



**Somos calidad,  
somos USC**

**Review: Evaluación de NIRS como método de identificación eficiente de microplásticos.**

**Autor**

**Valentina Quintero Zorrilla**

**Química**

**Director**

**Jhon Jairo Ríos Acevedo**

**Grupo de Investigación en Electroquímica y Medio Ambiente (GIEMA)**

**Línea de Investigación de Aseguramiento de la Calidad**

**Facultad de Ciencias Básicas  
Programa de Química  
Universidad Santiago de Cali  
Santiago de Cali - Colombia  
2025**

## IMPACTO

<b>IMPACTO</b>	<b>PRODUCTO</b>	<b>BENEFICIARIO(S)</b>
<b>Económico</b>	<b>Justificación técnica para la inversión en equipos NIRS portátiles</b>	<b>Empresas de reciclaje, Laboratorios de control, Entidades de monitoreo con presupuesto limitado.</b>
<b>Responsabilidad social</b>	<b>Documento de respaldo técnico para el desarrollo o ajuste de políticas públicas y regulaciones ambientales en la mitigación de la contaminación por microplásticos.</b>	<b>Organismos reguladores (Gobiernos), ONGs, Comunidades afectadas.</b>
<b>Científico</b>	<b>Recomendación fundamentada sobre la viabilidad, condiciones óptimas y la integración de NIRS-Hiperspectral con Inteligencia Artificial (IA) para análisis de alto rendimiento (high-throughput).</b>	<b>Fabricantes de instrumentación, Centros de I+D+i, Laboratorios de análisis avanzado.</b>
<b>Ambiental</b>	<b>Validación de la NIRS como una herramienta de monitoreo masivo y rápido que promueve el análisis in situ y "verde" (menos reactivos)</b>	<b>Autoridades ambientales (para vigilancia de ecosistemas), Profesionales del medio ambiente.</b>

# REVIEW: EVALUACIÓN DE NIRS COMO MÉTODO DE IDENTIFICACIÓN EFICIENTE DE MICROPLÁSTICOS

Valentina Quintero Zorrilla (valentina.quintero03@usc.edu.co)

Programa de Química. Facultad de Ciencias Básicas. Universidad Santiago de Cali. Campus Pampalinda Calle 5 # 62-00. Santiago de Cali. Colombia

## RESUMEN

La creciente preocupación por la contaminación por microplásticos ha impulsado la búsqueda de métodos analíticos confiables, capaces de identificar y cuantificar estas partículas en matrices ambientales y biológicas. Frente a este desafío, la espectroscopía en el infrarrojo cercano (NIRS) y su modalidad hiperespectral (NIR-HSI) se han posicionado como técnicas emergentes de cribado rápido, no destructivas y de bajo costo relativo, lo que les otorga ventajas operativas frente a metodologías consolidadas como FTIR, Raman y Py-GC/MS.

La presente investigación, desarrollada bajo un enfoque cualitativo y siguiendo los lineamientos de revisiones sistemáticas PRISMA, analizó de manera crítica la eficiencia, limitaciones y proyecciones del NIRS en la identificación de microplásticos. La revisión abarcó literatura científica publicada entre 2010 y 2025, con énfasis en estudios experimentales validados en matrices ambientales (agua, suelo, aire, sedimentos y biota), así como en aplicaciones industriales y de reciclaje. Los hallazgos indican que el NIRS alcanza tasas de identificación superiores al 90 % en polímeros comunes como PE, PP, PET, PS y PVC, especialmente en partículas mayores a 100  $\mu\text{m}$ , destacándose su potencial para monitoreos masivos y aplicaciones in situ. Sin embargo, la técnica presenta limitaciones significativas: menor sensibilidad frente a partículas pequeñas o nanoplasticos, interferencias generadas por agua, biofilms y cargas minerales, y ausencia de protocolos estandarizados y bibliotecas espectrales representativas de polímeros degradados. Estas restricciones limitan su adopción como método único de referencia, pero refuerzan su valor como herramienta complementaria dentro de flujos de trabajo integrados.

**Palabras clave:** *Microplásticos; espectroscopía NIR; imagen hiperespectral; FTIR; Raman; Py-GC/MS; detección ambiental; normalización analítica.*

## REVIEW: EVALUATION OF NIRS AS AN EFFICIENT IDENTIFICATION METHOD FOR MICROPLASTICS

### ABSTRACT

Growing concern about microplastic contamination has driven the search for reliable analytical methods capable of identifying and quantifying these particles in environmental and biological matrices. Faced with this challenge, near-infrared spectroscopy (NIRS) and its hyperspectral modality (NIR-HSI) have emerged as emerging rapid, non-destructive, and relatively low-cost screening techniques, giving them operational advantages over established methodologies such as FTIR, Raman, and Py-GC/MS.

This research, developed using a qualitative approach and following the PRISMA systematic review guidelines, critically analyzed the efficiency, limitations, and projections of NIRS in the identification of microplastics. The review covered scientific literature published between 2010 and 2025, with an emphasis on validated experimental studies in environmental matrices (water, soil, air, sediments, and biota), as well as in industrial and recycling applications. The findings indicate that NIRS achieves identification rates above 90% for common polymers such as PE, PP, PET, PS, and PVC, especially for particles larger than 100  $\mu\text{m}$ , highlighting its potential for mass

monitoring and in situ applications. However, the technique has significant limitations: lower sensitivity for small particles or nanoplastics, interferences generated by water, biofilms, and mineral fillers, and the lack of standardized protocols and representative spectral libraries of degraded polymers. These restrictions limit its adoption as a single reference method but reinforce its value as a complementary tool within integrated workflows.

**Keywords:** *Microplastics; NIR spectroscopy; hyperspectral imaging; FTIR; Raman; Py-GC/MS; environmental detection; analytical standardization.*

## HIGHLIGHTS

- La espectroscopía en el infrarrojo cercano (NIR) y su modalidad hiperespectral (NIR-HSI) ofrecen un análisis rápido, no destructivo y escalable para la identificación de microplásticos en distintas matrices ambientales.
- Presenta ventajas operativas frente a FTIR, Raman y Py-GC/MS: menor costo relativo, posibilidad de portabilidad y aplicaciones in situ, lo que lo convierte en una herramienta útil para monitoreos a gran escala.
- NIR se perfila como una técnica complementaria dentro de flujos de trabajo integrados, en los que FTIR, Raman y métodos termoanalíticos cumplen funciones confirmatorias y de cuantificación absoluta.
- La consolidación futura de NIR depende del desarrollo de bibliotecas espectrales robustas, la validación interlaboratorio bajo estándares ISO/ASTM y la integración de algoritmos avanzados de quimiometría y aprendizaje automático.

## 1. INTRODUCCIÓN

La contaminación por plásticos se ha consolidado como uno de los problemas ambientales más urgentes del siglo XXI, y dentro de este fenómeno global, los microplásticos representan una amenaza de características particulares (Alva & Thomas, 2025; Mieles-Giler et al., 2025). Se entiende por microplásticos a aquellas partículas de origen polimérico cuyo tamaño es inferior a 5 mm, provenientes tanto de fuentes primarias, como las microesferas utilizadas en productos cosméticos y farmacéuticos, o secundarias, generadas por la fragmentación de macropelásticos debido a la radiación solar, el desgaste mecánico, la abrasión o la degradación química. Estos fragmentos, por su persistencia y ubicuidad, se han encontrado en prácticamente todos los compartimentos ambientales: océanos, ríos, lagos, suelos agrícolas, sedimentos, aguas subterráneas, aire e incluso en la biota terrestre y acuática (Arredondo-Navarro & Flores, 2023; Plaul et al., 2024), llegando a reportarse su presencia en órganos humanos y fluidos biológicos como sangre, leche materna y placenta (Mieles-Giler et al., 2025; Calvo Anglada, 2020). Su tamaño reducido les permite atravesar barreras biológicas, acumularse en organismos, y servir de vectores de contaminantes químicos, metales pesados y microorganismos patógenos, generando preocupación tanto por sus impactos ecosistémicos como por sus potenciales efectos en la salud pública (Alimba & Faggio, 2019; Mieles-Giler et al., 2025).

La investigación científica sobre microplásticos ha crecido exponencialmente en las dos últimas décadas, pero uno de los principales retos que enfrenta la comunidad científica es el desarrollo y validación de métodos confiables para su identificación y cuantificación (Arredondo-Navarro & Flores, 2023). El problema no es trivial: los microplásticos presentan una alta heterogeneidad en términos de tamaño, morfología, color, grado de envejecimiento, tipo de polímero y aditivos incorporados en su fabricación. Además, la matriz en la que se encuentran agua, suelo, aire, sedimento y tejidos biológicos puede interferir en su detección debido a la presencia

de material orgánico, partículas minerales, humedad o coloración. Esta complejidad explica por qué la detección y caracterización de microplásticos demanda tecnologías analíticas avanzadas, con protocolos estandarizados que permitan obtener datos comparables y reproducibles entre distintos laboratorios y regiones (Primpke et al., 2020; Piarulli et al., 2020).

Los métodos más utilizados hasta ahora para la identificación de microplásticos son la espectroscopía infrarroja por transformada de Fourier (FTIR) y la espectroscopía Raman, ambas técnicas vibracionales basadas en la interacción de la radiación con los enlaces moleculares (Arredondo-Navarro & Flores, 2023). FTIR, especialmente en sus variantes de micro-FTIR y ATR-FTIR, permite la identificación química precisa de polímeros mediante la comparación de espectros obtenidos con bibliotecas de referencia (Calvo Anglada, 2020). Raman, por su parte, ofrece alta resolución espacial y la posibilidad de detectar partículas muy pequeñas, incluso en el rango submicrométrico, sin que la presencia de agua constituya una interferencia crítica (Plaul et al., 2024). También existen métodos termoanalíticos como el pirólisis acoplado a cromatografía de gases y espectrometría de masas (Py-GC/MS), que aportan información cuantitativa de la masa de polímero presente en una muestra, aunque destruyen el material y no brindan información morfológica de las partículas (Primpke et al., 2020; Lykkemark et al., 2024). Estos métodos, aunque muy efectivos, comparten limitaciones: son costosos, requieren equipos sofisticados, demandan una preparación laboriosa de las muestras y consumen un tiempo considerable por análisis, lo que dificulta su aplicación en estudios a gran escala o en campañas de monitoreo con alta frecuencia de muestreo (Paul et al., 2018; Calvo Anglada, 2020).

En este contexto, se ha comenzado a explorar la espectroscopía en el rango cercano al infrarrojo (NIRS, por sus siglas en inglés) como una alternativa prometedora (Paul et al., 2018; Piarulli et al., 2020). A diferencia de la región del infrarrojo medio donde opera FTIR, el NIR abarca longitudes de onda entre 800 y 2500 nm, en las cuales se registran sobretonos y combinaciones de vibraciones de enlaces químicos como C–H, O–H y N–H. Aunque estas señales son menos definidas que las del infrarrojo medio, el NIR presenta ventajas relevantes: permite realizar mediciones rápidas, no destructivas y sin preparación compleja de la muestra; ofrece la posibilidad de utilizar equipos portátiles, de menor costo y mayor robustez que los sistemas FTIR o Raman (Stegemann et al., 2025); y posibilita la integración con tecnologías de imagen hiperespectral (HSI), mediante las cuales es factible obtener simultáneamente información espectral y espacial, de modo que cada píxel de una imagen puede contener un espectro que identifique la composición del polímero y su localización en la muestra (Piarulli et al., 2020).

Diversos estudios recientes han evaluado la aplicabilidad del NIRS para la identificación y cuantificación de microplásticos en matrices ambientales diversas. Por ejemplo, investigaciones pioneras lograron predecir la concentración de microplásticos en suelos agrícolas sin necesidad de extracción previa, alcanzando límites de detección del orden de  $15 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$  para polímeros comunes como polietileno de baja densidad (LDPE), polietileno tereftalato (PET) y cloruro de polivinilo (PVC) (Paul et al., 2018). Otros trabajos han empleado espectroscopía NIR en combinación con modelos estadísticos multivariantes para discriminar entre diferentes polímeros en mezclas suelo-microplástico, logrando detecciones fiables por encima de 0.5 a 1 % en masa (Paul et al., 2018; Manuela et al., 2023). Se han reportado, además, avances en la cuantificación de microplásticos en compost y sedimentos, con límites mínimos detectables de alrededor de  $1 \text{ mg}\cdot\text{g}^{-1}$  en algunos polímeros (Scopetani et al., 2020), lo que convierte a esta técnica en una herramienta potencialmente viable para estudios de contaminación en ambientes terrestres.

La aplicación de la imagen hiperespectral en el rango NIR ha permitido extender aún más estas posibilidades. Con esta tecnología se han desarrollado sistemas capaces de identificar partículas plásticas en muestras colectadas en campañas marinas directamente a bordo de embarcaciones (Sea Plastics, 2022), procesando en pocas horas lo que con FTIR o Raman requeriría varios días de análisis (Palmieri et al., 2024). En otros casos, se ha utilizado NIR-HSI para detectar partículas plásticas depositadas en filtros de muestras de agua o aire, logrando no solo la identificación química sino también el mapeo espacial y la estimación del tamaño y número de partículas presentes (Piarulli et al., 2020). Estos avances, aunque aún en fase de consolidación, demuestran el potencial de NIRS como un método de detección eficiente, rápido y escalable.

Sin embargo, no todo son ventajas. El NIRS enfrenta limitaciones que deben ser discutidas de manera crítica (Paul et al., 2018; Primpke et al., 2020). Una de ellas es el límite de detección relativamente elevado en comparación con técnicas termoanalíticas o espectroscópicas más sensibles. En términos prácticos, esto significa que el NIRS puede ser muy útil en áreas con niveles altos de contaminación hotspots, pero menos efectivo en detectar

microplásticos presentes en bajas concentraciones. Otro desafío es la resolución espacial: dependiendo de la cámara o espectrómetro utilizado, puede resultar difícil identificar partículas menores a 100  $\mu\text{m}$ , que constituyen una fracción significativa del total de microplásticos ambientales (Piarulli et al., 2020; Calvo Anglada, 2020). Asimismo, la presencia de agua, materia orgánica, minerales arcillosos o pigmentos en las matrices puede alterar o enmascarar las señales espectrales, dificultando la clasificación y requiriendo modelos de calibración más complejos (Parra Sánchez et al., 2022; Paul et al., 2018; Manuela et al., 2023). Además, los plásticos degradados o envejecidos, con superficies alteradas por fotooxidación o colonización biológica, pueden presentar espectros diferentes a los polímeros vírgenes de las bibliotecas de referencia, lo cual incrementa la necesidad de bases de datos espectrales más amplias y representativas (Masoero & Mabrouki, 2024; Sea Plastics, 2022).

Otro aspecto crítico es la falta de estandarización. Actualmente, cada estudio emplea condiciones instrumentales, rangos espectrales, preprocesamientos matemáticos y algoritmos de clasificación distintos, lo que dificulta la comparación directa de resultados y limita la reproducibilidad (Primpke et al., 2020; Ivleva, 2021). El desarrollo de protocolos armonizados, validados interlaboratorialmente y aceptados por organismos de normalización internacionales resulta indispensable para que el NIRS pueda consolidarse como una técnica aceptada en la comunidad científica y eventualmente incorporarse en marcos regulatorios (Parra Sánchez et al., 2022; Ivleva, 2021; Vázquez, 2025). De hecho, organizaciones como la ISO y la ASTM han comenzado a trabajar en la definición de métodos para la identificación de microplásticos, y en este escenario es fundamental evaluar si NIRS puede cumplir con los requisitos de precisión, exactitud y reproducibilidad necesarios.

