: Extracción de características a 3 distancias (Elaboración propia)

3.6.4. Descriptores Complementarios

Se calcularon seis descriptores adicionales. La densidad de bordes se obtuvo mediante el filtro de Sobel sobre la imagen normalizada. La dimensión fractal se estimó por el método de conteo de cajas sobre la imagen binarizada. La granulometría morfológica se calculó a dos escalas, $k = 3$ y $k = 7$ píxeles, mediante operaciones de erosión progresiva. El descriptor HOG se resumió en un único valor escalar. La energía espectral de alta frecuencia se obtuvo a partir de la transformada de Fourier bidimensional, integrando la potencia espectral en la banda de altas frecuencias.

La

Tabla 9 resume las 50 características extraídas con su grupo y parámetros de cálculo.

Tabla 9: Características extraídas

Nº	Característica	Grupo
1	Media de intensidad	Estadístico
2	Desviación estándar de intensidad	Estadístico
3	Asimetría	Estadístico
4	Curtosis	Estadístico
5–31	Bins LBP 0-25	LBP
32	Bin LBP uniforme (0 transiciones)	LBP
33-35	Homogeneidad d=5, 15 y 30	GLCM
36-38	Contraste d=5, 15 y 30	GLCM
39-41	Energía d=5, 15 y 30	GLCM
42-44	Correlación d=5, 15 y 30	GLCM
45	Densidad de bordes	Complementario
46	Dimensión fractal	Complementario
47-48	Granulometría morfológica k=3 y 7	Complementario
49	Suma HOG	Complementario
50	Energía espectral alta frecuencia	Complementario

3.7. Análisis de características

Como paso previo a la construcción del clasificador, se realizó un análisis exploratorio del pool de 50 características con el objetivo de comprender su comportamiento individual y colectivo respecto a la variable de concentración. Este análisis permite caracterizar la naturaleza del problema y fundamentar la elección del clasificador multivariado.

3.7.1. Poder discriminante

Se calculó el coeficiente η^2 por par adyacente para cada una de las 50 características. Para cada par se reportan el η^2 medio de las 50 características, el η^2 máximo disponible y la característica que lo alcanza.

3.7.2. Solapamiento entre distribuciones

Se calculó el Coeficiente de Superposición (OVL) entre las distribuciones de cada par de concentraciones adyacentes para las 50 características. El OVL cuantifica qué fracción del rango de valores de dos clases es compartida entre ellas, tomando valores entre 0 (sin solapamiento) y 1 (distribuciones idénticas). Se reporta el valor promedio de las 50 características por par adyacente y el valor de la característica de mayor η^2 par como referencia.

3.7.3. Dependencias entre características

Se calculó la correlación de Pearson entre todos los pares posibles de las 50 características extraídas. Los resultados se representan mediante una matriz de burbujas donde el área de cada burbuja es proporcional al valor absoluto de la correlación y el color distingue el signo.

3.8. Construcción y validación del clasificador

Se construyó un clasificador de Análisis Discriminante Lineal (LDA) sobre el pool completo de 50 características extraídas. El LDA busca las combinaciones lineales de las variables que maximizan la separación entre los grupos de concentración, estimando los parámetros del modelo a partir de las matrices de covarianza interna y entre grupos. Con seis clases de concentración el modelo produce cinco componentes discriminantes.

El rendimiento del clasificador se estimó mediante validación cruzada de diez pliegues. En cada iteración nueve décimas partes de los datos se utilizaron para ajustar el modelo y la décima parte restante para evaluarlo, garantizando que cada muestra fue evaluada exactamente una vez sin haber participado en el entrenamiento de ese pliegue. Este procedimiento se repitió diez veces rotando el pliegue de evaluación, y la exactitud final se obtuvo como promedio de los diez valores.

Como verificación adicional de la robustez de la estimación, se aplicó validación cruzada anidada con cinco pliegues externos y diez pliegues internos. En este esquema el ajuste del modelo y su evaluación ocurren sobre particiones estrictamente separadas, garantizando que ninguna muestra participa simultáneamente en el entrenamiento y en la evaluación del pliegue externo correspondiente

4. Análisis de resultados

4.1. Análisis de características extraídas

Las siguientes subsecciones caracterizan el pool de 50 descriptores desde dos perspectivas complementarias: el poder discriminante por par de concentraciones adyacentes y el grado de solapamiento entre distribuciones. Los resultados se integran en una tabla resumen que relaciona ambos indicadores con el rendimiento empírico del clasificador.

4.1.1. Poder discriminante

La Figura 16 presenta el η^2 medio del pool de 50 características para cada par de concentraciones adyacentes. El poder discriminante varía entre fronteras: el par 40%–60% presenta el valor más bajo con η^2 medio = 0,175, mientras que el par 60%–80% alcanza el valor más alto con η^2 medio = 0,454. Esta variación de 2,6 veces entre el par con menor y mayor señal promedio indica que el pool no discrimina con la misma eficacia todas las transiciones del gradiente de concentración.

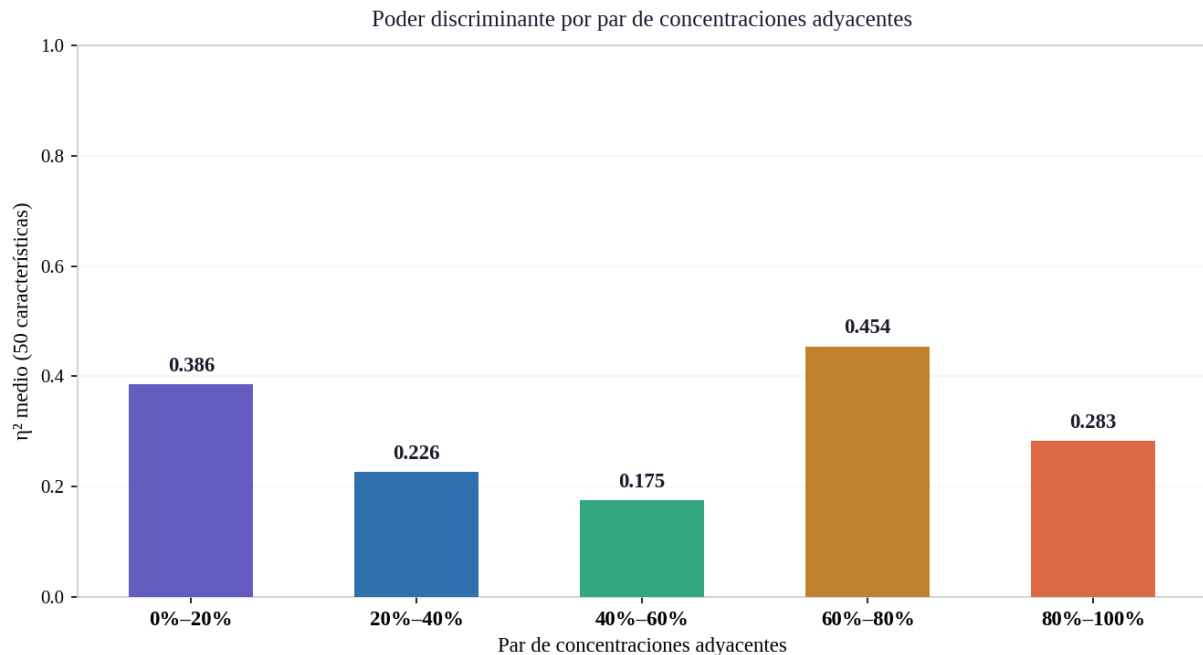


Figura 16: Poder discriminante por par de concentraciones adyacentes

4.1.2. Patrones de variación con la concentración

Las Figura 17 a Figura 20 muestran las distribuciones de cuatro características seleccionadas para ilustrar el comportamiento del pool: lbp_bin_22 y lbp_bin_24, los dos descriptores LBP de mayor poder discriminante promedio; homogeneity_d15, el descriptor GLCM de mayor poder discriminante y líder del par 60%–80%; y contrast_d30, representante de los descriptores de contraste. En los cuatro casos las distribuciones

presentan un patrón monótono con la concentración de emulsión, coherente con el proceso físico de recubrimiento progresivo de los prills: a mayor concentración la superficie se homogeniza y la distribución de intensidad se desplaza hacia valores más bajos, mientras el contraste entre granos disminuye. Sin embargo, las distribuciones de concentraciones adyacentes en el rango intermedio muestran solapamiento visible, anticipando la dificultad de clasificación univariada que el análisis de OVL cuantifica en la sección siguiente.

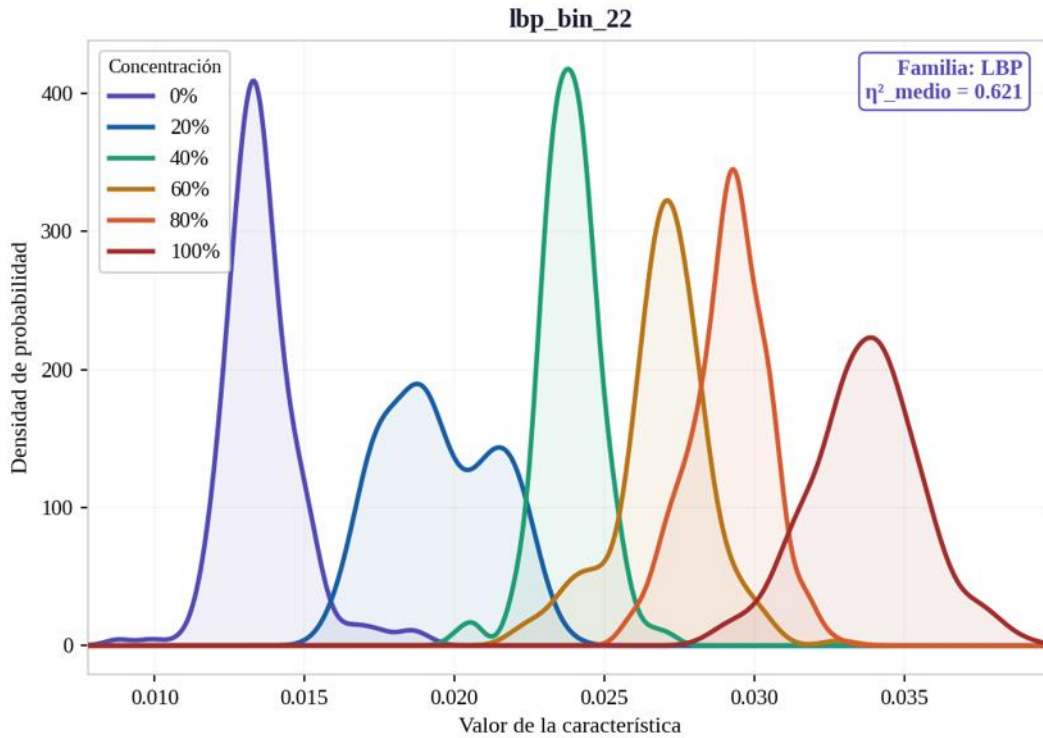


Figura 17: Distribución LBP Bin 22

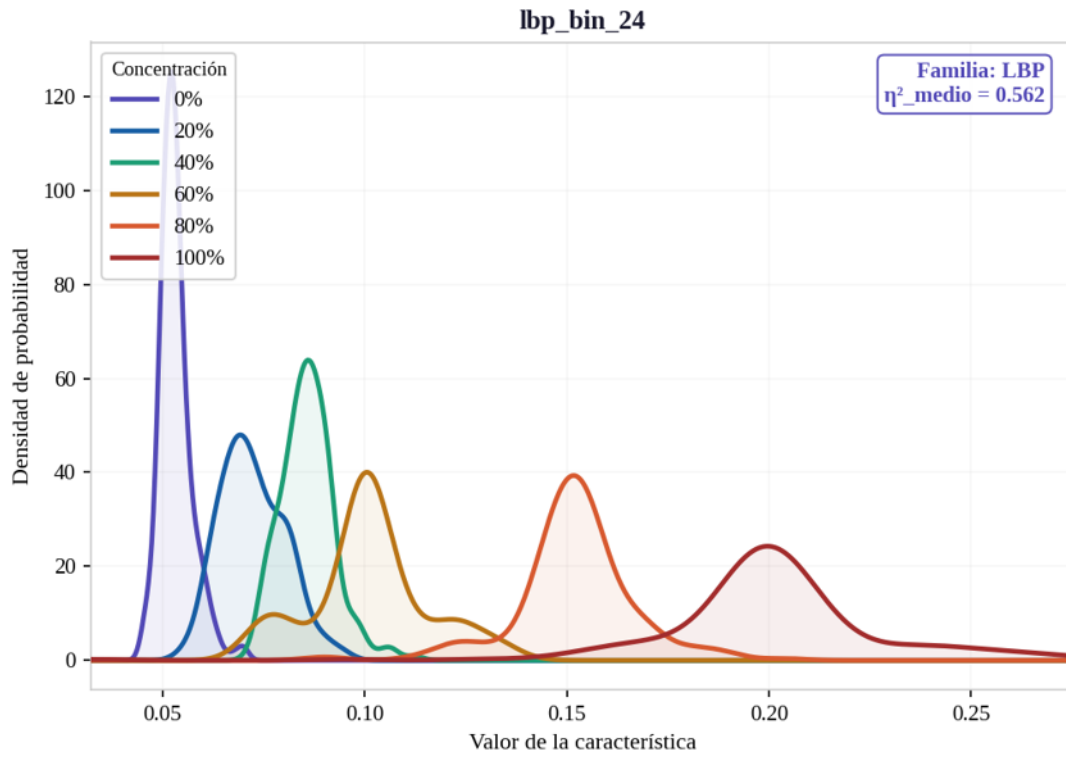


Figura 18: Distribución LBP Bin 24

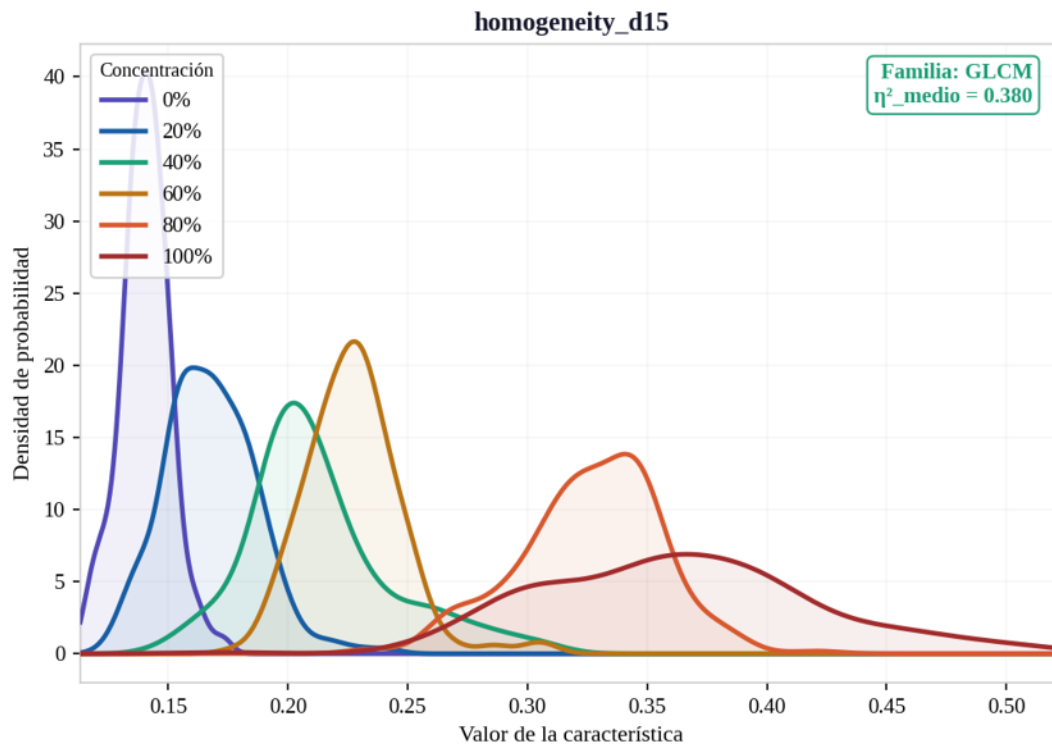


Figura 19 Distribución Homogeneity d15

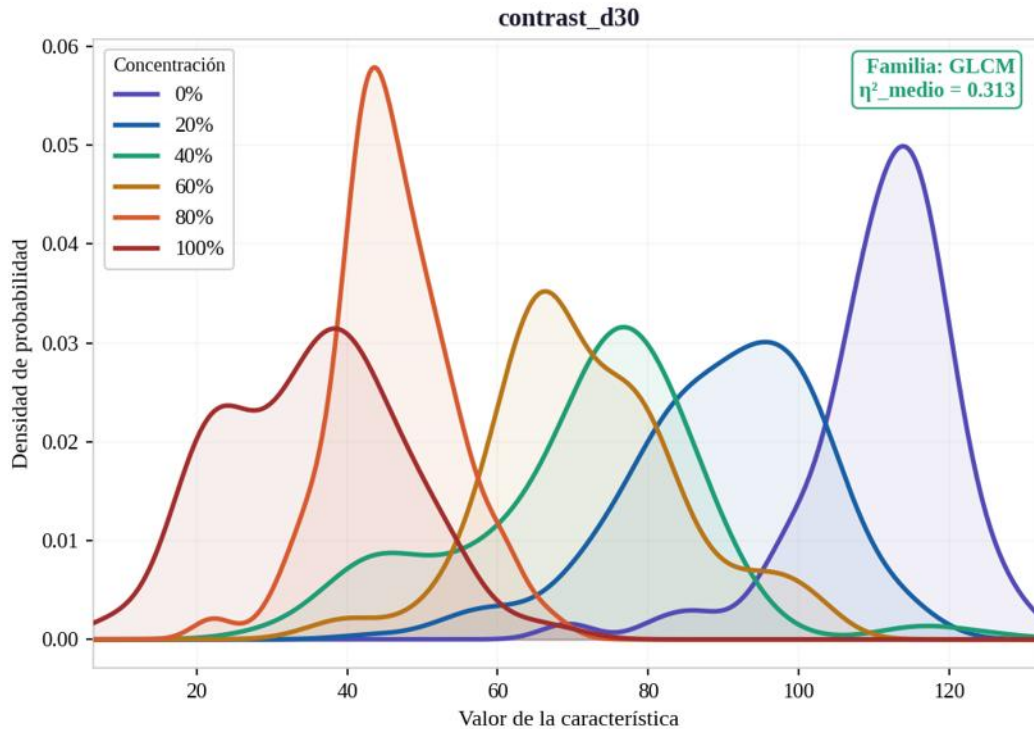


Figura 20 Distribución Contrast d30

4.1.3. Solapamiento entre distribuciones

La Figura 21 presenta el OVL medio del pool de 50 características para cada par de concentraciones adyacentes. Los valores oscilan entre 34,0% para el par 60%–80% y 60,8% para el par 40%–60%.