La relevancia de revisar exhaustivamente la eficacia del NIRS como método de identificación de microplásticos radica entonces en varios factores. Primero, porque la magnitud del problema ambiental demanda técnicas rápidas y de bajo costo que permitan monitoreos a gran escala, algo que FTIR, Raman o Py-GC/MS difícilmente pueden ofrecer sin un enorme gasto de recursos (Paul et al., 2018; Piarulli et al., 2020). Segundo, porque el NIRS puede convertirse en un método de cribado o screening, útil para seleccionar muestras con altas concentraciones de microplásticos que luego puedan ser analizadas con métodos más sensibles, optimizando así el tiempo y el uso de equipos sofisticados (Paul et al., 2018; Palmieri et al., 2024). Tercero, porque la posibilidad de miniaturización y portabilidad de los espectrómetros NIR abre la puerta a aplicaciones in situ, lo que permitiría a investigadores y entidades reguladoras realizar diagnósticos rápidos sin necesidad de trasladar todas las muestras a laboratorios centralizados (Maestre et al., 2008; Stegemann et al., 2025).

La presente investigación se plantea como una revisión crítica y sistemática que evalúa la calidad y eficiencia del NIRS en la identificación de microplásticos, tomando como base investigaciones realizadas en distintos ambientes y con diversas matrices. El objetivo general es analizar en qué medida esta técnica puede cumplir con los requerimientos de sensibilidad, exactitud, reproducibilidad y aplicabilidad práctica que demanda la problemática de los microplásticos, y en qué aspectos necesita aún desarrollarse para alcanzar una validación plena. Para ello, se busca, en primer lugar, realizar una investigación exhaustiva del NIRS como método de identificación, explorando sus fundamentos físicos y químicos, sus aplicaciones documentadas y los avances más recientes. En segundo lugar, se establecerá una comparación objetiva con los métodos más consolidados FTIR, Raman, técnicas termoanalíticas, evaluando sus respectivas ventajas, limitaciones y contextos de aplicación. Finalmente, se identificarán los sectores ambientales, industriales y regulatorios que podrían beneficiarse de la implementación de esta técnica, considerando tanto los retos como las oportunidades.

## **2. METODOLOGÍA**

La presente investigación se desarrolló bajo un enfoque cualitativo, analítico, interpretativo y documental, dado que su propósito principal no es la cuantificación experimental de variables, sino la comprensión crítica, sistemática y comparativa de la evidencia científica publicada acerca de la aplicación de la espectroscopía en el rango cercano al infrarrojo (NIRS) como técnica de identificación de microplásticos en diferentes matrices ambientales. Bajo este marco, el diseño metodológico se fundamenta en una revisión sistemática de literatura científica siguiendo las recomendaciones de la guía PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), lo que garantiza transparencia, reproducibilidad y rigor en cada etapa del proceso investigativo.

El diseño fue de carácter teórico fundamentado, lo que permitió analizar documentos primarios como artículos originales, estudios experimentales, comparaciones intermetodológicas, revisiones sistemáticas, reportes técnicos y análisis de caso, con el objetivo de construir categorías interpretativas relacionadas con la eficiencia, los límites

de detección y las aplicaciones potenciales de NIRS frente a otras técnicas consolidadas como FTIR, Raman y métodos termoanalíticos.

## 2.1. Búsqueda bibliográfica y criterios de inclusión y exclusión.

La búsqueda bibliográfica se llevó a cabo en las bases de datos especializadas Scopus, ScienceDirect, SpringerLink, Web of Science, PubMed, Wiley Online Library, ACS Publications, así como en fuentes complementarias como Google Scholar. Estas plataformas fueron seleccionadas por su relevancia en la publicación de estudios relacionados con química analítica, ciencias ambientales, contaminación por plásticos y tecnologías espectroscópicas emergentes.

La búsqueda se acotó a publicaciones entre 2010 y 2025, debido a que los avances más relevantes en la aplicación de NIRS para el análisis de microplásticos han emergido en la última década. Se incluyeron únicamente artículos revisados por pares y en idioma inglés o español. Se utilizaron palabras clave y combinaciones booleanas cuidadosamente estructuradas en inglés y español para garantizar la exhaustividad de la búsqueda. Entre las principales estrategias se incluyeron:

**Tabla 1. Estrategia de búsqueda bibliográfica aplicada a bases de datos**

Base de datos	Palabras claves principales	Condiciones booleanas utilizadas	Idiomas
Scopus	Near infrared spectroscopy, NIRS, microplastics, polymer, identification, spectroscopy	"Near infrared spectroscopy" OR "NIRS" AND "identification" OR "detection"	Inglés / Español
ScienceDirect	NIR spectroscopy, microplastics, environmental monitoring, spectroscopy methods	"NIR spectroscopy" OR "near infrared" AND "microplastics" OR "plastic waste" AND "environmental monitoring" OR "analysis"	Inglés
SpringerLink	hyperspectral imaging, Vis-NIR, polymers, microplastic pollution	"Hyperspectral imaging" OR "NIR-HSI" OR "Vis-NIR" AND "microplastics" OR "polymer analysis"	Inglés / Español
Pubmed	spectroscopy, NIRS, environmental pollution, microplastic detection	"NIRS" OR "near infrared" AND "microplastics" OR "plastic identification" AND "pollution" OR "environmental samples"	Inglés
Google Scholar	microplastic detection, NIRS, plastic polymers, quimiometría	"NIR spectroscopy" OR "hyperspectral imaging") AND "microplastics detection" OR "polymer characterization"	Inglés / Español

**Tabla 2. Criterios inclusión, exclusión y proceso de selección de estudios.**

Etapa	Descripción	Detalles / Aplicación
Criterios de inclusión	Estudios que cumplen con los objetivos de la revisión	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Aplicación de NIRS o NIR-HSI en la detección e identificación de microplásticos.</li> <li>• Estudios en matrices ambientales (agua, suelo, aire, sedimentos, biota) o simulaciones experimentales.</li> <li>• Comparaciones entre NIRS y otras técnicas (FTIR, Raman, Py-GC/MS, etc.).</li> <li>• Publicaciones con datos de rendimiento (precisión, sensibilidad, límites de detección, reproducibilidad).</li> </ul>

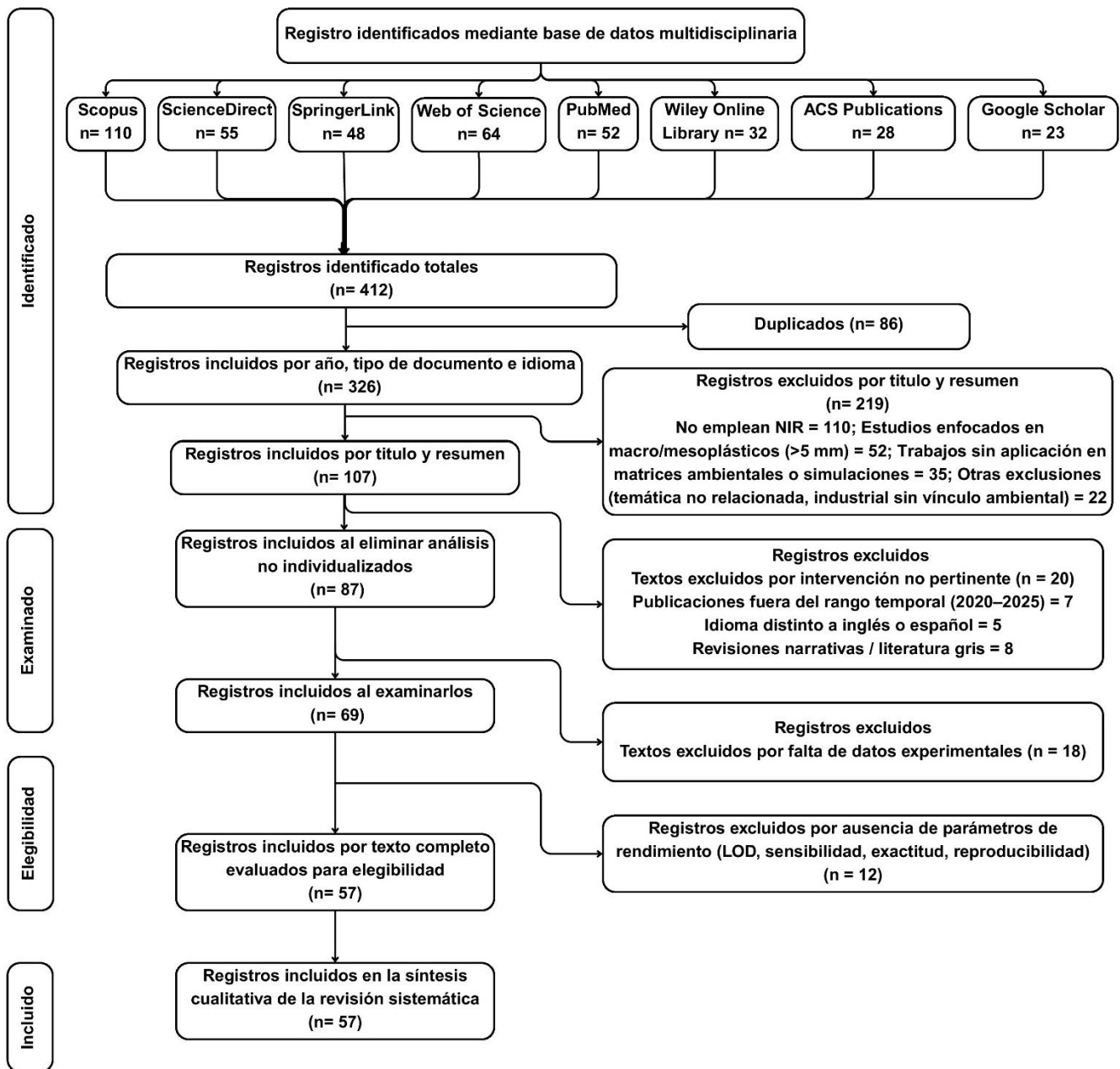
		<ul style="list-style-type: none"> <li>• Artículos originales revisados por pares, publicados entre 2020 y 2025.</li> <li>• Idiomas: inglés y español.</li> </ul>
Criterios de exclusión	Estudios descartados por no aportar información relevante o rigurosa	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Investigaciones centradas solo en macro/mesoplásticos (&gt;5 mm).</li> <li>• Revisiones narrativas sin experimentación.</li> <li>• Resúmenes de congresos, literatura gris, tesis no publicadas, patentes.</li> <li>• Artículos sin datos suficientes sobre NIRS.</li> <li>• Publicaciones fuera del rango temporal definido.</li> </ul>
Proceso de selección	Aplicación secuencial de filtros metodológicos siguiendo PRISMA	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Identificación inicial</li> <li>• Eliminación de duplicados</li> <li>• Revisión de títulos y resúmenes</li> <li>• Revisión de texto completo</li> <li>• Selección final</li> </ul>
Extracción de datos	Variables analizadas en cada estudio	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Datos bibliográficos (autor, año, país, revista).</li> <li>• Tipo de polímero y tamaño de microplástico.</li> <li>• Matriz de análisis (agua, aire, sedimento, biota).</li> <li>• Técnica NIR aplicada.</li> <li>• Procesamiento de datos.</li> <li>• Parámetros de rendimiento (LOD, sensibilidad, exactitud, reproducibilidad).</li> <li>• Comparación frente a otras técnicas de referencia.</li> </ul>
Calidad y validez metodológica	Evaluación crítica de los estudios seleccionados	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Priorización de estudios experimentales en condiciones reales o validadas.</li> <li>• Consideración del impacto de la revista y número de citas.</li> <li>• Valoración de transparencia metodológica y replicabilidad.</li> <li>• Triangulación de resultados con múltiples fuentes.</li> </ul>

### 3. DESARROLLO Y DISCUSIÓN

La estrategia de búsqueda sistemática en las bases de datos Scopus, ScienceDirect, SpringerLink, Web of Science, PubMed, Wiley Online Library, ACS Publications y Google Scholar identificó inicialmente 412 registros. Tras la eliminación de 86 duplicados, quedaron 326 artículos únicos para su evaluación.

En la Figura 1 se presenta el diagrama de flujo PRISMA (diagrama PRISMA), el cual, resume el proceso de identificación, cribado, elegibilidad e inclusión de los estudios analizados. Inicialmente, la búsqueda sistemática en ocho bases de datos especializadas arrojó un total de 412 registros, de los cuales 86 fueron eliminados por duplicidad. Posteriormente, tras la revisión de títulos y resúmenes, se descartaron 219 trabajos, principalmente por no emplear técnicas NIR, centrarse en macro/mesoplásticos o no abordar matrices ambientales relevantes. En la fase de elegibilidad, se evaluaron 107 artículos a texto completo, de los cuales 50 fueron excluidos por carecer de datos experimentales sólidos, no reportar parámetros de rendimiento o encontrarse fuera del rango temporal definido.

Finalmente, se seleccionaron 57 estudios publicados entre 2020 y 2025, los cuales cumplieron estrictamente con los criterios de inclusión establecidos. Este proceso evidencia la rigurosidad metodológica aplicada y asegura que la síntesis cualitativa de la revisión se sustente en investigaciones relevantes, comparables y metodológicamente robustas.



**Figura 1.** Diagrama de flujo por metodología PRISMA de identificación, evaluación y selección de los artículos incluidos. Fuente: elaboración propia.

### 3.1 Caracterización de NIR como Técnica de Identificación de Microplásticos

La caracterización de la espectroscopía en el infrarrojo cercano (NIR) como técnica aplicada a la identificación de microplásticos debe entenderse desde su perfil instrumental, operativo y de aseguramiento de la calidad: en el plano instrumental existen tres grandes familias de configuraciones empleadas en estudios sobre microplásticos: espectrómetros puntuales (benchtop o portátiles), sistemas de imagen hiperespectral (NIR-HSI) y escáneres miniaturizados de campo, y cada una ofrece un compromiso distinto entre resolución espectral, resolución espacial y velocidad de muestreo, lo que obliga a escoger la plataforma en función del objetivo analítico (cribado rápido frente a caracterización detallada) (Gullifa, 2023; Adesokan et al., 2023).

En términos de adquisición, los modos de medida (reflectancia, transmisión o transreflectancia) definen no solo la porción de la muestra que aporta la señal sino también la profundidad de penetración efectiva de la radiación. En reflectancia difusa, dominante en análisis de partículas sólidas y microplásticos sobre filtros, la señal se restringe a las capas superficiales (10–50  $\mu\text{m}$  de profundidad efectiva), lo que la hace más sensible a recubrimientos y biofilm (Kim et al., 2022). La transmisión, en cambio, ofrece una mayor representatividad volumétrica, pero exige muestras delgadas (<500  $\mu\text{m}$ ) y homogéneas, lo que rara vez ocurre en matrices ambientales. La transreflectancia combina ventajas de ambas, ampliando la sensibilidad para fragmentos de mayor espesor, aunque introduce artefactos de interferencia múltiple si la muestra no está correctamente aplanada (Adesokan et al., 2023). La elección del modo de medida determina, por lo tanto, la estrategia de preparación previa (lavado, prensado, secado controlado) y la viabilidad de análisis de alto rendimiento sin comprometer la calidad espectral.