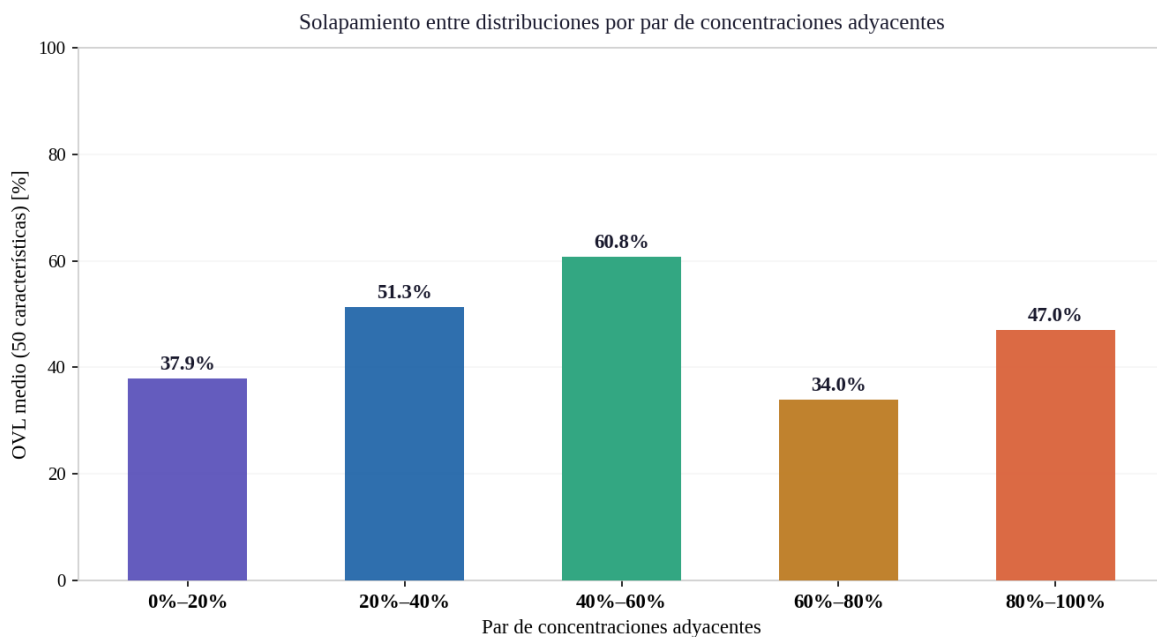


Figura 21: Solapamiento medio entre distribuciones por par adyacentes

4.1.4. Dependencia entre características

La Figura 22 presenta la correlación de Pearson media entre las cuatro familias de descriptores del pool de 50 características. Los valores de la diagonal reflejan la cohesión interna de cada familia. GLCM y Estadístico presentan los valores más altos con 0,76 y 0,73 respectivamente. LBP presenta una cohesión de 0,61 y Complementario la menor con 0,54.

Las correlaciones entre familias distintas oscilan entre 0,33 y 0,48, correspondiente a correlación moderada según (Cohen, 1988), y son en todos los casos inferiores a la cohesión interna de cada familia. Esto confirma que las cuatro familias aportan información parcialmente independiente entre sí.

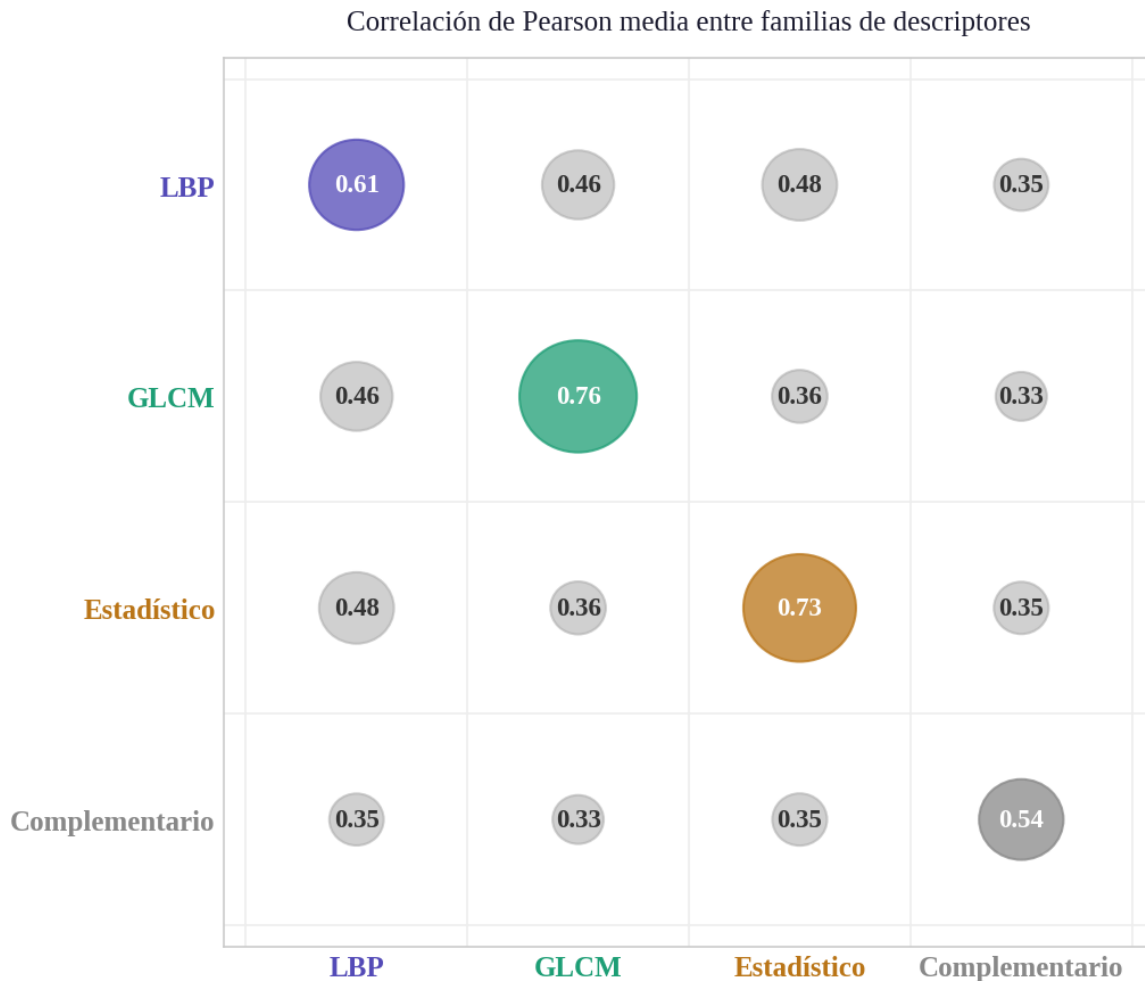


Figura 22: Matriz de burbujas Correlación Pearson

Tabla 10: Tabla resumen pares adyacentes

Par	η^2 medio	OVL medio
0%–20%	0,386	37,9%
20%–40%	0,226	51,3%
40%–60%	0,175	60,8%
60%–80%	0,454	34,0%
80%–100%	0,284	47,0%

4.2. Desempeño del clasificador

El clasificador LDA ajustado sobre el pool completo de 50 características alcanza una exactitud de 98,98% estimado por validación cruzada de diez pliegues sobre las 1.275 muestras, cometiendo 13 errores en total.

La Figura 23 presenta la varianza explicada por cada uno de los cinco componentes discriminantes. El primer componente (LD1) concentra el 78,6% de la separación total entre las seis clases, lo que indica que una sola dirección en el espacio de 50 características captura la mayor parte de las diferencias entre concentraciones. Las dos primeras funciones discriminantes acumulan el 95,0% de la separación total, siendo las tres restantes marginales.

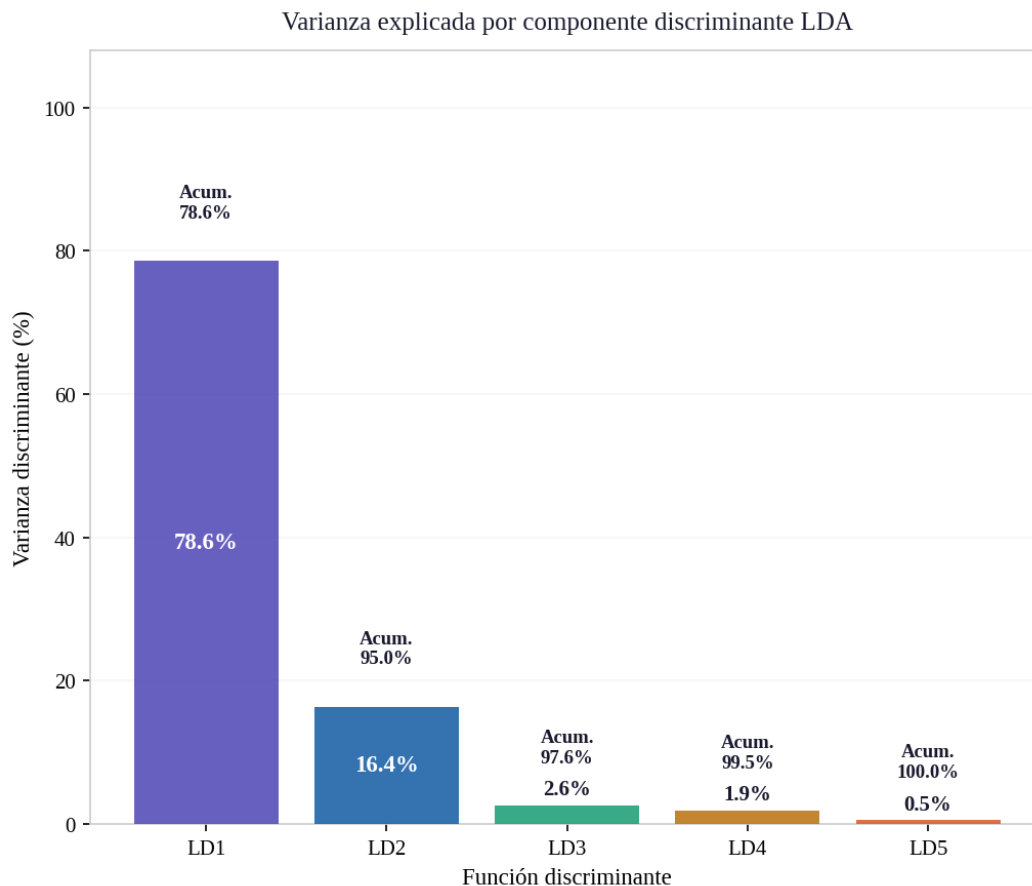


Figura 23: Varianza explicada por discriminante LDA

La Figura 24 presenta la distribución de las 1.275 muestras proyectadas sobre el primer componente discriminante LD1. El 78,6% de la varianza discriminante concentrada en este componente se traduce visualmente en seis distribuciones ordenadas de forma monótona a lo largo del eje, con separación prácticamente completa entre los extremos del gradiente y solapamiento únicamente entre clases adyacentes en el rango intermedio.

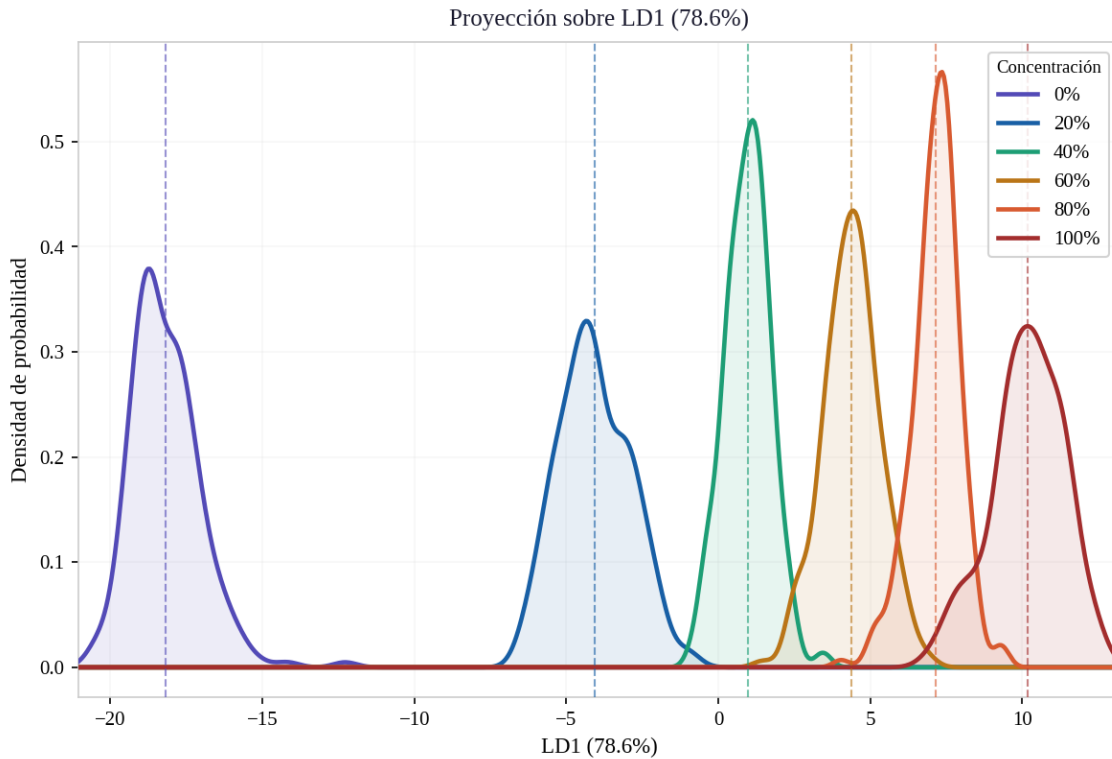


Figura 24: Proyección LD1

La Figura 25 presenta la proyección de las 1.275 muestras en el plano definido por LD1 y LD2. Las seis nubes de puntos se ordenan de forma monótona a lo largo de LD1 con la concentración de emulsión, con solapamiento visible únicamente entre clases adyacentes en el rango intermedio del gradiente.