Desde el punto de vista instrumental, la selección del detector y rango espectral condiciona la sensibilidad y la relación señal/ruido. Los sistemas VNIR (400–1000 nm) permiten captar rasgos electrónicos y armónicos de CH aromáticos útiles para plásticos como PS, pero con baja sensibilidad en grupos carbonilo (De Lima Ribeiro et al., 2024). Los detectores SWIR (1000–2500 nm) basados en InGaAs (típicamente hasta 1700–2200 nm) o en HgCdTe/MCT (extendiéndose a 2500 nm) ofrecen acceso a bandas vibracionales de CH, OH y NH, críticas para discriminar entre PE, PP, PET y PA (De Lima Ribeiro et al., 2024). No obstante, los detectores MCT, aunque de mayor cobertura espectral, presentan mayor susceptibilidad al ruido térmico y requieren enfriamiento (generalmente por  $\text{N}_2$  líquido o Peltier). Esta selección técnica impacta directamente en el límite de detección, con LOD en el rango de 80–100  $\mu\text{m}$  para InGaAs y hasta 50–70  $\mu\text{m}$  en sistemas MCT de alta resolución, así como en la capacidad de distinguir entre polímeros con firmas espectrales parcialmente solapadas (Gullifa, 2023).

Un estudio clave de detección y clasificación ha demostrado que el uso de un sistema SWIR sensible entre 900 y 1700 nm fue crucial porque este rango captura los segundos y terceros armónicos de la banda fundamental de valencia C-H y los armónicos de combinación, cuyos picos de absorción son únicos y diferenciables para la mayoría de los polímeros. Al emplear cuatro índices espectrales basados en relaciones de bandas clave, el método de Mehrubeoglu et al. (2020) pudo identificar con éxito más de diez polímeros distintos (incluyendo CPVC, PEEK, y Poliéster).

Este principio de identificación molecular se valida a escala ambiental por Guffogg et al. (2021), quienes utilizaron imágenes hiperespectrales aéreas que cubren el espectro VNIR-SWIR (450–2500 nm). Su análisis confirmó que los residuos plásticos, como el PE, PP y el PS, poseen una reflectancia significativamente mayor que los materiales naturales de las playas (arena y vegetación) entre 1400–1500 nm y 2200–2400 nm (Vargas et al., 2021). Específicamente, encontraron que los picos espectrales secundarios de los plásticos se ubicaban consistentemente cerca de 1730 nm y 2300 nm (relacionados con estiramientos CH y de combinación, respectivamente). Esta capacidad para diferenciar picos espectrales permitió a los autores mapear la densidad y tipo de plástico con éxito, demostrando que la cobertura SWIR es un factor instrumental y metodológico crítico para el monitoreo de la contaminación plástica por teledetección (Serranti et al., 2024).

La caracterización metodológica depende de la disponibilidad de bibliotecas espectrales representativas y de estrategias de calibración cruzada (calibration transfer) que compensen diferencias entre equipos, lámparas y ópticas. Métodos como Piecewise Direct Standardization (PDS) o External Parameter Orthogonalization (EPO) reducen los errores inter-instrumentales en un 10–20% y permiten que modelos entrenados en un sistema se apliquen con mínima pérdida de precisión en otro (Li et al., 2021). La validación externa con muestras ambientales reales resulta imprescindible, dado que las bibliotecas construidas con polímeros vírgenes han demostrado sobreestimar la precisión de clasificación en hasta 25% frente a polímeros degradados y recubiertos (Fu et al., 2024).

Operativamente, la espectroscopía NIR se posiciona como una herramienta de alto rendimiento (high-throughput), especialmente en modalidad HSI (imágenes hiperespectrales), que permiten mapear y clasificar cientos de partículas por minuto (Faltynkova & Wagner, 2023). No obstante, esta capacidad depende de protocolos rigurosos de control de calidad (QC), que incluyan el uso de estándares de referencia (polímeros certificados en granulometría controlada), verificación periódica de alineamiento espectral (desplazamiento máximo aceptable <1–2 nm en la región SWIR), y procedimientos explícitos para evaluar la incertidumbre de clasificación frente a

interferentes de matriz (Beck et al., 2023; Willans et al., 2023). Sin estas prácticas, la reproducibilidad interlaboratorio puede descender por debajo del 70%, aun utilizando equipos equivalentes.

Finalmente, la gestión de datos y la interoperabilidad son un desafío creciente. La gran cantidad de datos generados por HSI (decenas de GB por muestra) requiere estándares abiertos de almacenamiento y procesamiento. La ausencia de formatos normalizados de archivo HSI y de metadatos de adquisición (tipo de detector, calibración aplicada, condiciones de iluminación, resolución espacial/espectral) limita la reproducibilidad y la comparabilidad entre laboratorios. De igual manera, la falta de protocolos consensuados en preprocesamiento (MSC, SNV, derivadas, normalización) y en validación cruzada genera resultados heterogéneos según el software y el algoritmo utilizado, condicionando la eficacia de la técnica en contextos distintos (Adesokan et al., 2023; Fu et al., 2024). En consecuencia, la NIR mantiene un enorme potencial operativo y escalabilidad en campo, pero su eficacia real sigue dependiendo de la estandarización de adquisición, preprocesado, calibración y gestión de datos (Whiting et al., 2022).

### **3.2 Fundamentos de NIR en la Identificación de Microplásticos en Diversas Matrices**

La identificación de microplásticos mediante NIR se fundamenta en la presencia de firmas espectrales específicas de los grupos químicos dominantes en los polímeros (principalmente bandas de C–H, pero también combinaciones que involucran C=O y O–H en algunos polímeros como PET y en materiales envejecidos), las cuales aparecen en la región SWIR/NIR como picos y rasgos de combinación/primer y segunda sobretonos que son reproducibles pero solapados; en la práctica esto permite diferenciar familias poliméricas (p. ej. PE/PP frente a PET/PA) cuando se emplean ventanas espectrales apropiadas (por ejemplo ~1100–2500 nm) y se registran espectros con buena relación señal/ruido (Metrohm, 2020; Vidal & Pasquini, 2021).

Para explotar de forma robusta las firmas NIR en matrices ambientales complejas es imprescindible aplicar transformaciones matemáticas y correcciones espectrales que permitan separar la información química de los efectos físicos de dispersión, reflectancia o geometría de partícula. Métodos como la corrección multiplicativa de dispersión (MSC) y la normalización de variables estándar (SNV) reducen la influencia de la dispersión múltiple y la variabilidad de tamaño, mejorando la linealidad espectro-concentración en hasta un 15–20% (Grgić et al., 2022). De igual manera, la aplicación de derivadas de Savitzky-Golay (1ª y 2ª orden) ha demostrado aumentar el contraste de bandas débiles en regiones críticas (1200–1350 nm y 1600–1750 nm), facilitando la discriminación de polímeros cuya diferencia espectral sin preprocesamiento se encuentra por debajo de 5% de intensidad relativa (Sutliff et al., 2024).

Estos espectros preprocesados constituyen la base de modelos multivariantes y supervisados, que maximizan la separación entre clases poliméricas. El PCA se emplea de manera exploratoria para reducir dimensionalidad y detectar agrupamientos naturales, mientras que algoritmos como PLS-DA y SVM han reportado precisiones de clasificación entre 85–95% en librerías multiclasa, incluso en presencia de mezclas espectrales (Lasalvia et al., 2022). Más recientemente, el uso de redes neuronales convolucionales (CNNs) aplicadas a imágenes hiperespectrales (HSI) ha permitido mejorar la detección de microplásticos recubiertos por biofilm, alcanzando sensibilidades >90% para partículas de polietileno y polipropileno en matrices marinas heterogéneas (Piarulli et al., 2021; Ai et al., 2023; van Hoorn et al., 2025). Estos modelos, al ser entrenados con conjuntos de datos que incluyen partículas intemperizadas, pueden compensar parcialmente los desplazamientos de banda y la disminución de intensidad generada por el envejecimiento y la adsorción de contaminantes.

La naturaleza de la matriz influye de manera diferenciada en la respuesta espectral. En filtros de muestreo acuático, la presencia de agua residual introduce una absorción intensa en la región de 1350–1425 nm, que enmascara rasgos de polímeros como PET y PA, obligando a procesos de secado controlado (<40 °C para evitar degradación) antes de la adquisición espectral. En suelos, la heterogeneidad mineral incrementa la dispersión difusa, generando variaciones de reflectancia de hasta 30% entre partículas de igual composición, lo que se mitiga mediante separación por densidad (NaCl, ZnCl<sub>2</sub>) y desmezcla espectral lineal. En matrices biológicas, la interferencia de grasas y proteínas en la ventana 1200–1300 nm puede desplazar picos de referencia hasta en 8–10 nm, por lo que se recomiendan lavados químicos (peróxido de hidrógeno, enzimas) y el uso de modelos de mezcla no lineal para recuperar la señal polimérica (Mhaddolkar et al., 2024; Faltynkova et al., 2021; Abdulmalik Ali, 2024).

### 3.3 Sinergias y Complementariedad de NIR con otras técnicas

La identificación y cuantificación de microplásticos en matrices ambientales constituye un desafío metodológico complejo, principalmente por la heterogeneidad de las partículas, su amplia variabilidad en tamaño y morfología, y las interferencias propias de las matrices donde se encuentran (agua, sedimentos, aire, biota). Por ello, múltiples técnicas se han consolidado en las últimas dos décadas, entre ellas FTIR, Raman, métodos termoanalíticos, microscopía óptica y fluorescente, y más recientemente NIRS/NIR-HSI, cada una con ventajas y limitaciones que determinan su idoneidad en diferentes contextos de investigación (Adhikari et al., 2021).

#### 3.3.1 NIRS y NIR-HSI

En los últimos años, la espectroscopía en el infrarrojo cercano (NIRS) y su variante de imagen hiperespectral (NIR-HSI) han surgido como técnicas con gran potencial. A diferencia de FTIR o Raman, NIRS se caracteriza por su rapidez, bajo costo operacional, ausencia de preparación destructiva de la muestra y capacidad de analizar superficies amplias en poco tiempo. Cuando se emplea en modalidad hiperespectral, no solo identifica el polímero a partir de su firma espectral, sino que también localiza partículas y estima su tamaño y distribución espacial (Pieszczyk & Daszykowski, 2021).

El tamaño y estado superficial de las partículas constituyen otra limitación decisiva. Dependiendo del sistema óptico y de la cámara HSI utilizada, el límite de detección práctico se sitúa entre 70 y 120  $\mu\text{m}$ ; partículas por debajo de este rango generan espectros dominados por ruido y dispersión, con precisiones de clasificación <60%. En comparación, la  $\mu$ -FTIR puede alcanzar resoluciones de 10–20  $\mu\text{m}$  y Raman incluso inferiores a 5  $\mu\text{m}$ , lo que convierte a estas técnicas en herramientas de confirmación obligada para partículas muy pequeñas. Además, el foto-envejecimiento introduce grupos carbonilo y vinílicos en la superficie de los polímeros, con la aparición de nuevas bandas en 1700–1740 nm y una reducción de hasta 40% en la intensidad de los picos originales (Othman et al., 2023). Para garantizar robustez inter-instrumental, se recomienda incluir en las bibliotecas espectrales plásticos “weathered”, junto con estrategias de transferencia de calibración como PDS (piecewise direct standardization) que corrigen las diferencias sistemáticas entre equipos y condiciones de adquisición (Circelli et al., 2024; Fu et al., 2024; Sutliff et al., 2024).

Los estudios revisados muestran que NIRS logra identificar los polímeros más abundantes en el ambiente (PE, PP, PS, PET, PVC) con un rendimiento adecuado, especialmente en partículas de mayor tamaño (>100  $\mu\text{m}$ ) y en matrices menos complejas (Lin et al., 2022). Además, la combinación con modelos quimiométricos y algoritmos de machine learning permite superar parcialmente los solapamientos espectrales propios del rango NIR, incrementando la exactitud de clasificación. Sin embargo, comparado con FTIR o Raman, NIRS presenta límites de detección más elevados y resoluciones espaciales limitadas, lo que reduce su eficacia para partículas muy pequeñas o en bajas concentraciones (Morgado et al., 2021).

Por esta razón, los fundamentos prácticos de NIR aplicados a microplásticos combinan la selección de ventanas espectrales sensibles a grupos funcionales poliméricos, preprocesado riguroso para mitigar efectos físicos y de matriz, y modelos multivariantes entrenados con bibliotecas amplias y representativas; con estas condiciones NIR/HSI se configura como una técnica de tamizado y clasificación de alto rendimiento para matrices heterogéneas, aunque su fiabilidad final depende de la calidad del pretratamiento de muestra, la capacidad del algoritmo para gestionar mezclas y la adecuación de la base de datos espectral (Cowger et al., 2020).

#### 3.3.2 VNIR y SWIR

La capacidad de identificar un polímero, como el PE, PP o PET, depende de la fuerza y singularidad de sus picos de absorción, los cuales son causados por la vibración de los enlaces moleculares (C-H, O-H, N-H). En la región VNIR (Visible-Near Infrared, 400–1000 nm), se detecta principalmente la luz visible, asociada al color y a las transiciones electrónicas. Esta banda resulta útil para capturar rasgos de C-H aromáticos, como los presentes en polímeros del tipo poliestireno (PS), y para diferenciar plásticos según su color o pigmentación. No obstante, en el rango más cercano al infrarrojo, por encima de los 700 nm, solo se observan los terceros armónicos de las vibraciones C-H. Estos aparecen como picos débiles y amplios, lo que genera una sensibilidad limitada para distinguir detalles estructurales finos entre polímeros comunes como el PE y el PP (Beć et al., 2021).

Por otro lado, el rango SWIR (Short-Wave Infrared, 1000–2500 nm) constituye el motor principal para la identificación molecular. Allí se encuentran los segundos armónicos (1100–1800 nm) y las bandas de combinación (1900–2500 nm) de los enlaces C-H, O-H y N-H (Sarkar et al., 2020). Estos picos son fuertes, estrechos y únicos para cada polímero, lo que les otorga el valor de una verdadera huella dactilar espectral. Por esta razón, los estudios de clasificación de alta precisión, como el de Mehrubeoglu et al. (2020), que operó de 900 a 1700 nm, se apoyan fundamentalmente en el SWIR. Este rango permite discriminar tanto plásticos alifáticos, como el PE y el PP, como polímeros más complejos, como el CPVC o el PEEK, que resultan prácticamente transparentes en el VNIR. La principal desventaja radica en que los detectores necesarios para cubrir este rango, en especial los de tipo HgCdTe/MCT para alcanzar los 2500 nm, suelen ser más costosos y requieren enfriamiento.

En el ámbito técnico, existe cierta confusión en torno al término NIR (Near-Infrared). En ocasiones se utiliza para referirse únicamente al rango VNIR (700–1000 nm) y en otras para englobar todo el infrarrojo cercano, incluyendo el SWIR. Sin embargo, si se toma en sentido estricto como la región anterior a 1000 nm, esta tiene una capacidad de identificación estructural mucho más limitada en comparación con el SWIR (Wiley et al., 2022).

Actualmente, el estándar de oro en la identificación de residuos plásticos lo constituye el sistema VNIR-SWIR (400–2500 nm). Esta combinación es esencial porque el VNIR aporta la información relativa a la superficie y al color, mientras que el SWIR ofrece la firma química. Estudios como el de Guffogg et al. (2021), que mapearon plásticos en playas, se han valido de este rango amplio. Los autores demostraron que, aunque la reflectancia en SWIR es alta y presenta picos clave cerca de 1730 nm y 2300 nm, es la integración con VNIR lo que permite diferenciar la señal espectral de los plásticos de la de los elementos naturales de la playa, como los silicatos de la arena o la humedad. De esta manera, se logra un mapeo preciso y a gran escala de la contaminación. Por lo tanto, la combinación VNIR-SWIR ofrece la máxima robustez y precisión en entornos complejos.