Plantilla de Memoria

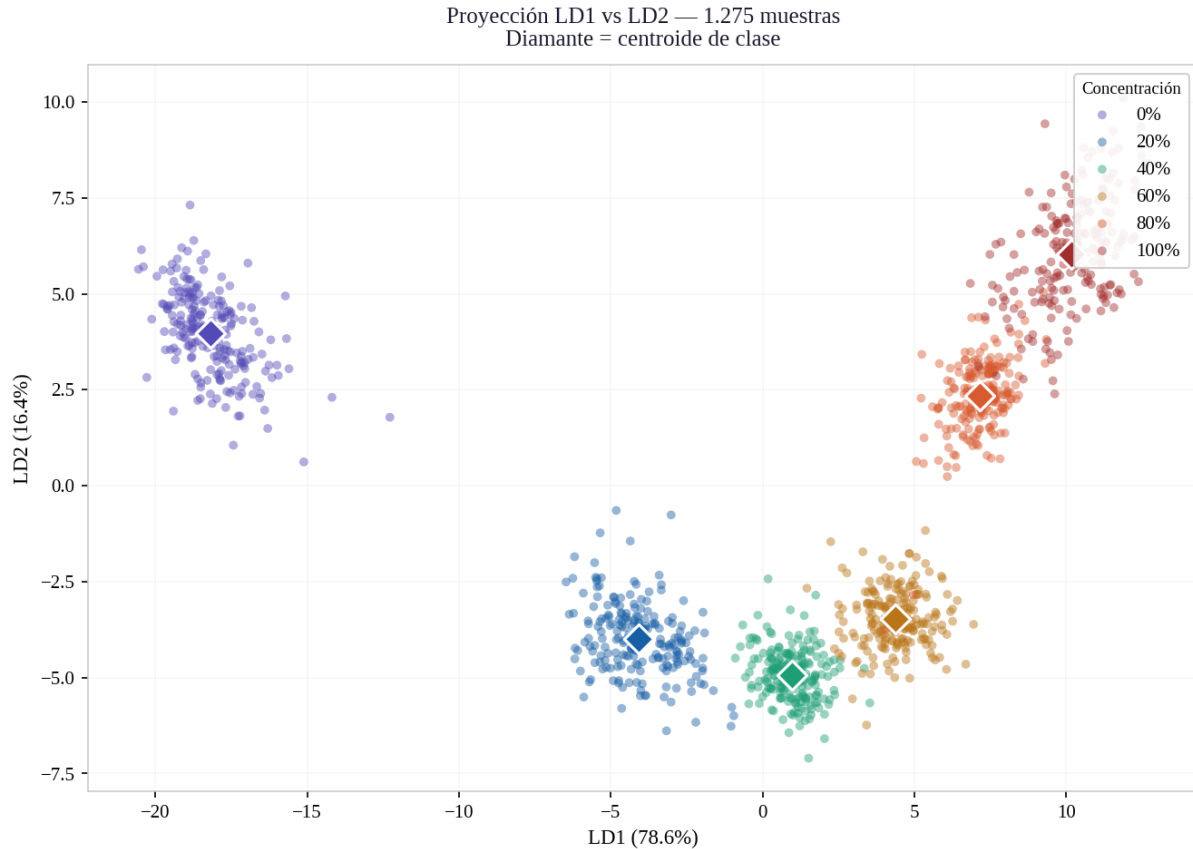


Figura 25: Proyección LD1 vs LD2

La Figura 26 presenta los errores de clasificación por clase. La concentración 0% no registra ningún error (sensibilidad = 100,0%). Las concentraciones 20%, 80% y 100% registran 2 errores cada una, y la concentración 40% registra 3 errores, todas con sensibilidad superior al 98,6%. La concentración 60% concentra el mayor número de errores con 4 (sensibilidad = 98,1%).

Plantilla de Memoria

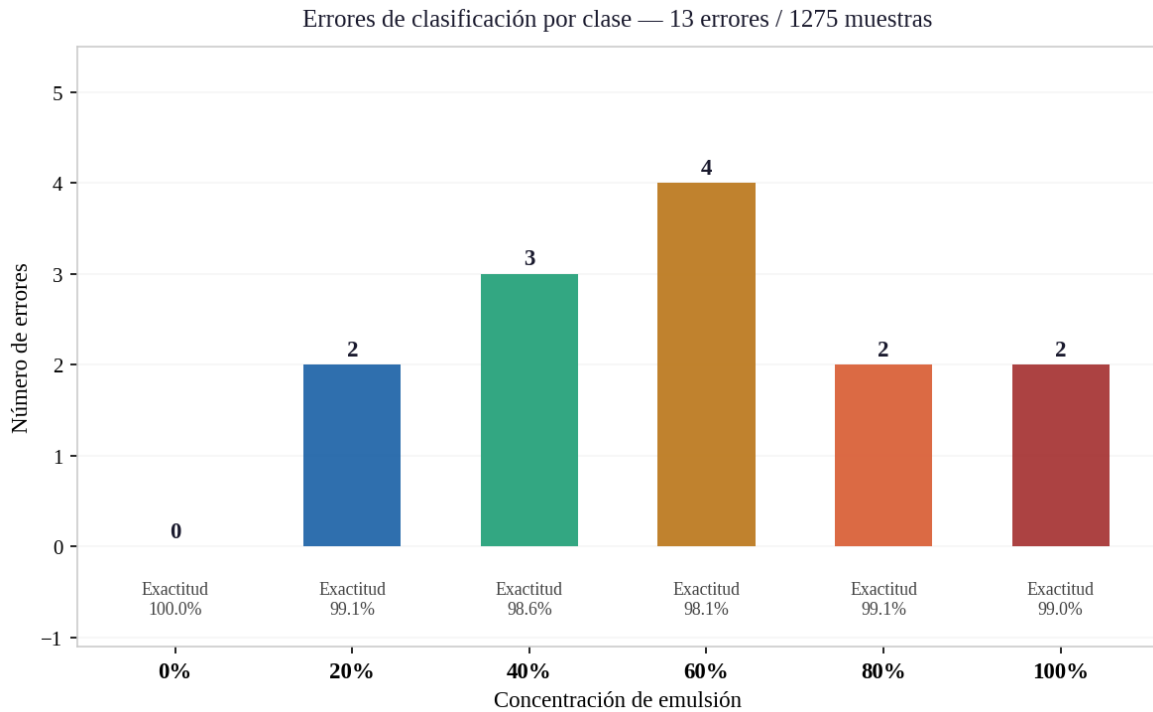


Figura 26: Errores de clasificación por clase

La Figura 27 detalla la distribución de aciertos y errores por clase. Los 13 errores totales corresponden a confusiones entre clases adyacentes exclusivamente, resultado coherente con el solapamiento entre distribuciones de clases contiguas identificado en el análisis exploratorio, concentrando sus errores en el par 40-60.

Plantilla de Memoria

Matriz de confusión — CV-10

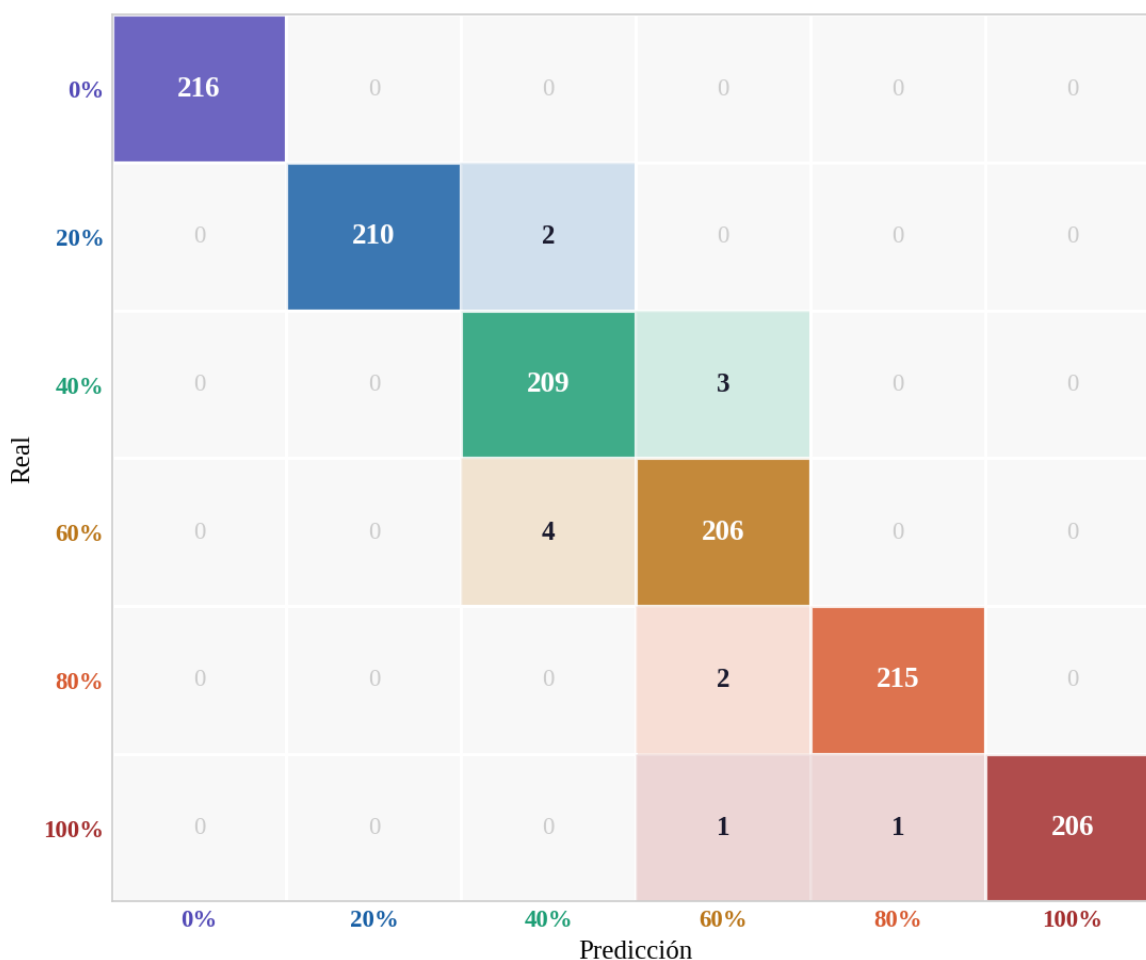


Figura 27: Matriz de confusión LDA

4.2.1. Robustez del modelo

La validación cruzada anidada evalúa la robustez de la estimación del desempeño garantizando que el ajuste del modelo y su evaluación ocurran siempre sobre particiones distintas de los datos. Con cinco pliegues externos y diez pliegues internos, este esquema produce una exactitud de $98,94\% \pm 0,13$ puntos porcentuales, con valores entre $98,73\%$ y $99,12\%$ en los distintos pliegues de evaluación. La diferencia de $0,04$ puntos porcentuales respecto al resultado de la validación cruzada simple ($98,98\%$) es inferior a la variabilidad entre pliegues, lo que indica que el modelo generaliza de forma estable a datos no vistos y que la estimación de su desempeño no está inflada por el proceso de validación.