La Tabla 3 compara VNIR, NIR y SWIR, aclarando la frecuente confusión en la literatura. Mientras el NIR estricto (700–1000 nm) es muy limitado para la identificación de polímeros, la combinación VNIR-SWIR sigue siendo el estándar de oro por unir información superficial y firma química.

**Tabla 3.** Tabla comparativa VNIR, NIR y SWIR en microplásticos.

Característica	VNIR (400–1000 nm)	NIR estricto (700–1000 nm)	SWIR (1000–2500 nm)
Tipo de señal	Luz visible y transiciones electrónicas	Infrarrojo cercano bajo	Armónicos y combinaciones de vibraciones moleculares
Picos observados	Color + terceros armónicos C–H (muy débiles)	Solo terceros armónicos C–H (limitados)	Segundos armónicos y bandas de combinación (fuertes y únicos)
Utilidad principal	Diferenciación por color y pigmentación	Capacidad de identificación estructural muy baja	Identificación química precisa (huella espectral)
Capacidad de discriminación	Baja para PE, PP	Muy baja, casi nula	Alta, incluso en plásticos complejos (CPVC, PEEK)
Costos y detectores	Económicos, sin enfriamiento	Igual a VNIR (económico)	Detectores más costosos, algunos requieren enfriamiento
Limitación clave	No revela estructura química	Insuficiente para discriminar polímeros comunes	Mayor costo tecnológico

### 3.3.3 FTIR

La espectroscopía infrarroja por transformada de fourier (FTIR) es una de las técnicas más consolidadas para la caracterización de microplásticos, con capacidad de identificar polímeros en un rango de 20-500  $\mu\text{m}$  en configuraciones de transmisión o reflexión, y llegando incluso a 10  $\mu\text{m}$  con  $\mu\text{-FTIR}$  en modo mapping (Chen et al., 2020). Su fortaleza radica en la alta resolución espectral ( $1^{-4} \text{ cm}^{-1}$ ) y en la existencia de extensas librerías de referencia que permiten la discriminación precisa entre polímeros con estructuras químicas similares. No obstante, enfrenta limitaciones importantes, como la interferencia del agua, donde, el contenido acuoso atenúa y enmascara bandas en la región media del infrarrojo, lo que complica el análisis de suspensiones. El tiempo de adquisición es otra variable a considerar, esto aunque los sistemas automatizados han acelerado el proceso, un mapeo  $\mu\text{-FTIR}$

de una superficie filtrada puede tardar varias horas por muestra, lo que restringe su aplicabilidad en estudios de gran escala (Chen et al., 2020).

En contraste, la espectroscopía NIR (Near Infrared), con un rango espectral de 780-2500 nm, permite un análisis rápido y no destructivo, con la ventaja de procesar un mayor número de partículas en menor tiempo, especialmente mediante sistemas de imagen hiperespectral (NIR-HSI) (Nieto et al., 2020). Los límites de detección (LOD) típicos se sitúan entre 50-100  $\mu\text{m}$ , siendo menos adecuada que FTIR para partículas muy pequeñas. Sin embargo, su gran fortaleza está en la velocidad y escalabilidad: un sistema NIR-HSI puede adquirir miles de espectros en segundos, lo que lo convierte en la técnica preferente para estudios de cribado y monitoreo ambiental de grandes volúmenes (Chandran & Veerasingam, 2024).

La Tabla 4 organiza de forma sistemática los contrastes metodológicos entre FTIR y NIR, resaltando sus capacidades diferenciales en función del rango espectral y del desempeño frente a matrices ambientales. Más allá de las ventajas individuales ya discutidas, el FTIR aporta resolución estructural y especificidad química en partículas de menor tamaño, la NIR ofrece un marco más eficiente para el cribado de grandes volúmenes de muestra.

**Tabla 4.** Tabla comparativa FTIR y NIR en microplásticos.

Espectroscopía	Característica	Descripción
FTIR	Rango de Detección	20-500 $\mu\text{m}$
	Fortalezas	$1^{-4} \text{ cm}^{-1}$
	Limitaciones	Interferencia del agua
	Aplicación Ideal	Identificación definitiva y caracterización detallada de partículas pequeñas y/o desconocidas. Estudios con bajo número de muestras.
NIR	Rango Espectral	780-2500 nm
	LOD Típico	50-100 $\mu\text{m}$
	Fortalezas	NIR-HSI (Imagen Hiperespectral) Permite procesar un mayor número de partículas en menor tiempo.
	Limitaciones	Menos sensible para partículas <50 $\mu\text{m}$ . La información espectral es más compleja que la del IR medio.
	Aplicación Ideal	Cribado rápido y monitoreo ambiental de grandes volúmenes de muestras. Estudios de alto throughput.

### 3.3.4 Espectroscopía Raman

En términos comparativos, la espectroscopía Raman presenta ventajas significativas frente a la NIR en cuanto a resolución espacial y límite de detección: mediante microscopía confocal puede alcanzar resoluciones en el orden de 0,5–1  $\mu\text{m}$ , permitiendo la identificación de partículas en el rango submicrométrico y nanométrico, mientras que la NIR, incluso en configuraciones hiperespectrales de alta sensibilidad, muestra límites prácticos en torno a 50–100  $\mu\text{m}$ , con una pérdida progresiva de fiabilidad por debajo de ese umbral (Faltynkova et al., 2021; Fu et al., 2024). Esta diferencia técnica convierte a Raman en una herramienta clave para caracterizar microplásticos muy pequeños o nanoplásticos, mientras que la NIR se consolida como técnica de cribado masivo y análisis de alto rendimiento, con tasas de procesamiento superiores a  $10^3$ – $10^4$  partículas/hora en sistemas automatizados de HSI (Beck et al., 2023).

En lo relativo a la influencia de la matriz, Raman muestra una baja sensibilidad a la absorción del agua, lo que la hace especialmente adecuada para el análisis de muestras acuáticas o biológicas húmedas; en contraste, la NIR presenta limitaciones importantes frente al agua y la humedad, que enmascaran bandas diagnósticas en la región de 1350–1450 nm (Mhaddolkar et al., 2024). No obstante, Raman enfrenta restricciones asociadas a la

fluorescencia de pigmentos, aditivos y productos de intemperismo, que pueden enmascarar completamente la señal polimérica, problema menos crítico en la NIR, donde la reflectancia permite mantener firmas espectrales incluso en plásticos coloreados (van Hoorn et al., 2025).

Otro aspecto diferenciador es la velocidad de adquisición espectral: mientras Raman requiere tiempos prolongados de integración por partícula (del orden de segundos a minutos por espectro dependiendo de la potencia láser y la sensibilidad del detector), lo que limita su aplicabilidad en estudios de gran escala, la NIR, especialmente en modalidad HSI, alcanza adquisiciones en milisegundos por píxel, posibilitando análisis de grandes lotes con un alto throughput (Sutliff et al., 2024). En consecuencia, la espectroscopía Raman y la NIR no deben concebirse como técnicas excluyentes, sino complementarias: la NIR se perfila como la opción idónea para cribado rápido y clasificación preliminar de grandes volúmenes, mientras que Raman se reserva para la confirmación de partículas pequeñas, pigmentadas o en matrices acuosas, aportando resolución molecular allí donde la NIR no resulta suficiente (Song et al., 2021).

La Tabla 5 resume los contrastes fundamentales entre Raman y NIR, evidenciando que, mientras la primera constituye la técnica de referencia para el análisis confirmatorio de partículas muy pequeñas o pigmentadas, la segunda se posiciona como herramienta de cribado y clasificación de alto rendimiento. Su implementación conjunta dentro de un mismo flujo de trabajo analítico permite abordar tanto la escala masiva de monitoreo ambiental como la resolución molecular necesaria para validar microplásticos de difícil detección.

**Tabla 5.** Comparación entre espectroscopía Raman y NIR en la identificación de microplásticos.

Parámetro	Raman	NIR
<b>Rango espectral</b>	100–4000 cm <sup>-1</sup> (líneas vibracionales específicas de enlaces moleculares)	780-2500 nm (sobretonos y combinaciones vibracionales)
<b>Resolución espacial</b>	0,5–1 µm (microscopía confocal)	50-100 µm en HSI; menor fiabilidad por debajo de 80 µm
<b>Límite de detección (LOD)</b>	Submicrométrico (<1 µm); permite abordar nanoplásticos	Decenas a centenares de µm; no aplicable a nanoplásticos
<b>Sensibilidad al agua</b>	Baja; adecuada para muestras acuáticas o biológicas húmedas	Alta; agua y humedad enmascaran bandas (1350-1450 nm)
<b>Interferencias principales</b>	Fluorescencia de pigmentos, aditivos y productos de intemperismo	Biofilm, colorantes y humedad; dispersión en partículas pequeñas
<b>Velocidad de adquisición</b>	Segundos–minutos por espectro; bajo throughput	Milisegundos por píxel en HSI; alto throughput (10 <sup>8</sup> -10 <sup>4</sup> partículas/h)
<b>Fortalezas</b>	Alta resolución; identificación de partículas <1 µm; adecuada para fibras y plásticos coloreados	Procesamiento masivo y rápido; robusta para cribado preliminar
<b>Limitaciones</b>	Baja velocidad, afectación por fluorescencia	Límite de detección alto, fuerte interferencia del agua
<b>Aplicación óptima</b>	Confirmación de partículas muy pequeñas o pigmentadas; matrices acuáticas	Cribado rápido, clasificación de grandes volúmenes en matrices secas o tratadas

### 3.3.5 Métodos termoanalíticos

Las técnicas Pirólisis-Cromatografía de Gases-Espectrometría de Masas (Py-GC/MS) y Desorción por Extracción Térmica acoplada a Cromatografía de Gases-Espectrometría de Masas (TED-GC/MS) representan un enfoque analítico termoquímico orientado a la cuantificación absoluta de polímeros, diferenciándose de las metodologías espectroscópicas (FTIR, NIR, Raman), que priorizan la caracterización individual de partículas. El principio consiste en la degradación térmica controlada de los microplásticos a temperaturas de 500–800 °C (Py-GC/MS) o en la desorción/extracción térmica en etapas programadas (TED-GC/MS), generando compuestos volátiles característicos (estireno en PS, acetofenona en PET, ciclohexeno en PE), los cuales se separan por cromatografía de gases y se identifican mediante espectrometría de masas (Becker et al., 2020; Picó & Barceló, 2020). Esta aproximación permite la identificación inequívoca de polímeros y, sobre todo, su cuantificación en términos de

masa, incluso en fracciones inferiores a 1  $\mu\text{m}$ , con límites de detección en el rango de 0,1–10  $\mu\text{g}\cdot\text{g}^{-1}$ , valores significativamente más bajos que los alcanzados por técnicas espectroscópicas (Mansa & Zou, 2021).

Sin embargo, presentan limitaciones críticas. Al ser técnicas destructivas, la muestra se consume durante el análisis, imposibilitando la recuperación de información morfológica (número, forma y tamaño de partículas), lo que las hace inadecuadas para estudios que requieran correlacionar métricas físicas y químicas. Además, los sistemas Py-GC/MS y TED-GC/MS requieren equipamiento altamente especializado y de elevado costo (con inversiones superiores a los 200 000 USD, según la configuración), gases de alta pureza y laboratorios equipados con control térmico y de vacío, lo que restringe su aplicación a centros de investigación avanzados y limita su viabilidad en monitoreos rutinarios o en campañas de campo (Sorolla-Rosario et al., 2022). A ello se suma que la preparación de la muestra suele demandar pasos exhaustivos de limpieza, separación de matriz y concentración, incrementando el tiempo de análisis y la complejidad operativa.

Pese a estas restricciones, las técnicas pirolíticas acopladas a GC/MS se han consolidado como métodos de referencia para la cuantificación absoluta de micro- y nanoplasticos, especialmente en matrices ambientales complejas (suelo, sedimentos, biota) donde la interferencia orgánica o mineral limita la eficacia de FTIR y NIR. Así, mientras estas últimas aportan información no destructiva sobre distribución, morfología y clasificación polimérica, Py-GC/MS y TED-GC/MS ofrecen la validación cuantitativa de la masa polimérica presente, constituyendo un componente esencial en protocolos integrados de caracterización de microplásticos (Wendy, 2022).

La Tabla 6 evidencia que, mientras NIR se posiciona como técnica de cribado rápido y no destructivo, las aproximaciones pirolíticas (Py-GC/MS y TED-GC/MS) constituyen la herramienta de elección para la cuantificación absoluta en masa y la detección de fracciones nanométricas, aunque a costa de perder información morfológica y requerir equipamiento altamente especializado.

**Tabla 6.** Comparación entre técnicas pirolíticas acopladas a GC/MS y espectroscopía NIR

Parámetro	Py-GC/MS / TED-GC/MS	NIR
<b>Principio analítico</b>	Degradación térmica de polímeros (500–800 °C) y análisis de productos de pirólisis por GC-MS	Interacción de radiación NIR (780–2500 nm) con sobretonos y combinaciones vibracionales
<b>Información obtenida</b>	Identificación química inequívoca y cuantificación en masa ( $\mu\text{g}\cdot\text{g}^{-1}$ )	Identificación polimérica y clasificación de partículas
<b>Resolución espacial</b>	No aplicable (técnica destructiva; no discrimina tamaño, forma ni número de partículas)	Limitada por óptica; confiable $\geq 80$ –100 $\mu\text{m}$ ; no aplicable a nanoplasticos
<b>Límites de detección (LOD)</b>	Muy bajos, típicamente 0,1–10 $\mu\text{g}\cdot\text{g}^{-1}$ (según polímero y matriz)	Del orden de 50–100 $\mu\text{m}$ en tamaño; sensibilidad reducida en partículas más pequeñas
<b>Ventajas principales</b>	Alta sensibilidad; aplicable a nanoplasticos; cuantificación absoluta; no depende de interferencias ópticas	No destructiva; alta velocidad (HSI permite procesar $10^3$ – $10^4$ partículas/h); adecuada para cribado masivo
<b>Limitaciones</b>	Destructiva; no aporta información morfológica; equipos costosos (>200000 USD); preparación de muestra compleja	Menor resolución espacial; interferencia del agua, biofilm y pigmentos; requiere preprocesamiento espectral
<b>Aplicación óptima</b>	Validación cuantitativa y estudios de masa polimérica en matrices complejas (suelo, biota, sedimento)	Monitoreo ambiental de alto rendimiento; clasificación preliminar de polímeros en partículas meso y microplásticas

### 3.3.6 Microscopía óptica y fluorescente

La microscopía óptica convencional, junto con la microscopía de fluorescencia basada en colorantes lipofílicos como Nile Red, constituye un recurso auxiliar en la detección inicial de microplásticos. Su bajo costo de operación y la posibilidad de implementar análisis rápidos (en promedio 5–15 minutos por muestra en protocolos estandarizados) la convierten en una herramienta atractiva para el cribado preliminar en estudios de monitoreo

ambiental a gran escala (Pramanik et al., 2023). El Nile Red, en particular, ha mostrado afinidad por polímeros hidrofóbicos de alta prevalencia ambiental como polietileno (PE), polipropileno (PP) y tereftalato de polietileno (PET), permitiendo su visualización bajo microscopía de fluorescencia mediante filtros específicos de emisión (excitación a 543–550 nm y emisión a 570–620 nm) (Kang et al., 2020).

Sin embargo, estas metodologías presentan limitaciones críticas en términos de especificidad y sensibilidad. La microscopía óptica posee un límite de detección en torno a 20–30  $\mu\text{m}$ , lo que excluye a la mayoría de los microplásticos finos y nanoplásticos, mientras que la fluorescencia con Nile Red puede inducir falsos positivos al teñir materia orgánica lipofílica, biofilm o restos de hidrocarburos, así como falsos negativos en plásticos menos afines al colorante, como PVC o PS (Prasad et al., 2024). Asimismo, la cuantificación basada en conteo manual genera una alta variabilidad interobservador y sesgos significativos en muestras ambientales heterogéneas, con tasas de error que pueden superar el 30% en ausencia de confirmación espectroscópica (Sancataldo et al., 2020).

En consecuencia, tanto la microscopía óptica como la fluorescencia con Nile Red deben considerarse únicamente como técnicas de preselección, cuyo propósito es reducir la carga de partículas a ser confirmadas mediante métodos analíticos más robustos como FTIR, Raman o NIR. Si bien optimizan la eficiencia en términos de tiempo y costos, carecen de la capacidad de proporcionar información inequívoca sobre la composición química, el tipo de polímero y la estructura molecular de las partículas detectadas, lo cual resulta indispensable para garantizar la fiabilidad en investigaciones ambientales y toxicológicas (Tigner et al., 2023).

De acuerdo con esto, en la tabla 7 se evidencia que la microscopía óptica/fluorescente es útil como técnica preliminar de cribado, mientras que la NIR aporta confirmación química y clasificación polimérica, aunque con mayores costos y limitaciones en partículas pequeñas.

**Tabla 7.** Comparación entre espectroscopía NIR y microscopía óptica/fluorescente en la identificación de microplásticos

Parámetro	NIR	Microscopía óptica/fluorescente (Nile Red)
<b>Principio analítico</b>	Identificación química basada en absorción vibracional en la región 780–2500 nm.	Identificación morfológica y visualización mediante tinción lipofílica y fluorescencia.
<b>Confirmación química</b>	Sí (permite discriminar polímeros mediante bibliotecas espectrales).	No (detecta presencia visual, pero no confirma composición).
<b>Límite de detección (tamaño)</b>	~80–100 $\mu\text{m}$ (partículas menores requieren $\mu$ -FTIR o Raman).	~20–30 $\mu\text{m}$ (resolución óptica limitada, no detecta nanoplásticos).
<b>Sensibilidad a interferentes</b>	Afectado por biofilm, pigmentos y cargas minerales que alteran la reflectancia.	Afectado por materia orgánica lipofílica, hidrocarburos y biopelículas → falsos positivos.
<b>Especificidad polimérica</b>	Alta (cuando se emplea quimiometría y bases de datos calibradas).	Baja (solo indica afinidad lipofílica, no distingue polímeros).
<b>Velocidad de análisis</b>	Media-alta (segundos por espectro; minutos en análisis multiclase con HSI).	Alta (cribado preliminar rápido: 5–15 min por muestra).
<b>Información adicional</b>	No aporta morfología detallada, pero permite clasificación química robusta.	Aporta morfología básica y fluorescencia, pero sin información molecular.
<b>Costo de instrumentación</b>	Alto (equipos NIR/HSI > 100,000 USD).	Bajo (microscopios convencionales < 5,000 USD; con fluorescencia < 20,000 USD).
<b>Aplicabilidad en campo</b>	Limitada por costo y tamaño de equipos; requiere condiciones controladas.	Alta, por portabilidad y bajo costo, pero solo como método de preselección.

### 3.3.7 Síntesis comparativa

El análisis de microplásticos mediante técnicas espectroscópicas se ha consolidado como la vía más directa para la identificación química de polímeros, ya que estas técnicas permiten reconocer firmas moleculares específicas a partir de la interacción de la radiación con los enlaces químicos. Dentro de este grupo, la espectroscopía infrarroja por transformada de Fourier (FTIR) y la espectroscopía Raman han dominado la investigación en las dos últimas décadas, estableciéndose como métodos de referencia por su capacidad de identificar una amplia gama de polímeros con alta precisión (Fakayode et al., 2024). Sin embargo, la creciente incorporación de la espectroscopía en el rango cercano al infrarrojo (NIR) y su variante hiperespectral (NIR-HSI) ha abierto nuevas posibilidades al ofrecer un balance distinto entre sensibilidad, velocidad, portabilidad y escalabilidad. La comparación entre estas técnicas resulta indispensable para comprender el rol que puede desempeñar NIR en el futuro de la investigación sobre microplásticos (Rani et al., 2023).

La técnica FTIR se basa en la absorción de radiación en la región del infrarrojo medio (MIR, 4000–400  $\text{cm}^{-1}$ ), donde se producen vibraciones fundamentales de enlaces como C–H, C=O y N–H. Estas bandas son intensas y bien definidas, lo que permite una discriminación precisa entre diferentes polímeros (Xie et al., 2024). Gracias a ello, FTIR ha sido considerado el estándar en estudios de monitoreo ambiental, con la posibilidad de identificar los polímeros más comunes incluso en partículas degradadas o pigmentadas (Circelli et al., 2024). Además, las bibliotecas espectrales disponibles en MIR son muy completas, lo que aumenta la confiabilidad de la clasificación. La principal limitación de FTIR, no obstante, reside en su resolución espacial y en el tiempo de análisis. El rango práctico de detección de partículas se ubica en torno a los 20  $\mu\text{m}$  en su modalidad de micro-FTIR, lo que deja fuera a una gran fracción de partículas nanométricas o de escala submicrónica. Asimismo, la necesidad de medir cada partícula de manera individual en modos convencionales o de procesar imágenes espectrales completas en FTIR-FPA genera tiempos prolongados, lo que limita el número de muestras que pueden procesarse en campañas extensivas (Xie et al., 2024).

La espectroscopía Raman, por su parte, ofrece una resolución espacial notablemente superior, alcanzando la identificación de partículas cercanas al micrómetro e incluso menores. Su principio se basa en la dispersión inelástica de la luz, lo que genera espectros característicos altamente informativos. Una de sus ventajas más destacadas es que el agua no representa una interferencia significativa, lo que le otorga superioridad en estudios de microplásticos en matrices acuáticas (Cowger et al., 2020). No obstante, también enfrenta desventajas relevantes: los pigmentos y aditivos presentes en muchos plásticos generan fluorescencia que puede ocultar las señales Raman; los tiempos de adquisición son más largos que en FTIR; y los equipos resultan costosos y requieren condiciones instrumentales específicas. En consecuencia, aunque Raman sobresale por su resolución, presenta un throughput limitado, lo que compromete su aplicación en estudios de gran escala (Veerasingam et al., 2020).

Frente a estas técnicas consolidadas, la espectroscopía NIR ofrece un enfoque complementario. A diferencia de FTIR, que trabaja en el rango MIR, NIR se ubica entre 800 y 2500 nm, donde se observan sobretonos y combinaciones de las vibraciones fundamentales. Estas bandas son menos intensas y más solapadas que en MIR, lo que explica que la identificación por NIR no sea tan precisa a nivel molecular como FTIR o Raman. Sin embargo, esta aparente desventaja se ve compensada por una serie de atributos prácticos que hacen del NIR una técnica atractiva para ciertos escenarios (Lee & Chae, 2020). En primer lugar, la instrumentación asociada al NIR es más robusta, menos costosa y, en muchos casos, portátil, lo que permite aplicaciones de campo imposibles de realizar con FTIR o Raman convencionales. En segundo lugar, el NIR permite la adquisición rápida de espectros de superficies extensas sin necesidad de preparación destructiva de la muestra, lo que se traduce en un throughput mucho mayor. Esto cobra especial importancia en programas de monitoreo ambiental que requieren procesar decenas o cientos de muestras en lapsos cortos (Mariano et al., 2021).

Un aspecto fundamental del NIR es la posibilidad de integrarse con la tecnología de imagen hiperespectral (HSI). Mediante NIR-HSI, cada píxel de una imagen puede asociarse a un espectro, lo que no solo permite identificar el tipo de polímero, sino también mapear la distribución espacial de las partículas en filtros o superficies. Este tipo de análisis es particularmente valioso para el conteo automático de partículas y para el estudio de su distribución en matrices complejas como suelos o sedimentos (Piarulli et al., 2020). Estudios recientes han mostrado que NIR-HSI puede detectar partículas de alrededor de 80  $\mu\text{m}$  y mayores, con tiempos de análisis reducidos a minutos para muestras completas, lo que marca una diferencia radical frente al carácter lento y laborioso del FTIR y Raman tradicionales (Piarulli et al., 2021).

Desde la perspectiva de los límites de detección, FTIR y Raman son claramente superiores a NIR en sensibilidad, especialmente cuando se trata de partículas pequeñas o de concentraciones muy bajas. Mientras que FTIR y Raman pueden operar en escalas de micrómetros con gran precisión, el NIR requiere masas significativamente mayores para generar señales confiables, situando sus límites de detección en el orden de miligramos por gramo o superior en muchas matrices ambientales (Primpke et al., 2020). Esto limita su aplicabilidad en estudios donde se busca cuantificar la presencia de microplásticos en trazas. No obstante, cuando el interés está en evaluar la contaminación en zonas de alta carga plástica, por ejemplo, suelos agrícolas tratados con lodos, sedimentos urbanos o descargas industriales el NIR se convierte en una herramienta de gran utilidad, ya que combina rapidez y bajo costo operativo.

En la práctica, la relación entre estas técnicas puede entenderse como complementaria más que excluyente. FTIR y Raman ofrecen la precisión y sensibilidad necesarias para caracterizar partículas pequeñas y bajas concentraciones, pero son limitadas en escalabilidad. NIR, en cambio, no alcanza esa sensibilidad, pero habilita el procesamiento rápido y no destructivo de grandes volúmenes de muestras (Ai et al., 2023). En este sentido, el papel más prometedor del NIR no es reemplazar a FTIR o Raman, sino actuar como técnica de cribado de alto rendimiento. Bajo esta lógica, el NIR puede utilizarse para identificar aquellas muestras que presentan cargas significativas de microplásticos, que posteriormente pueden ser analizadas en detalle mediante FTIR o Raman (Primpke et al., 2020). Esta estrategia híbrida optimiza recursos, reduce tiempos y amplía el alcance de los programas de monitoreo ambiental.

Finalmente, un punto de convergencia entre las tres técnicas es la necesidad de modelos de interpretación y bibliotecas espectrales robustas. Mientras que FTIR y Raman cuentan con bases consolidadas y estandarizadas a nivel internacional, el NIR aún requiere el desarrollo de bibliotecas más completas que incluyan polímeros envejecidos, pigmentados y con aditivos, así como validaciones interlaboratorio que consoliden su credibilidad. A medida que se avanza en esta dirección y se incorporan algoritmos de aprendizaje automático capaces de resolver el solapamiento espectral, es previsible que la brecha en sensibilidad entre NIR y las técnicas convencionales se reduzca progresivamente (van Hoorn et al., 2025).

### 3.4 Eficacia y Limitaciones de NIR en la Detección de Polímeros Comunes

La eficacia de la espectroscopía NIR en la detección de polímeros comunes como polietileno (PE), polipropileno (PP), poliestireno (PS), poliamidas (PA) y tereftalato de polietileno (PET) ha sido demostrada en diversos estudios, en los que se reportan tasas de identificación superiores al 95 % cuando se emplean bibliotecas espectrales representativas y modelos de clasificación robustos (Vidal & Pasquini, 2021; Piarulli et al., 2021). El rendimiento es especialmente alto en polímeros con estructuras ricas en enlaces C–H como PE y PP, cuyas bandas de sobretono y combinación en la región de 1200–1700 nm y 2100–2300 nm son intensas y reproducibles, lo que facilita la diferenciación frente a otros materiales incluso en matrices complejas (Sutliff et al., 2024). Asimismo, el NIR ha mostrado eficacia en la discriminación de PET y PA gracias a la contribución de bandas asociadas a C=O y N–H, que proporcionan señales adicionales no presentes en poliolefinas (Circelli et al., 2024).

A pesar de sus ventajas operativas, la espectroscopía NIR enfrenta limitaciones fundamentales que afectan la sensibilidad y la fiabilidad de sus resultados en la identificación de microplásticos. Una de las más críticas es la dificultad para discriminar entre polímeros con espectros muy similares. El polietileno de alta densidad (HDPE) y el de baja densidad (LDPE), por ejemplo, muestran bandas de absorción casi idénticas en la región 1150–1850 nm, con variaciones de intensidad menores al 2–5%, lo que imposibilita su separación sin aplicar técnicas de análisis multivariante robustas como PLS-DA o SVM (Grgić et al., 2022). Esta dificultad se incrementa en el caso de copolímeros y mezclas degradadas, donde los solapamientos espectrales pueden reducir la precisión de clasificación hasta en un 20–30% en ausencia de algoritmos de quimiometría avanzada.

En términos de resolución espacial, la NIR presenta un límite práctico de detección cercano a los 80–100  $\mu\text{m}$  en partículas individuales, con una disminución drástica de la relación señal/ruido por debajo de este umbral. Estudios comparativos han reportado que mientras  $\mu\text{-FTIR}$  puede alcanzar resoluciones de 10–20  $\mu\text{m}$  y Raman incluso inferiores a 5  $\mu\text{m}$ , la NIR apenas logra identificar confiablemente partículas en el rango  $>100 \mu\text{m}$ , con un límite de detección (LOD) aproximado de 0,1–0,5 mg en términos de masa plástica total (Faltynkova et al., 2021). Este aspecto se traduce en una subestimación sistemática de la fracción fina de microplásticos ( $<50 \mu\text{m}$ ), que es precisamente la de mayor relevancia ecotoxicológica por su potencial de bioacumulación.

Las condiciones de la matriz representan otra fuente de error. Biofilms, pigmentos y cargas minerales alteran la reflectancia y generan enmascaramientos de las bandas diagnósticas. Por ejemplo, la presencia de carbonato de calcio en concentraciones >5% en peso puede reducir hasta en un 40% la intensidad de las señales NIR en el rango 1400–1500 nm, comprometiendo la identificación de polímeros como el poliestireno (PS), cuya señal en esta región es intrínsecamente débil (Mhaddolkar et al., 2024). Asimismo, la interferencia de pigmentos oscuros (negro de carbón, óxidos metálicos) puede aumentar la absorbancia de fondo, reduciendo la precisión de clasificación en hasta un 25% en estudios de campo (Beck et al., 2023).

Un factor adicional a considerar es la limitación de las librerías espectrales disponibles. La mayoría de las bases de datos comerciales están construidas con plásticos vírgenes en condiciones controladas, lo cual no refleja la complejidad de los polímeros envejecidos ambientalmente. Procesos como la fotooxidación generan carbonilos (bandas en 1700–1740 nm) y alteran la cristalinidad, modificando significativamente las firmas espectrales. En consecuencia, se recomienda construir bibliotecas dinámicas que incluyan polímeros degradados, aditivados y recubiertos por biofilm, lo que podría reducir los errores de clasificación en un 15–20% frente a bases estáticas (Grgić et al., 2022; Beck et al., 2023).

En contraste, las limitaciones incluyen la dificultad para diferenciar polímeros de espectros muy similares (HDPE y LDPE), la menor precisión en copolímeros y plásticos degradados, y un límite de resolución espacial que restringe la detección a partículas mayores a 80–100  $\mu\text{m}$ . Además, factores de matriz como biofilms, pigmentos o cargas minerales pueden enmascarar las señales, mientras que las librerías espectrales suelen basarse en plásticos vírgenes, lo que reduce la representatividad frente a polímeros envejecidos ambientalmente (Grgić et al., 2022).