5. Conclusiones

5.1. Conclusiones

Se prepararon y caracterizaron muestras de ANFO Pesado en seis concentraciones de emulsión (0/100, 20/80, 40/60, 60/40, 80/20 y 100/0), siguiendo un protocolo estandarizado de síntesis que incluye la preparación de la solución oxidante, la fase oleosa y la emulsificación mediante agitación mecánica. El protocolo garantizó la reproducibilidad de las muestras y la trazabilidad de cada concentración evaluada. Se diseñó e implementó un sistema de adquisición de imágenes bajo condiciones controladas de iluminación artificial fija y captura cenital, con preprocesamiento automático mediante conversión a escala de grises, segmentación circular por Transformada de Hough y normalización de histograma por percentil, obteniendo 1.275 imágenes estandarizadas distribuidas en las seis concentraciones evaluadas.

El pool de 50 características extraídas — combinando estadísticos de intensidad, patrones binarios locales y propiedades GLCM a tres escalas — captura los cambios que ocurren en la superficie de la mezcla a medida que la emulsión recubre los prills de nitrato de amonio. El análisis exploratorio reveló que el poder discriminante no es uniforme entre fronteras del gradiente de concentración: el η^2 medio del pool varía entre 0,175 para el par 40%–60% y 0,454 para el par 60%–80%, con solapamiento promedio entre distribuciones de clases adyacentes de 46,2% sobre el conjunto completo de características y pares. Este solapamiento es una propiedad estructural del problema independiente de la selección de descriptores.

El clasificador LDA entrenado sobre las 1.275 imágenes alcanzó una exactitud del 98,98% mediante validación cruzada de diez pliegues, cometiendo 13 errores en total. La validación cruzada anidada confirmó este resultado con $98,94\% \pm 0,13$ puntos porcentuales, descartando sobreajuste al conjunto de entrenamiento. La primera función discriminante concentra el 78,6% de la varianza discriminante, confirmando que el problema tiene estructura predominantemente lineal en el espacio multivariante de 50 características.

Los errores del clasificador se concentran en el par 40%–60% con 7 errores, coherente con ser la frontera de menor señal promedio disponible en el pool (η^2 medio = 0,175) y mayor solapamiento entre distribuciones (OVL medio = 60,8%).

La restricción del pool a las características de mayor poder discriminante elevaría el η^2 medio y reduciría el OVL medio al excluir descriptores con señal débil. Sin embargo, el solapamiento en los pares más difíciles persiste independientemente del subconjunto seleccionado, la exactitud del clasificador disminuye al perder información complementaria entre descriptores, y la selección de características basada en una única sesión de captura no garantiza que el subconjunto identificado sea robusto ante variaciones de condiciones de adquisición.

Los resultados validan la hipótesis central del trabajo: la concentración de emulsión en el ANFO Pesado puede estimarse mediante el análisis de textura superficial con visión computacional.

5.2. Recomendaciones

La principal limitación del sistema desarrollado es su evaluación exclusiva bajo condiciones fotográficas controladas de laboratorio. Como paso prioritario para el despliegue en terreno se recomienda realizar una validación con muestras de ANFO Pesado producido en condiciones reales de operación minera, evaluando la estabilidad de los descriptores de textura ante variaciones de iluminación ambiente, temperatura y dispositivos de captura. Esta validación permitirá determinar si el modelo requiere reentrenamiento con datos de terreno o si es suficiente implementar un esquema de normalización de imágenes para compensar las diferencias entre condiciones de captura. En este contexto, se recomienda además evaluar el uso de un fondo oscuro que aumente el contraste entre la muestra y el entorno, facilitando la segmentación automática y reduciendo la sensibilidad del preprocesamiento a variaciones de iluminación propias del ambiente de terreno.

Respecto al conjunto de características, se recomienda explorar métodos de selección que determinen el subconjunto mínimo con exactitud equivalente al pool completo, con miras a simplificar el pipeline y facilitar su implementación en dispositivos de bajo cómputo. La restricción del pool a las características de mayor poder discriminante reduciría el solapamiento medio entre distribuciones, aunque análisis preliminares indican que el solapamiento en los pares de concentración más similares persiste independientemente del subconjunto seleccionado.

Futuros trabajos podrían complementar la caracterización de las muestras midiendo propiedades físicas como densidad y viscosidad, correlacionando los descriptores de textura con propiedades directamente relevantes para el desempeño de tronadura. Asimismo, se recomienda documentar las dificultades encontradas en la estabilización de la emulsión a distintas concentraciones durante la síntesis en laboratorio, como referencia para trabajos posteriores. Finalmente, el clasificador podría extenderse hacia modelos de regresión que traten la concentración como variable continua, aumentando la resolución del sistema de control de calidad más allá de los seis niveles discretos evaluados.

Referencias

- Banco Central de Chile. (2025). *Indicadores Macroeconómicos: Cuentas Nacionales y Balanza Comercial*. Obtenido de Banco Central de Chile.
- Bex, L. (1983). Heavy ANFO blends: A new concept in bulk blasting. *CIM Bulletin (Canadian Institute of Mining and Metallurgy)*.
- Cawley, G., & Talbot, N. (2010). On Over-fitting in Model Selection and Subsequent Selection Bias in Performance Evaluation. *Journal of Machine Learning Research*, 11, 2079–2107.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences 2nd edition*. Lawrence Erlbaum Associates.
- Comisión Chilena del Cobre. (2024). *Proyección del consumo de energía eléctrica en la minería del cobre 2024-2034*. Ministerio de Minería, Gobierno de Chile.
- Cooper, P. W. (1996). *Explosives Engineering*. Wiley-VCH: New York, NY, USA.
- Czarnecki, M. K., & Warchoń, D. (2021). Improving ANFO: Effect of Additives and Ammonium Nitrate Morphology on Detonation Parameters. *Materials*.
- Dack, S. W. (1987).
- Diaz, D. H. (2020). Raman spectroscopy for detection of ammonium nitrate as an explosive precursor used in improvised explosive devices. *Spectrochimica Acta Part A*.
- Duda, R. O. (1972). Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Communications of the ACM*.
- Duda, R., Hart, P., & Stork, D. (2001). *Pattern Classification (2nd ed.)*. Wiley-Interscience.
- Fernández de la Mora, A. e. (2023). Handheld NIR spectroscopy for identification of ammonium nitrate-based explosives. *Talanta*.
- Fisher, R. (1936). The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. *Annals of Eugenics*, 7(2), 179–188.
- Geankoplis, C. J. (2003). *Procesos de Transporte y Operaciones Unitarias*. México: Compañía Editorial Continental.
- Gonzalez, R. C. (2018). *Digital Image Processing (4th ed.)*. Pearson.
- Hamouchene, I. A. (2014). Texture segmentation and matching using LBP operator and GLCM matrix. *Springer, Studies in Computational Intelligence vol. 542*.
- Haralick, R. M. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*.
- Hastie, T. (2009). *The Elements of Statistical Learning (2nd ed.)*.

- Hustrulid, W. (1999). *Principles for Open Pit Mining*. Rotterdam, Países Bajos: A.A. Balkema.
- Hustrulid, W. A. (1999). *Blasting Principles for Open Pit Mining (Vols. 1–2)*. A.A. Balkema.
- ISEE, I. S. (2011). *Blasters' Handbook (18th ed.)*. Cleveland, OH: ISEE.
- Kabwe, E. (2018). Velocity of detonation measurement and fragmentation analysis to evaluate blasting efficacy. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*.
- Kern, D. Q. (1999). *Procesos de Transferencia de Calor*. McGraw Hill.
- Kohavi, R. (1995). A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection. *Proceedings of IJCAI*, 14(2), 1137–1145.
- Lima Logrado, L. P. (2025). Assessment of handheld Raman spectroscopy for forensic analysis of dark-colored bulk explosive fuel–oxidizer mixtures. *Journal of Forensic Sciences*.
- López Jimeno, e. a. (1994). *Manual de perforación y voladura de rocas*. Madrid, España: Instituto Tecnológico GeoMinero de España (ITGE).
- Maerz, N. H. (1999). Case studies using the WipFrag image analysis system. FRAGBLAST 5, Montreal.
- Maerz, N. H. (1999). WipFrag System II — Online Fragmentation Analysis. FRAGBLAST 6, Johannesburg.
- McKee, D. J. (2013). *Understanding Mine to Mill*. Brisbane, Australia: Julius Kruttschnitt Mineral Research Centre (JKMRC).
- McLachlan, G. (2004). *Discriminant Analysis and Statistical Pattern Recognition*.
- Mesec, J. Ž. (2015). In-hole velocity of detonation (VOD) measurements as a framework for the selection type of explosive. *International Journal of Mining Science and Technology*.
- Millipore, M. (s.f.). Obtenido de Solubility table of compounds in water at temperature.: <https://www.merckmillipore.com/CI/fr/support/calculators-and-apps/solubility-table-compounds-water-temperature>
- Morrell, S. (2004). Predicting the specific energy required for size reduction of related hard rock ores. *Minerals Engineering*.
- Mott, R. L. (2006). *Mecanica de Fluidos*. Pearson Prentice Hall.
- Nobel., D. (2020). *Technical Data Sheet: Industrial Grade Ammonium Nitrate Prills*.

- Ojala, T. P. (1994). Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions. 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, Jerusalem.
- Plusmining. (24 de Febrero de 2025). *Chile's share in the global copper market drops from 30% to 24% in a decade*. Plusmining. Obtenido de Plusmining: <https://plusmining.com/en/2025/02/24>
- Prasad, G. G. (2023). A study of dimensionality reduction in GLCM feature-based classification of machined surface images. *Arabian Journal for Science and Engineering*.
- QMR Blasting Analysis. (2023). *Bulk Explosive Analyser v10.1 — Operation Manual*. Queensland Magnetic Research Pty Ltd.
- Towler, G. (2013). *Chemical engineering design : principles, practice and economics of plant and process design*. Butterworth-Heinemann.
- Treybal, R. E. (1988). *Operaciones de Tr sferencia de Masa*. McGraw-Hill.
- USGS. (2024). *Mineral Commodity Summaries 2024*. U.S. Geological Survey.
- Wang, X. (1994). Rheological Properties and Stability of Emulsion Explosive Matrix. *Journal of Energetic Materials*.
- Wills, B. A., & Finch, J. A. (2015). *Wills' Mineral Processing Technology: An Introduction to the Practical Aspects of Ore Treatment and Mineral Recovery*. Oxford, UK: Butterworth-Heinemann.
- Yunus A. Cengel, A. J. (s.f.). *Transferencia de Calor y Masa*. Mc Graw Hill.
- Zapata, F. F.-G.-R. (2018). Interpreting the near infrared region of explosives. *Spectrochimica Acta Part A*.
- Zhang, X., & Sun, G. (2021). Effect of Emulsifier on the Performance of Emulsion Explosives. *Propellants, Explosives, Pyrotechnics*.
- Zhang, Y. &. (2022). Mechanisms of stability and instability of ammonium nitrate emulsion explosives. *International Journal of Mining Science and Technology*.