De manera práctica, la eficacia de NIR en la detección de polímeros comunes se maximiza cuando se dispone de bases espectrales amplias que incluyen plásticos vírgenes y envejecidos, cuando se emplean algoritmos multivariantes capaces de manejar solapamiento y ruido, y cuando se controla el pretratamiento de muestras para minimizar interferencias. Sus limitaciones se evidencian principalmente en polímeros con firmas débiles o en partículas muy pequeñas, escenarios donde NIR puede cumplir una función de cribado rápido y clasificación inicial, pero requiere complementarse con técnicas espectroscópicas de mayor resolución para asegurar resultados confiables (Fu et al., 2024; van Hoorn et al., 2025). La figura 2 sintetiza los principales beneficios y restricciones de la espectroscopía NIR aplicada a la detección de microplásticos.

# EFICACIA DE NIR EN LA DETECCIÓN DE POLÍMEROS COMUNES

## Ventajas



Tasas de identificación >95% con bibliotecas espectrales representativas y modelos robustos.



Alta eficacia para PE y PP gracias a bandas C-H intensas y reproducibles (1200-1700 nm, 2100-2300 nm).



Discriminación de PET y PA por bandas asociadas a C=O y N-H.



Útil para cribado rápido y clasificación inicial.

## Limitaciones



Dificultad para separar HDPE y LDPE (espectros casi idénticos).



Menor precisión en copolímeros y plásticos degradados (20-30% de error).



Límite de resolución espacial ~80-100  $\mu\text{m}$ ; LOD 0,1-0,5 mg.



No detecta bien partículas <50  $\mu\text{m}$  (subestimación de fracción fina).



Interferencias de biofilms, pigmentos y cargas minerales (reducción de señal hasta 40%).



Librerías espectrales suelen basarse en plásticos vírgenes, no en degradados o recubiertos.

Figura 2. Eficacia de la espectroscopía NIR en la detección de polímeros comunes. Fuente: elaboración propia.

### 3.5 Identificación de Sectores y Ambientes de Aplicación para el NIR

La espectroscopía de infrarrojo cercano (NIR) ha encontrado aplicaciones diversas en la identificación de microplásticos, no solo en contextos ambientales, sino también en sectores productivos y de gestión de residuos. En ambientes acuáticos, su uso ha sido fundamental para la detección de microplásticos en aguas superficiales, estuarios y sistemas de abastecimiento, donde la rápida discriminación de partículas permite generar datos de monitoreo en tiempo real agrícolas (Adhikari et al., 2023). De igual forma, en ambientes costeros y marinos, la espectroscopía hiperespectral NIR ha sido aplicada en campañas de muestreo para cartografiar la acumulación de plásticos en playas y zonas intermareales, generando información clave para la gestión de residuos marinos (Wang et al., 2025).

En el ámbito terrestre, la espectroscopía en el infrarrojo cercano (NIR) ha demostrado gran eficacia en el análisis de suelos agrícolas y lodos de depuradora, donde los microplásticos derivados de biosólidos representan una fuente emergente de contaminación. Estudios recientes han confirmado que entre el 80 y el 90 % de los microplásticos que ingresan a estaciones de tratamiento de aguas residuales quedan retenidos en los lodos, y que estos, al ser aplicados como fertilizantes, transfieren partículas plásticas directamente a suelos agrícolas (Adhikari et al., 2023). En suelos sometidos a aplicación prolongada de biosólidos durante más de veinte años se han reportado concentraciones de 360 a 500 partículas de microplástico por kilogramo de suelo seco, en comparación con suelos sin enmiendas, que apenas alcanzan valores cercanos a 117 partículas/kg; además, los propios biosólidos pueden contener hasta 12.000 partículas/kg en peso seco, predominando polímeros como poliuretano, polietileno y poliamida agrícolas (Adhikari et al., 2023). Otros estudios han registrado entre 195 y 306 partículas/kg en suelos agrícolas de distintos usos, con tamaños medianos de 130 a 230  $\mu\text{m}$  e identificación de PE, PP y PET como polímeros dominantes (Park & Kim, 2022). Frente a estas matrices altamente heterogéneas, el NIR aporta

la ventaja de diferenciar polímeros de manera rápida y no destructiva, incluso cuando se encuentran mezclados con altos contenidos de materia orgánica, lo que lo convierte en una herramienta clave para rastrear la migración de contaminantes plásticos desde ambientes urbanos hacia ecosistemas rurales y agrícolas (Saha et al., 2024).

En paralelo, dentro del sector de gestión de residuos sólidos urbanos, el NIR se ha consolidado como una tecnología esencial en las plantas de clasificación automatizada de plásticos. En Europa, donde se generan más de 29 millones de toneladas de residuos plásticos anuales, apenas un 35 % es reciclado, pero la introducción de sistemas de clasificación óptica basados en espectroscopía NIR ha permitido alcanzar purezas de separación superiores al 95 % para polímeros como PET, PE y PP (Serranti et al., 2020). Estos avances han tenido un impacto directo en la eficiencia del reciclaje: en Alemania, por ejemplo, la implementación de estas tecnologías ha posibilitado la producción de más de 7,7 millones de toneladas de plásticos reciclados al año, evitando alrededor de 3,4 millones de toneladas de emisiones de CO<sub>2</sub> equivalentes asociadas a la fabricación de plásticos vírgenes (Conversio Market & Strategy, 2022). Estas cifras demuestran no solo el valor ambiental de la tecnología, sino también su aporte económico dentro de la transición hacia una economía circular.

De esta forma, tanto en el monitoreo de suelos y biosólidos como en la optimización de procesos industriales de reciclaje, la espectroscopía NIR se posiciona como una herramienta estratégica frente al reto global de la contaminación plástica. Sus aplicaciones permiten desde la detección de partículas microscópicas en matrices agrícolas hasta la clasificación masiva de polímeros en flujos urbanos, y las proyecciones futuras apuntan a su integración con inteligencia artificial y plataformas de teledetección que facilitarán el monitoreo en tiempo real de plásticos a gran escala (Wang et al., 2025).

Otro sector con aplicaciones emergentes es el industrial, particularmente la industria alimentaria y farmacéutica, donde aún no se han publicado estudios concluyentes que empleen directamente espectroscopía NIR para la detección de microplásticos en productos o empaques. Sin embargo, investigaciones recientes con otras técnicas espectroscópicas respaldan su potencial en la vigilancia de contaminantes plásticos y en la garantía de inocuidad de los procesos productivos. En el ámbito biomédico, se han logrado avances significativos en la detección de partículas plásticas en fluidos y tejidos humanos. Geppner et al. (2023) desarrollaron un método enzimático de digestión con pepsina y pancreatina para aislar microplásticos en sangre, mientras que un estudio más reciente cuantificó micro- y nanoplásticos en 64 de 68 muestras de sangre humana mediante pirólisis-GC-MS, detectando principalmente polietileno, PVC, PET y PMMA, con concentraciones que oscilaron entre 170 y 2.490 ng/mL en las muestras que superaron el límite de cuantificación, y un promedio general de 268 ng/mL (Brits et al., 2024).

En paralelo, los ecosistemas considerados prístinos también han revelado la presencia de microplásticos gracias a la aplicación de técnicas en el infrarrojo medio. En la Antártida, se registraron concentraciones de entre 73 y 3.099 partículas por litro de nieve mediante espectroscopía FT-IR automatizada, con un límite de detección de 11 µm; cerca del 95 % de las partículas identificadas fueron menores a 50 µm y se caracterizaron polímeros como poliamida, PET, PE y caucho sintético (Jones-Williams et al., 2025). De manera complementaria, en la nieve de alta montaña del Parque Nacional El Teide, en España, se observaron fibras microplásticas principalmente celulósicas, de poliéster y acrílico, con tamaños de 250 a 750 µm y densidades de 51 ± 72 ítems/L en zonas prístinas, que aumentaron a valores entre 167 y 188 ítems/L en áreas con mayor actividad humana (Sánchez-Almeida et al., 2023). Estos resultados demuestran que la deposición atmosférica de partículas plásticas es un fenómeno global que alcanza regiones remotas y ecosistemas sensibles.

Indicando que, los sectores ambiental, biomédico e industrial, así como la investigación en ecosistemas de alta montaña y polares, muestran evidencia sólida de la presencia de microplásticos y de la utilidad de las técnicas espectroscópicas, entre ellas el NIR y sus complementarias, en su detección y caracterización. Aunque en ciertos contextos, como la industria alimentaria y farmacéutica, el uso de NIR se encuentra aún en fase exploratoria, las evidencias actuales sugieren que la técnica posee un gran potencial para consolidarse como herramienta transversal en el monitoreo y la evaluación del riesgo de la contaminación plástica en múltiples escenarios (Brits et al., 2024).

### **3.6 Direcciones Futuras de Investigación**

El análisis de microplásticos mediante espectroscopía en el rango cercano al infrarrojo (NIR) y sus modalidades hiperespectrales constituye un campo en plena expansión que, pese a los avances recientes, presenta todavía vacíos metodológicos y técnicos significativos. La investigación futura deberá orientarse a superar estas limitaciones, consolidar la técnica frente a estándares establecidos y explorar nuevas aplicaciones que la posicionen como una herramienta de referencia en el monitoreo ambiental (Ciornii et al., 2025).

Uno de los retos más urgentes se encuentra en la construcción de bibliotecas espectrales especializadas y representativas. La mayor parte de los estudios realizados hasta ahora utilizan espectros de polímeros vírgenes o en condiciones controladas, mientras que en el ambiente real los microplásticos se encuentran sometidos a procesos de fotooxidación, abrasión, interacción con contaminantes orgánicos e inorgánicos, y colonización por biofilms. Todos estos factores alteran significativamente las propiedades ópticas de los plásticos y, por ende, sus firmas espectrales en el rango NIR. Por ello, resulta necesario generar bases de datos que incorporen espectros de polímeros envejecidos, coloreados, con aditivos y recubiertos biológicamente, lo que permitirá entrenar modelos quimiométricos y de aprendizaje automático más robustos y representativos (Leone et al., 2023). Asimismo, estas bibliotecas deberían desarrollarse de forma colaborativa entre diferentes laboratorios y validarse en contextos interlaboratorio, garantizando su aplicabilidad en diversas regiones y matrices ambientales (Ciornii et al., 2025; Zhu et al., 2020).

Otro aspecto fundamental es la mejora de la resolución espacial en sistemas NIR-HSI. Actualmente, los límites prácticos de detección en tamaño rondan entre 80 y 250  $\mu\text{m}$ , lo que excluye una fracción considerable de microplásticos pequeños y nanoplásticos. Estos fragmentos son especialmente relevantes por su capacidad de atravesar barreras biológicas y generar efectos ecotoxicológicos, por lo que la falta de sensibilidad en este rango constituye una limitación crítica (Zhu et al., 2020). La investigación futura podría orientarse al diseño de sensores con píxeles más pequeños, al uso de lentes de alta calidad que reduzcan el tamaño de píxel proyectado, y al desarrollo de sistemas híbridos que combinen espectroscopía NIR con microscopía óptica avanzada. También podrían explorarse configuraciones de campo cercano (NIR-sSNOM) que, aunque actualmente se encuentran en estado experimental, prometen superar las restricciones impuestas por la difracción (Zhu et al., 2020).

El avance en herramientas de procesamiento de datos y modelado computacional se perfila como otra línea estratégica. Las técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo (deep learning), en particular las redes neuronales convolucionales (CNN), están mostrando un enorme potencial para discriminar espectros complejos y reducir el solapamiento de bandas característico del rango NIR (Dong et al., 2025; Ciornii et al., 2025). Sin embargo, la mayoría de los modelos entrenados hasta ahora se basan en bases de datos reducidas y no siempre generalizables a otras condiciones ambientales. La investigación futura debería enfocarse en construir conjuntos de entrenamiento más amplios y diversos, incluyendo polímeros en distintos estados de degradación y matrices variadas (agua, suelo, aire, biota), para que los algoritmos puedan ofrecer resultados consistentes en contextos heterogéneos (Ramos & Dias, 2025). El desarrollo de modelos de transferencia de dominio y aprendizaje federado podría facilitar la cooperación entre laboratorios, permitiendo entrenar algoritmos más robustos sin necesidad de compartir físicamente los datos sensibles (Beć et al., 2022).

La aplicación de NIR en entornos in situ constituye otra de las direcciones más prometedoras. La miniaturización de espectrómetros NIR y la disponibilidad de equipos portátiles y relativamente económicos abre la posibilidad de realizar análisis directamente en campo, lo que reduciría la dependencia de laboratorios centralizados y aceleraría la toma de decisiones (Ali et al., 2024). No obstante, esta aplicación enfrenta desafíos relacionados con la variabilidad de las condiciones ambientales (humedad, temperatura, intensidad y ángulo de la luz solar, interferencia de partículas en suspensión), por lo que se requiere desarrollar protocolos de calibración robustos y estandarizados para condiciones de campo. Probar el rendimiento de espectrómetros portátiles en campañas de muestreo reales, como monitoreo costero, evaluaciones en ríos urbanos o inspección de suelos agrícolas, será clave para demostrar su viabilidad (Zhu et al., 2020).

Otro ámbito que requiere mayor atención es la complementariedad entre NIR y otras técnicas espectroscópicas. NIR probablemente no reemplazará a FTIR o Raman en la detección de partículas pequeñas ni a Py-GC/MS en la cuantificación de trazas, pero puede desempeñar un papel clave como técnica de cribado rápido y de primera línea. La investigación futura debería explorar protocolos híbridos que definan de manera clara cuándo aplicar NIR y en qué condiciones es recomendable confirmar los resultados con técnicas más sensibles (Palmieri et al., 2024).

Este enfoque combinado no solo optimizaría los recursos analíticos, sino que también permitiría establecer jerarquías metodológicas en función de los objetivos de investigación y los niveles de contaminación esperados.

La normalización y estandarización internacional es otro eje fundamental en el que el NIR tiene aún un camino por recorrer. En la actualidad, los procedimientos empleados por los distintos grupos de investigación varían notablemente en cuanto a preparación de muestras, configuración instrumental y estrategias de análisis de datos. Esta heterogeneidad limita la comparabilidad de los resultados y dificulta la integración de la técnica en marcos regulatorios. El desarrollo de normas ISO y ASTM (ISO., 2025) que incorporen explícitamente la espectroscopía NIR para la identificación de microplásticos, con parámetros de validación claramente definidos, será una meta central en los próximos años. Para ello, serán necesarios estudios de validación interlaboratorio a gran escala, en los que se evalúe la reproducibilidad y precisión de la técnica en distintos contextos (ISO., 2025).

Finalmente, resulta relevante abrir nuevas líneas de investigación orientadas a evaluar la idoneidad del NIR en función de los objetivos ecotoxicológicos y regulatorios. Si bien su sensibilidad es inferior a la de FTIR o Py-GC/MS, es posible que el rango de partículas y concentraciones detectables por NIR sea suficiente para ciertos propósitos de gestión ambiental, como la identificación de zonas críticas de contaminación, la vigilancia de descargas industriales o el monitoreo de suelos agrícolas expuestos a biosólidos (Wetzel, 2025). En este sentido, será importante desarrollar estudios comparativos que correlacionen los resultados obtenidos por NIR con métricas de impacto ambiental y de riesgo para la salud, de modo que se pueda determinar en qué escenarios la técnica proporciona información suficiente para orientar la toma de decisiones (Ramage et al., 2025).

Así, el futuro de la investigación en NIR aplicado a microplásticos se proyecta hacia una consolidación multidimensional, la cual abarca desde la mejora instrumental y el refinamiento de algoritmos de procesamiento, hasta la estandarización internacional y la validación interlaboratorio (Ramage et al., 2025). A medida que estas líneas se desarrollen, se abrirán nuevas oportunidades para aplicar la técnica en monitoreo ambiental, control regulatorio y estudios ecotoxicológicos, lo que permitirá ampliar su papel más allá de la mera detección hacia una herramienta estratégica de gestión de la contaminación plástica (Bergeson & Bergeson, 2025).