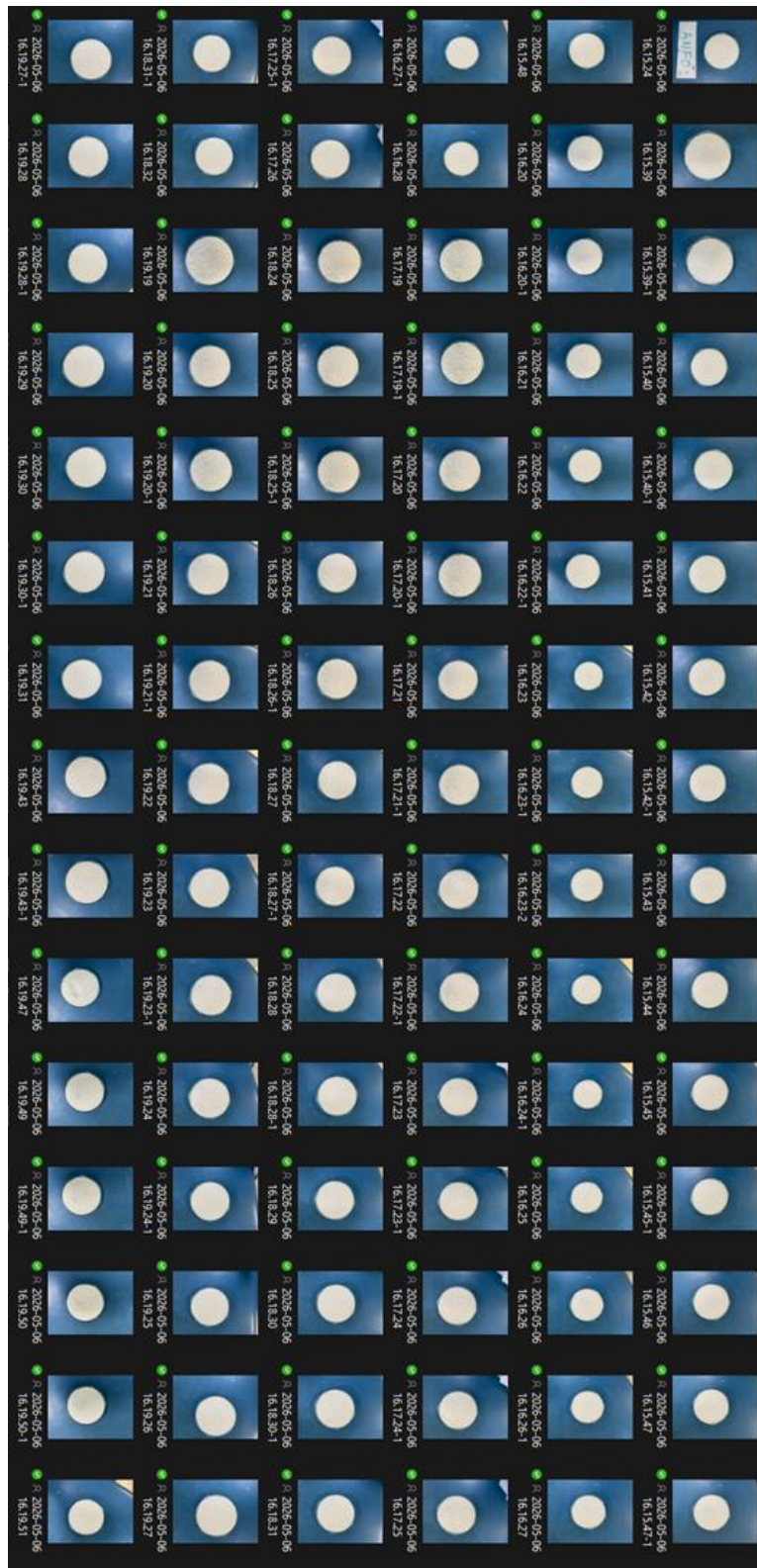


Figura 28: Galeria imágenes 0/100

Plantilla de Memoria

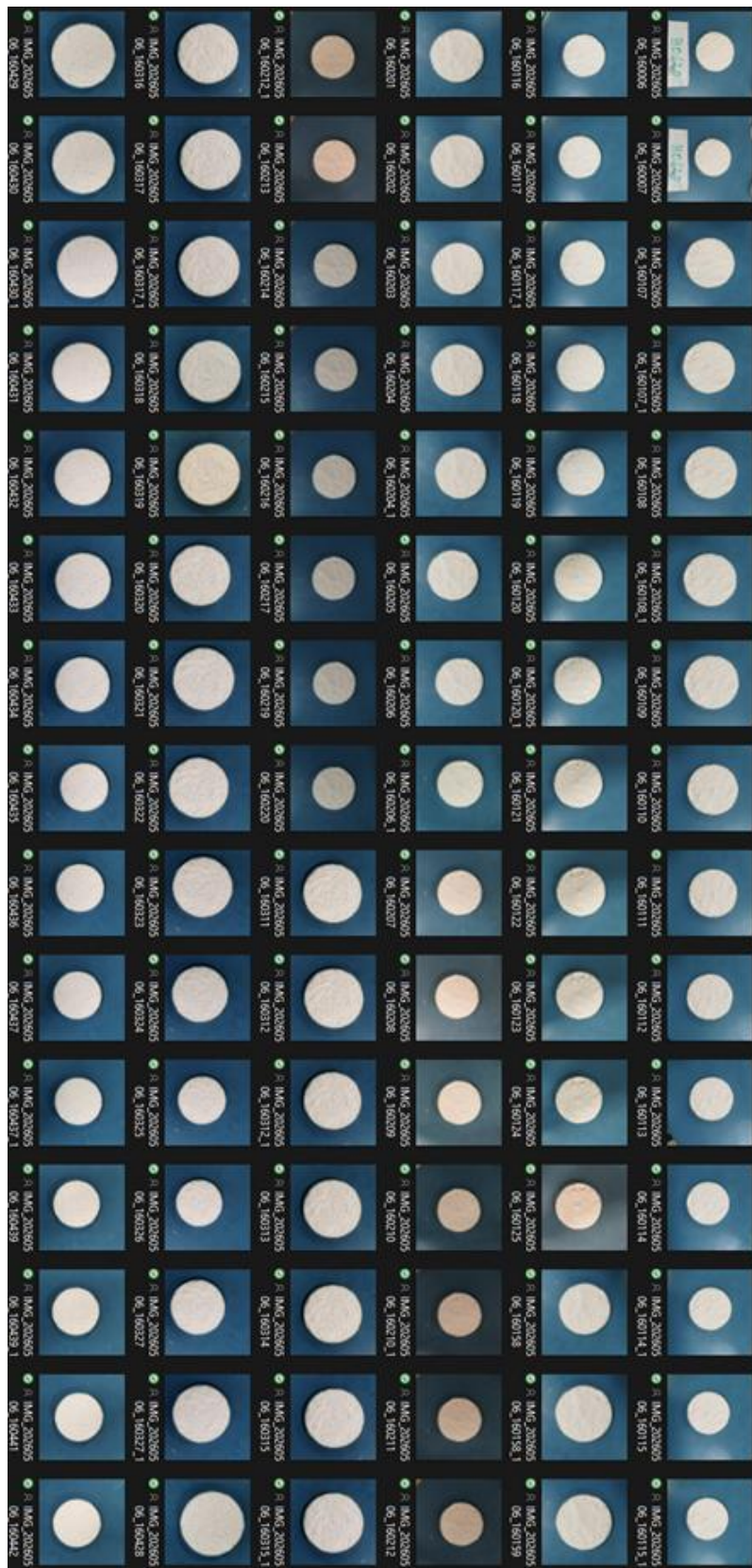


Figura 29: Galeria imágenes 20/80



Figura 30: Galeria imágenes 40/60

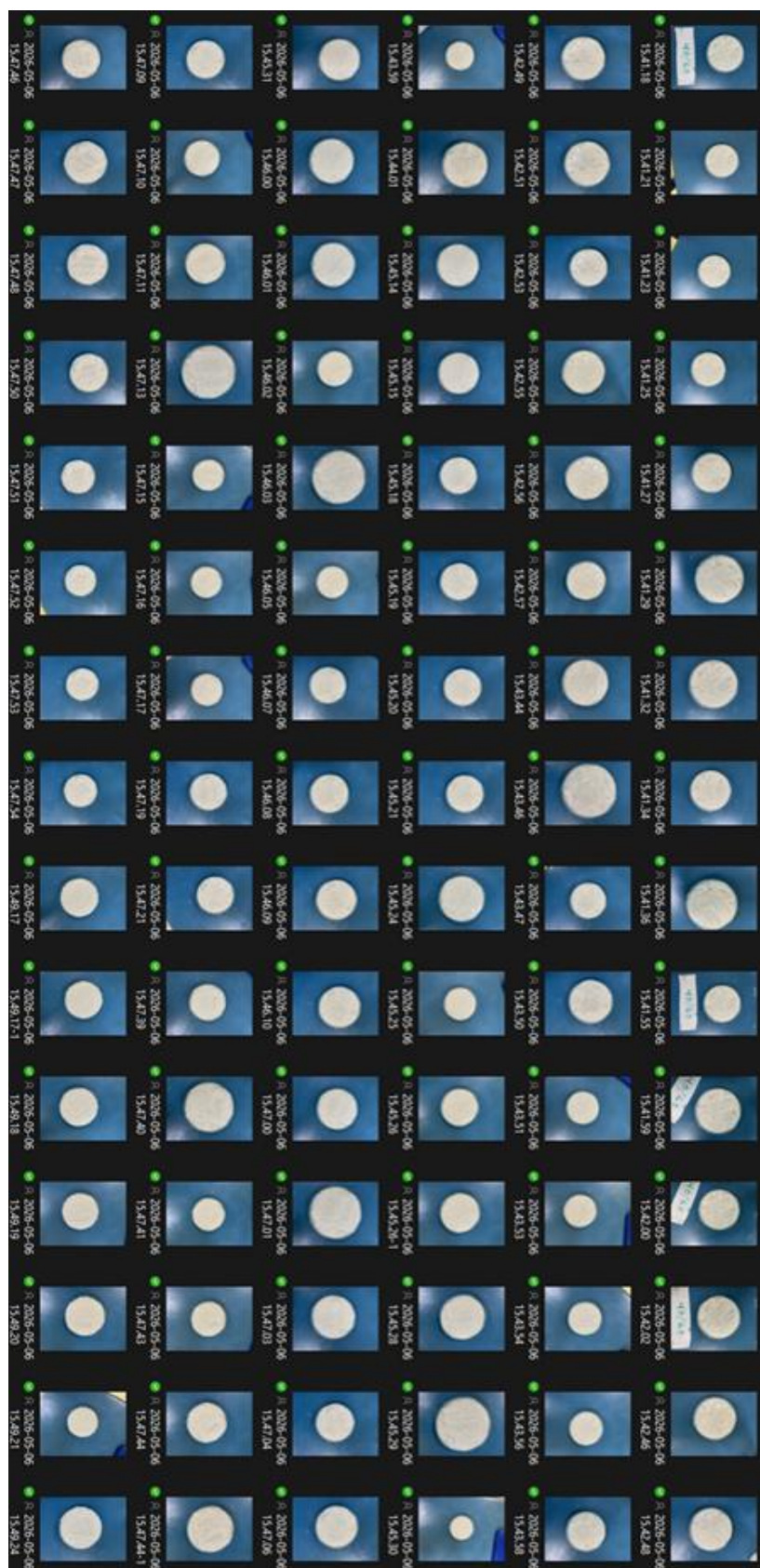


Figura 31: Galeria imágenes 60/40



Figura 32: Galeria imágenes 80/20

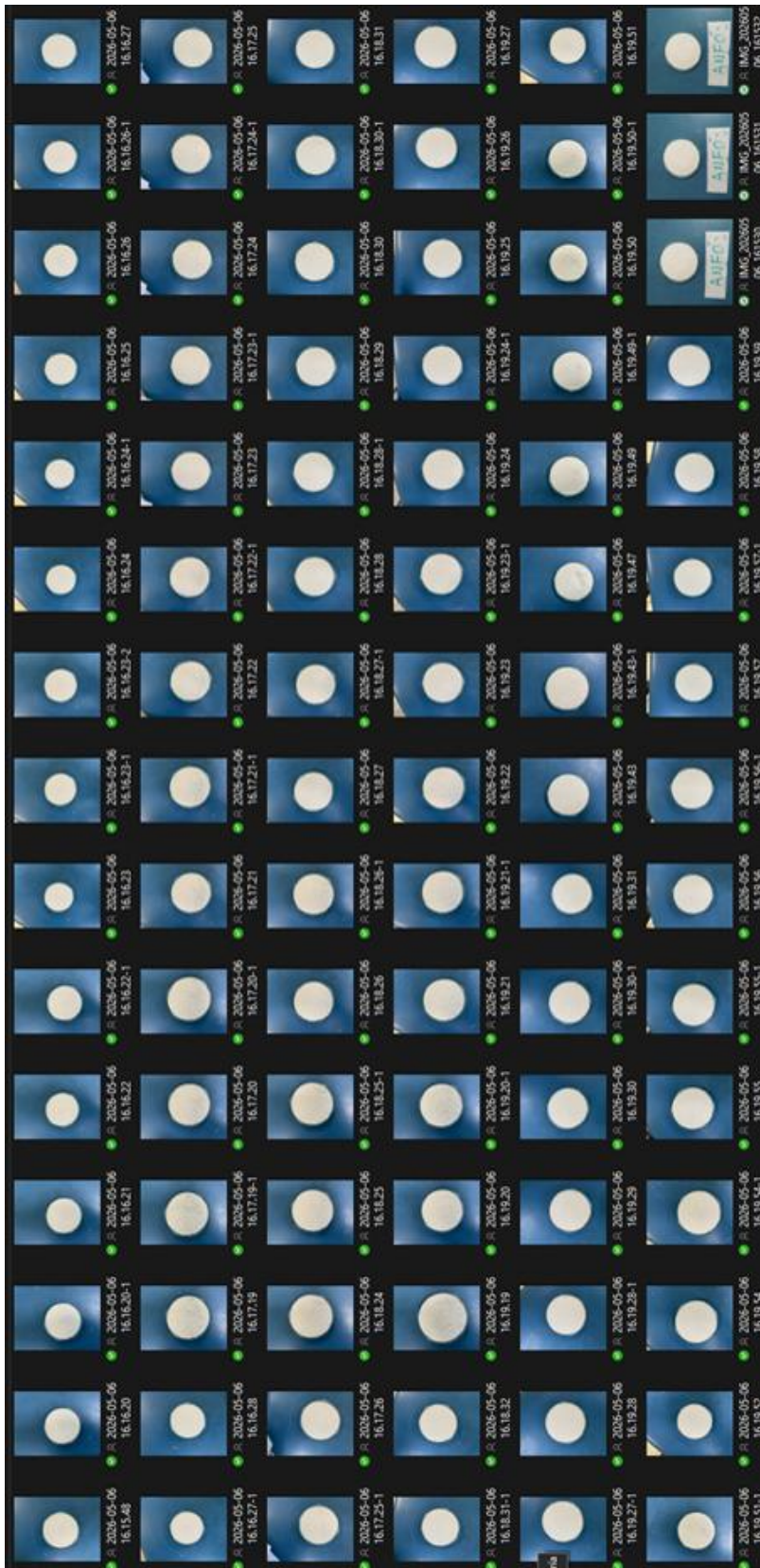


Figura 33: Galeria imágenes 100/0