#### **4. CONCLUSIONES**

La espectroscopía de infrarrojo cercano (NIRS) se establece como una herramienta estratégica de cribado rápido para microplásticos, no como un sustituto de los métodos de confirmación como FTIR o Raman. Su valor principal reside en la velocidad para analizar grandes volúmenes de muestras, su portabilidad para el trabajo in situ y su carácter no destructivo.

Sin embargo, su aplicación a gran escala enfrenta limitaciones críticas: una baja sensibilidad que le impide detectar partículas menores a 100  $\mu\text{m}$ , las fuertes interferencias de la matriz ambiental (agua, materia orgánica) y una notable falta de estandarización en protocolos y bibliotecas espectrales que impide la comparabilidad de resultados.

Para que esta técnica se consolide, es indispensable avanzar en tres frentes: la creación de bibliotecas espectrales que incluyan plásticos degradados, la estandarización de protocolos a nivel internacional y el uso de algoritmos avanzados como el machine learning para filtrar el ruido de la matriz.

En definitiva, el rol del NIRS es actuar como un sistema de primera alerta a gran escala, identificando rápidamente zonas contaminadas que justifiquen un análisis de precisión con otras técnicas. Esto lo convierte en una pieza clave para una gestión ambiental más eficiente, no para la cuantificación absoluta.

#### **5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

1. Adesokan, M., Alamu, E. O., Otegbayo, B., & Maziya-Dixon, B. (2023). A review of the use of near-infrared hyperspectral imaging (NIR-HSI) techniques for the non-destructive quality assessment of root and tuber crops. *Applied Sciences*, 13(9), 5226. <https://doi.org/10.3390/app13095226>

2. Faltynkova, A., Johnsen, G., & Wagner, M. (2021). Hyperspectral imaging as an emerging tool to analyze microplastics: A systematic review and recommendations for future development. *Microplastics and Nanoplastics*, 1. <https://doi.org/10.1186/s43591-021-00014-y>
3. Fu, X., Pan, X., Chen, J., Zhang, M., Ye, Z., & Yu, X. (2024). Traceability of Microplastic Fragments from Waste Plastic Express Packages Using Near-Infrared Spectroscopy Combined with Chemometrics. *Molecules*, 29(6), 1308. <https://doi.org/10.3390/molecules29061308>
4. Gullifa, G., Barone, L., Papa, E., Giuffrida, A., Materazzi, S., & Risoluti, R. (2023). Portable NIR spectroscopy: the route to green analytical chemistry. *Frontiers in Chemistry*, 11. <https://doi.org/10.3389/fchem.2023.1214825>
5. Beck, A. J., Kaandorp, M., Hamm, T., Bogner, B., Kossel, E., Lenz, M., Haeckel, M., & Achterberg, E. P. (2023). Rapid shipboard measurement of net-collected marine microplastic polymer types using near-infrared hyperspectral imaging. *Analytical and Bioanalytical Chemistry*, 415(15), 2989–2998. <https://doi.org/10.1007/s00216-023-04634-6>
6. Willans, M., Szczecinski, E., Roocke, C., Williams, S., Timalina, S., Vongsvivut, J., McIlwain, J., Naderi, G., Linge, K. L., & Hackett, M. J. (2023). Development of a rapid detection protocol for microplastics using reflectance-FTIR spectroscopic imaging and multivariate classification. *Environmental Science Advances*, 2(4), 663–674. <https://doi.org/10.1039/d2va00313a>
7. Abdulmalik Ali, Mansurat, (2024). Spectrometric Detection Of Microplastics In The Environment: A Novel Approach Using Hyperspectral Imaging System. *Theses and Dissertations*. 6515. <https://commons.und.edu/theses/6515>
8. Ai, W., Chen, G., Yue, X., & Wang, J. (2022). Application of hyperspectral and deep learning in farmland soil microplastic detection. *Journal of Hazardous Materials*, 445, 130568. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2022.130568>
9. Circelli, L., Cheng, Z., Garwood, E., Yuksel, K., Di Iorio, E., Angelico, R., & Colombo, C. (2024). Comparison of ATR-FTIR and NIR spectroscopy for identification of microplastics in biosolids. *The Science of the Total Environment*, 916, 170215. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.170215>
10. Grgić, F., Jurina, T., Valinger, D., Kljusurić, J. G., Tušek, A. J., & Benković, M. (2022). Near-Infrared Spectroscopy Coupled with Chemometrics and Artificial Neural Network Modeling for Prediction of Emulsion Droplet Diameters. *Micromachines*, 13(11), 1876. <https://doi.org/10.3390/mi13111876>
11. Metrohm. (2020). Analysis of polymers using near-infrared spectroscopy (Application Bulletin AB-414\_1\_EN). Metrohm. [https://www.metrohm.com/content/dam/metrohm/shared/documents/application-bulletins/AB-414\\_2.pdf](https://www.metrohm.com/content/dam/metrohm/shared/documents/application-bulletins/AB-414_2.pdf)
12. Mhaddolkar, N., Koinig, G., Vollprecht, D., Astrup, T. F., & Tischberger-Aldrian, A. (2024). Effect of surface contamination on Near-Infrared Spectra of biodegradable plastics. *Polymers*, 16(16), 2343. <https://doi.org/10.3390/polym16162343>
13. Sutliff, B. P., Goyal, S., Martin, T. B., Beaucage, P. A., Audus, D. J., & Orski, S. V. (2024). Correlating Near-Infrared spectra to bulk properties in polyolefins. *Macromolecules*, 57(5), 2329–2338. <https://doi.org/10.1021/acs.macromol.3c02290>
14. Piarulli, S., Malegori, C., Grasselli, F., Airoidi, L., Prati, S., Mazzeo, R., Sciutto, G., & Oliveri, P. (2021). An effective strategy for the monitoring of microplastics in complex aquatic matrices: Exploiting the potential of near infrared hyperspectral imaging (NIR-HSI). *Chemosphere*, 286, 131861. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2021.131861>

15. Sutliff, B. P., Beaucage, P. A., Audus, D. J., Orski, S. V., & Martin, T. B. (2024). Sorting polyolefins with near-infrared spectroscopy: identification of optimal data analysis pipelines and machine learning classifiers. *Digital Discovery*. <https://doi.org/10.1039/d4dd00235k>
16. Vidal, C., & Pasquini, C. (2021). A comprehensive and fast microplastics identification based on near-infrared hyperspectral imaging (HSI-NIR) and chemometrics. *Environmental Pollution*, 285, 117251. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2021.117251>
17. Van Hoorn, H., Pourmohammadi, F., De Leeuw, A., Vasulkar, A., De Vos, J., & Van Den Berg, S. (2025). Machine Learning-Based identification of plastic types using handheld spectrometers. *Sensors*, 25(12), 3777. <https://doi.org/10.3390/s25123777>
18. Kim, Y., Cho, S., & Chung, H. (2022). Feasibility of diffuser-incorporated near-infrared trans-reflectance measurement for quantitative detection of microplastics captured in perfluorocarbon. *Analytica Chimica Acta*, 1239, 340746. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2022.340746>
19. Mehrubeoglu, M., Van Sickle, A., & Turner, J. (2020). Detection and identification of plastics using SWIR hyperspectral imaging. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 11504, 115040G. <https://doi.org/10.1117/12.2570040>
20. Chen, Y., Wen, D., Pei, J., Fei, Y., Ouyang, D., Zhang, H., & Luo, Y. (2020). Identification and quantification of microplastics using Fourier-transform infrared spectroscopy: Current status and future prospects. *Current Opinion in Environmental Science & Health*, 18, 14–19. <https://doi.org/10.1016/j.coesh.2020.05.004>
21. De Lima Ribeiro, A., Fuchs, M. C., Lorenz, S., Röder, C., Heitmann, J., & Gloaguen, R. (2024). Multi-sensor characterization for an improved identification of polymers in WEEE recycling. *Waste Management*, 178, 239–256. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2024.02.024>
22. Serranti, S., Capobianco, G., Cucuzza, P., & Bonifazi, G. (2024). Efficient microplastic identification by hyperspectral imaging: A comparative study of spatial resolutions, spectral ranges and classification models to define an optimal analytical protocol. *The Science of the Total Environment*, 176630. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.176630>
23. Vargas, C. P. P., Carrasco, M. F. A., Ferri, J. M., Bertomeu, D., Pawlak, F., & Samper, M. D. (2021). IDENTIFICATION OF BIODEGRADABLE POLYMERS AS CONTAMINANTS IN THE THERMOPLASTICS RECYCLING PROCESS. *DYNA*, 96(4), 415–421. <https://doi.org/10.6036/10102>
24. Li, L., Huang, W., Wang, Z., Liu, S., He, X., & Fan, S. (2021). Calibration transfer between developed portable Vis/NIR devices for detection of soluble solids contents in apple. *Postharvest Biology and Technology*, 183, 111720. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2021.111720>
25. Faltynkova, A., & Wagner, M. (2023). Developing and testing a workflow to identify microplastics using near infrared hyperspectral imaging. *Chemosphere*, 336, 139186. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2023.139186>
26. Whiting, Q. T., O'Connor, K. F., Potter, P. M., & Al-Abed, S. R. (2022). A high-throughput, automated technique for microplastics detection, quantification, and characterization in surface waters using laser direct infrared spectroscopy. *Analytical and Bioanalytical Chemistry*, 414(29–30), 8353–8364. <https://doi.org/10.1007/s00216-022-04371-2>
27. Lasalvia, M., Capozzi, V., & Perna, G. (2022). A comparison of PCA-LDA and PLS-DA techniques for classification of vibrational spectra. *Applied Sciences*, 12(11), 5345. <https://doi.org/10.3390/app12115345>

28. Adhikari, S., Kelkar, V., Kumar, R., & Halden, R. U. (2021). Methods and challenges in the detection of microplastics and nanoplastics: a mini-review. *Polymer International*, 71(5), 543–551. <https://doi.org/10.1002/pi.6348>
29. Pieszczyk, L., & Daszykowski, M. (2021). Near-infrared hyperspectral imaging for polymer particle size estimation. *Measurement*, 186, 110201. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.110201>
30. Othman, A. M., Elsayed, A. A., Sabry, Y. M., Khalil, D., & Bourouina, T. (2023). Detection of Sub-20  $\mu\text{m}$  Microplastic Particles by Attenuated Total Reflection Fourier Transform Infrared Spectroscopy and Comparison with Raman Spectroscopy. *ACS Omega*, 8(11), 10335–10341. <https://doi.org/10.1021/acsomega.2c07998>
31. Lin, J., Liu, H., & Zhang, J. (2022). Recent advances in the application of machine learning methods to improve identification of the microplastics in environment. *Chemosphere*, 307, 136092. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2022.136092>
32. Morgado, V., Gomes, L., Da Silva, R. J. B., & Palma, C. (2021). Validated spreadsheet for the identification of PE, PET, PP and PS microplastics by micro-ATR-FTIR spectra with known uncertainty. *Talanta*, 234, 122624. <https://doi.org/10.1016/j.talanta.2021.122624>
33. Cowger, W., Gray, A., Christiansen, S. H., DeFrono, H., Deshpande, A. D., Hemabessiere, L., Lee, E., Mill, L., Munno, K., Ossmann, B. E., Pittroff, M., Rochman, C., Sarau, G., Tarby, S., & Primpke, S. (2020). Critical review of processing and classification techniques for images and spectra in microplastic research. *Applied Spectroscopy*, 74(9), 989–1010. <https://doi.org/10.1177/0003702820929064>
34. Beć, K. B., Grabska, J., Badzoka, J., & Huck, C. W. (2021). Spectra-structure correlations in NIR region of polymers from quantum chemical calculations. The cases of aromatic ring, C=O, C≡N and C-Cl functionalities. *Spectrochimica Acta Part A Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 262, 120085. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2021.120085>
35. Sarkar, S., Le, P., Geng, J., Liu, Y., Han, Z., Zahid, M. U., Nall, D., Youn, Y., Selvin, P. R., & Smith, A. M. (2020). Short-Wave Infrared Quantum Dots with Compact Sizes as Molecular Probes for Fluorescence Microscopy. *Journal of the American Chemical Society*, 142(7), 3449–3462. <https://doi.org/10.1021/jacs.9b11567>
36. Wiley, L., Follansbee, J., Leslie, P., Furxhi, O., Pimpinella, R., Brady, D., & Driggers, R. (2022). Target discrimination in the extended shortwave infrared band (2 to 2.5 $\mu\text{m}$ ) compared with visible, near-infrared, and SWIR in degraded visual environments. *Optical Engineering*, 61(11). <https://doi.org/10.1117/1.oe.61.11.113103>
37. Guffogg, J. A., Blades, S. M., Soto-Berelov, M., Bellman, C. J., Skidmore, A. K., & Jones, S. D. (2021). Quantifying marine plastic debris in a beach environment using spectral analysis. *Remote Sensing*, 13(22), 4548. <https://doi.org/10.3390/rs13224548>
38. Nieto, C. A., Mogollón, O. L. M., Forero, D. M. P., Hernández, D. B. C., Albarado, C. P. B., & Rodríguez, J. M. M. (2020). Tecnología NIRS para el análisis rápido y confiable de la composición química de forrajes tropicales. In *Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria (Agrosavia) eBooks*. <https://doi.org/10.21930/agrosavia.folded105>
39. Chandran, P. J. I., & Veerasingam, S. (2024). Laser Direct Infrared Spectroscopy: A cutting-edge approach to microplastic detection in environmental samples. *Talanta*, 284, 127284. <https://doi.org/10.1016/j.talanta.2024.127284>

40. Song, Y. K., Hong, S. H., Eo, S., & Shim, W. J. (2021). A comparison of spectroscopic analysis methods for microplastics: Manual, semi-automated, and automated Fourier transform infrared and Raman techniques. *Marine Pollution Bulletin*, 173, 113101. <https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2021.113101>
41. Becker, R., Altmann, K., Sommerfeld, T., & Braun, U. (2020). Quantification of microplastics in a freshwater suspended organic matter using different thermoanalytical methods – outcome of an interlaboratory comparison. *Journal of Analytical and Applied Pyrolysis*, 148, 104829. <https://doi.org/10.1016/j.jaap.2020.104829>
42. Mansa, R., & Zou, S. (2021). Thermogravimetric analysis of microplastics: A mini review. *Environmental Advances*, 5, 100117. <https://doi.org/10.1016/j.envadv.2021.100117>
43. Sorolla-Rosario, D., Llorca-Porcel, J., Pérez-Martínez, M., Lozano-Castelló, D., & Bueno-López, A. (2022). Microplastics' analysis in water: Easy handling of samples by a new Thermal Extraction Desorption-Gas Chromatography-Mass Spectrometry (TED-GC/MS) methodology. *Talanta*, 253, 123829. <https://doi.org/10.1016/j.talanta.2022.123829>
44. Wendy, C. A. (2022). Contaminantes emergentes en matrices ambientales acuáticas. Desarrollo de metodologías para el análisis químico y determinación de su prevalencia. <https://repositorio.udec.cl/items/cc2dd646-d2f5-4df2-b74f-755ec55163c8>
45. Pramanik, D. D., Kay, P., & Goycoolea, F. M. (2023). A rapid and portable fluorescence spectroscopy staining method for the detection of plastic microfibers in water. *The Science of the Total Environment*, 908, 168144. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.168144>
46. Kang, H., Park, S., Lee, B., Ahn, J., & Kim, S. (2020). Modification of a Nile red staining method for microplastics analysis: a Nile red plate method. *Water*, 12(11), 3251. <https://doi.org/10.3390/w12113251>
47. Prasad, S., Bennett, A., & Triantafyllou, M. (2024). Characterization of Nile Red-Stained Microplastics through Fluorescence Spectroscopy. *Journal of Marine Science and Engineering*, 12(8), 1403. <https://doi.org/10.3390/jmse12081403>
48. Sancataldo, G., Avellone, G., & Vetri, V. (2020). Nile Red lifetime reveals microplastic identity. *Environmental Science Processes & Impacts*, 22(11), 2266–2275. <https://doi.org/10.1039/d0em00348d>
49. Tigner, J. M., Elmer-Dixon, M. M., & Maurer-Jones, M. A. (2023). Quantification of polymer surface degradation using fluorescence spectroscopy. *Analytical Chemistry*, 95(26), 9975–9982. <https://doi.org/10.1021/acs.analchem.3c01151>
50. Rani, M., Ducoli, S., Federici, S., & Depero, L. E. (2023). Influx of Near-Infrared Technology in Microplastic Community: a bibliometric analysis. *Microplastics*, 2(1), 107–121. <https://doi.org/10.3390/microplastics2010008>
51. Fakayode, S. O., Mehari, T. F., Narcisse, V. E. F., Grant, C., Taylor, M. E., Baker, G. A., Siraj, N., Bashiru, M., Denmark, I., Oyebade, A., Bwambok, D. K., Kuedukey, C., Alonge, T., & Anum, D. (2024). Microplastics: Challenges, toxicity, spectroscopic and real-time detection methods. *Applied Spectroscopy Reviews*, 59(9), 1183–1277. <https://doi.org/10.1080/05704928.2024.2311130>
52. Xie, J., Gowen, A., Xu, W., & Xu, J. (2024). Analysing micro- and nanoplastics with cutting-edge infrared spectroscopy techniques: a critical review. *Analytical Methods*, 16(15), 2177–2197. <https://doi.org/10.1039/d3ay01808c>
53. Veerasingam, S., Ranjani, M., Venkatachalapathy, R., Bagaev, A., Mukhanov, V., Litvinyuk, D., Mugilarasan, M., Gurumoorthi, K., Gunganathan, L., Aboobacker, V. M., & Vethamony, P. (2020). Contributions of Fourier

transform infrared spectroscopy in microplastic pollution research: A review. *Critical Reviews in Environmental Science and Technology*, 51(22), 2681–2743. <https://doi.org/10.1080/10643389.2020.1807450>

54. Lee, J., & Chae, K. (2020). A systematic protocol of microplastics analysis from their identification to quantification in water environment: A comprehensive review. *Journal of Hazardous Materials*, 403, 124049. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2020.124049>
55. Mariano, S., Tacconi, S., Fidaleo, M., Rossi, M., & Dini, L. (2021). Micro and Nanoplastics identification: classic methods and innovative detection techniques. *Frontiers in Toxicology*, 3. <https://doi.org/10.3389/ftox.2021.636640>
56. Primpke, S., Fischer, M., Lorenz, C., Gerdt, G., & Scholz-Böttcher, B. M. (2020). Comparison of pyrolysis gas chromatography/mass spectrometry and hyperspectral FTIR imaging spectroscopy for the analysis of microplastics. *Analytical and Bioanalytical Chemistry*, 412(30), 8283–8298. <https://doi.org/10.1007/s00216-020-02979-w>
57. Piarulli, S., Sciutto, G., Oliveri, P., Malegori, C., Prati, S., Mazzeo, R., & Airoidi, L. (2020). Rapid and direct detection of small microplastics in aquatic samples by a new near infrared hyperspectral imaging (NIR-HSI) method. *Chemosphere*, 260, 127655. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2020.127655>
58. Saha, N. D., Kumari, P., Das, B., Sahoo, R., Kumar, R., Golui, D., Singh, B., Jain, N., Bhatia, A., Chaudhary, A., Chakrabarti, B., Bhowmik, A., Saha, P., & Islam, S. (2024). Vis-NIR spectroscopy based rapid and non-destructive method to quantitate microplastics: An emerging contaminant in farm soil. *The Science of the Total Environment*, 927, 172088. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.172088>
59. Adhikari, K., Pearce, C. I., Sanguinet, K. A., Bary, A. I., Chowdhury, I., Eggleston, I., Xing, B., & Flury, M. (2023). Accumulation of microplastics in soil after long-term application of biosolids and atmospheric deposition. *The Science of the Total Environment*, 912, 168883. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.168883>
60. Park, S. Y., & Kim, C. G. (2022). A comparative study on the distribution behavior of microplastics through FT-IR analysis on different land uses in agricultural soils. *Environmental Research*, 215, 114404. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2022.114404>
61. Conversio Market & Strategy. (2022). Production, use and recycling of plastic materials in Germany 2021. *Plastics Europe Deutschland*.
62. Jones-Williams, K., Rowlands, E., Primpke, S., Galloway, T., Cole, M., Waluda, C., & Manno, C. (2025). Microplastics in Antarctica - A plastic legacy in the Antarctic snow? *The Science of the Total Environment*, 966, 178543. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2025.178543>
63. Geppner, L., Ramer, G., Tomasetig, D., Grundhöfer, L., Küss, J., Kaup, M., & Henjakovic, M. (2023). A novel enzymatic method for isolation of plastic particles from human blood. *Environmental Toxicology and Pharmacology*, 104, 104318. <https://doi.org/10.1016/j.etap.2023.104318>
64. Brits, M., Van Velzen, M. J. M., Sefiloglu, F. Ö., Scibetta, L., Groenewoud, Q., Garcia-Vallejo, J. J., Vethaak, A. D., Brandsma, S. H., & Lamoree, M. H. (2024). Quantitation of micro and nanoplastics in human blood by pyrolysis-gas chromatography–mass spectrometry. *Microplastics and Nanoplastics*, 4(1). <https://doi.org/10.1186/s43591-024-00090-w>
65. Dong, X., Zhao, X., Xu, J., Chen, Q., Luo, H., Zheng, F., Zhang, T., & Liu, Y. (2025). Enhanced spectral signatures with Ag nanoarrays in hyperspectral microscopy for CNN-based microplastics classification. *Frontiers in Chemistry*, 13, 1562743. <https://doi.org/10.3389/fchem.2025.1562743>

66. Leone, G., Catarino, A. I., De Keukelaere, L., Bossaer, M., Knaeps, E., & Everaert, G. (2023). Hyperspectral reflectance dataset of pristine, weathered, and biofouled plastics. *Earth System Science Data*, 15(2), 745–752. <https://doi.org/10.5194/essd-15-745-2023>
67. Maksuda Khanam, M., Uddin, M. K., & Kazi, J. U. (2025). Advances in machine learning for the detection and characterization of microplastics in the environment. *Frontiers in Environmental Science*, 13. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2025.1573579>
68. Ramos, V. S., & Dias, M. L. (2025). Refined analysis of microplastics: integrating infrared and Raman spectroscopy. *Anais Da Academia Brasileira De Ciências*, 97(suppl 3). <https://doi.org/10.1590/0001-3765202520241313>
69. Ciornii, D., Hodoroaba, V., Benismail, N., Maltseva, A., Ferrer, J. F., Wang, J., Parra, R., Jézéquel, R., Receveur, J., Gabriel, D., Scheitler, A., Van Oversteeg, C., Roosma, J., Van Renesse Van Duivenbode, A., Bulters, T., Zanella, M., Perini, A., Benetti, F., Mehn, D., . . . Altmann, K. (2025). Interlaboratory comparison reveals state of the art in microplastic detection and quantification methods. *Analytical Chemistry*. <https://doi.org/10.1021/acs.analchem.4c05403>
70. Zhu, C., Kanaya, Y., Nakajima, R., Tsuchiya, M., Nomaki, H., Kitahashi, T., & Fujikura, K. (2020). Characterization of microplastics on filter substrates based on hyperspectral imaging: Laboratory assessments. *Environmental Pollution*, 263, 114296. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2020.114296>
71. ISO. (2025). ISO 5667-27:2025, Water quality—Sampling—Part 27: Guidance on sampling for microplastics in water.
72. ISO. (2025). ISO 16094-2: Water quality—Guidance on analysis of microplastics—Part 2: Vibrational spectroscopy methods (Raman and FTIR).
73. Ali, M. A., Lyu, X., Ersan, M. S., & Xiao, F. (2024). Critical evaluation of hyperspectral imaging technology for detection and quantification of microplastics in soil. *Journal of Hazardous Materials*, 476, 135041. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2024.135041>
74. Palmieri, R., Gasbarrone, R., Bonifazi, G., Piccinini, G., & Serranti, S. (2024). Hyperspectral imaging for detecting plastic debris on shoreline sands to support recycling. *Applied Sciences*, 14(23), 11437. <https://doi.org/10.3390/app142311437>
75. Wetzel, W. (2025). Detection of colorless microplastics in the environment using NIR spectroscopy and machine learning. *Spectroscopy Online*. <https://www.spectroscopyonline.com/view/detection-of-colorless-microplastics-in-the-environment-using-nir-spectroscopy-and-machine-learning>
76. Ramage, S. J. F. F., Coull, M., Cooper, P., Campbell, C. D., Prabhu, R., Yates, K., Dawson, L. A., Devalla, S., & Pagaling, E. (2025). Microplastics in agricultural soils following sewage sludge applications: Evidence from a 25-year study. *Chemosphere*, 376, 144277. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2025.144277>
77. Bergeson, L. L., & Bergeson, L. L. (2025). Microplastics in 2025: Regulatory trends and updates. Bergeson & Campbell, P.C. <https://www.lawbc.com/microplastics-in-2025-regulatory-trends-and-updates/>
78. Alimba, C. G., & Faggio, C. (2019). Microplastics in the marine environment: Current trends in environmental pollution and mechanisms of toxicological profile. *Environmental Toxicology and Pharmacology*, 68, 61–74. <https://doi.org/10.1016/j.etap.2019.03.001>
79. Alva, P. P., & Thomas, T. A. (2025). Microplastics: a global threat to life and living. *Environmental Monitoring and Assessment*, 197(7). <https://doi.org/10.1007/s10661-025-14160-w>

80. Arredondo-Navarro, A., & Flores-Cervantes, D. X. (2023). Revisión de métodos de muestreo, detección, caracterización de microplásticos y control de calidad en columna de agua y sedimentos. *Tecnología Y Ciencias Del Agua*, 14(3), 474–522. <https://doi.org/10.24850/j-tyca-14-03-10>
81. Parra Sánchez, R., Carboneras Contreras, M. B., Domínguez Barrio, P., Fernández Benito, A., & Salcedo Ruíz, A. (2022). Desafíos en el análisis y recuperación de microplásticos en EDARs [Conferencia]. Captoplastic, S.L. Recuperado de [https://www.daquas.es/images/doc\\_congreso/castellon2022/CT5-14%20-%20DESAFIOS%20EN%20EL%20ANALISIS%20Y%20RECUPERACION%20DE%20MICROPLASTICOS%20EN%20EDAR%20-%20CAPTOPLASTIC%20-%20BELEN%20CARBONERAS.pdf](https://www.daquas.es/images/doc_congreso/castellon2022/CT5-14%20-%20DESAFIOS%20EN%20EL%20ANALISIS%20Y%20RECUPERACION%20DE%20MICROPLASTICOS%20EN%20EDAR%20-%20CAPTOPLASTIC%20-%20BELEN%20CARBONERAS.pdf)
82. Maestre, C. G., Belmonte, R. Z., Bejarano, A. P., Mataix-Solera, J., Lucas, I. G., & García-Orenes, F. (2008). Uso de la espectroscopía en el infrarrojo cercano (NIR) para la estimación rápida del carbono orgánico y la respiración basal en suelos forestales. *secforestales.org*. <https://doi.org/10.31167/csef.v0i25.9683>
83. Paul, A., Wander, L., Becker, R., Goedecke, C., & Braun, U. (2018). High-throughput NIR spectroscopic (NIRS) detection of microplastics in soil. *Environmental Science and Pollution Research*, 26(8), 7364–7374. <https://doi.org/10.1007/s11356-018-2180-2>
84. Lykkemark, J., Mattonai, M., Vianello, A., Gomiero, A., Modugno, F., & Vollertsen, J. (2024). Py–GC–MS analysis for microplastics: Unlocking matrix challenges and sample recovery when analyzing wastewater for polypropylene and polystyrene. *Water Research*, 261, 122055. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2024.122055>
85. Masoero, G., Barbera, S., Kaihara, H., Mabrouki, S., Patrucco, S. G., Abid, K., & Tassone, S. (2024). Rapid detection of microplastics in feed using near-infrared spectroscopy. *ACTA IMEKO*, 13(2), 1–6. <https://doi.org/10.21014/actaimeko.v13i2.1663>
86. Mielles-Giler, J. W., Zapata-Velasco, M. L., Palacios-López, L. A., & Moran-González, M. R. (2025). Microplásticos en ecosistemas acuáticos: una revisión sobre su impacto y gestión. *Innova Science Journal*, 3(2), 14-26. <https://doi.org/10.63618/omd/isj/v3/n2/50>
87. Plaul, F. E., Cecchetto, F., Fernandez, F. E., Gallo, L., Grondona, S., Lourido, M., Ondarza, P. M., Primost, M., Vazquez, N. D., Cappelletti, N., & Miglioranza, K. S. B. (2024). Efectos de microplásticos en vertebrados acuáticos de América Latina y el Caribe. <https://ojs.diffundit.com/index.php/rsa/article/view/1634>
88. Calvo Anglada, S. (2020). Detección y caracterización por tamaños de micro y nanoplasticos en muestras de interés ambiental (Trabajo de fin de grado, Universidad de Zaragoza). Repositorio Zaguán. <https://zaguán.unizar.es/record/97987>
89. Manuela, O. M., Cerón-Muñoz, M. F., Medina-Sierra, M., Manuela, O. M., Cerón-Muñoz, M. F., & Medina-Sierra, M. (2023). Espectroscopía de infrarrojo cercano para la determinación de materia orgánica y nitrógeno total del suelo. *www.scielo.org.co*. <https://doi.org/10.19053/01217488.v14.n1.2023.1394>
90. Scopetani, C., Esterhuizen-Londt, M., Chelazzi, D., Cincinelli, A., Setälä, H., & Pflugmacher, S. (2020). Self-contamination from clothing in microplastics research. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, 189, 110036. <https://doi.org/10.1016/j.ecoenv.2019.110036>
91. SEA Plastics: Expéditions scientifiques à la voile. (2022). Seaplastics. <https://www.seaplastics.org/es/metodes>
92. Ivleva, N. P. (2021). Chemical analysis of microplastics and Nanoplastics: challenges, advanced methods, and perspectives. *Chemical Reviews*, 121(19), 11886–11936. <https://doi.org/10.1021/acs.chemrev.1c00178>
93. Stegemann, J., Gröniger, F., Neutsch, K., Li, H., Flavel, B. S., Metternich, J. T., Erpenbeck, L., Petersen, P. B., Hedde, P. N., & Kruss, S. (2025). High-Speed hyperspectral imaging for near infrared fluorescence and environmental monitoring. *Advanced Science*. <https://doi.org/10.1002/advs.202415238>

94. Vazquez, A. (2025, 15 de enero). Análisis de microplásticos: el rol de los laboratorios en la detección de contaminantes 'invisibles'. Eurofins Environment Testing Spain. Recuperado el 1 de octubre de 2025, de <https://www.eurofins-environment.es/es/analisis-microplasticos-laboratorios-contaminantes-invisibles/>