



UNIVERSIDAD DE GUANAJUATO

DIVISIÓN DE INGENIERÍAS
CAMPUS IRAPUATO-SALAMANCA

**“Sensor de fibra óptica para detección de vino
de mesa, empleando técnicas de inteligencia
artificial”**

TESIS PROFESIONAL

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:
MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELÉCTRICA

PRESENTA:

ING. JESÚS ALBERTO PARADA RAMÍREZ

ASESORES:

DR. ROBERTO ROJAS LAGUNA

DR. JUAN CARLOS HERNÁNDEZ GARCÍA

SALAMANCA, GUANAJUATO

MARZO 2025

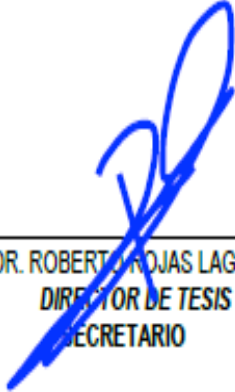
Salamanca, Gto., a 11 de abril del 2025.

MTRO. JUAN SIGFRIDO LÓPEZ CUSTODIO
COORDINADOR DE ASUNTOS ESCOLARES
P R E S E N T E.-

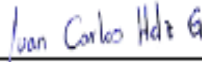
Por medio de la presente, se otorga autorización para proceder a los trámites de impresión, empastado de tesis y titulación al alumno(a) **Jesús Alberto Parada Ramírez** del *Programa de Maestría en Ingeniería Eléctrica* y cuyo número de *NUA* es: 148530 del cual soy director. El título de la tesis es: *Sensor de fibra óptica para detección de vino de mesa, empleando técnicas de inteligencia artificial*.

Hago constar que he revisado dicho trabajo y he tenido comunicación con los sinodales asignados para la revisión de la tesis, por lo que no hay impedimento alguno para fijar la fecha de examen de titulación.


ATENTAMENTE



DR. ROBERTO ROJAS LAGUNA
DIRECTOR DE TESIS
SECRETARIO



DR. JUAN CARLOS HERNÁNDEZ GARCÍA
DIRECTOR DE TESIS



DR. RAÚL ENRIQUE SÁNCHEZ YÁÑEZ
PRESIDENTE



DR. JUAN MANUEL SIERRA HERNÁNDEZ
VOCAL

MIRAMOS Y NO MIRAMOS

¿Qué pasa con nuestro mirar?

*Los ojos andan como sonámbulos en la calle.
Ven con tanta prisa que no perciben lo esencial.
Observan formas y colores, nuevos edificios y la suciedad de la calle.
No buscan razones a lo que ven.
Los ojos trabajan más que los obreros y los campesinos.
No cobran horas extras, días de asueto ni feriados.
Los ojos trabajan más que las largas jornadas de los tiempos de esclavitud.
Miran y no miran. La gente reclama ir más allá de lo que observamos.
La mirada pasa como si no pasara nada.*

¿Qué pasa con nuestro mirar?

*La pobreza clama otra mirada. Otra manera de percibirla y sentirla.
Las víctimas de la guerra están cansadas de ser miradas.
Vemos por fuera y no vemos por dentro.
La vida humana exige miradas que descubran el porqué de la ofensa a la existencia; una mirada radical, una mirada orgánica. Donde el mirar sea el comienzo de un corto o largo recorrer.*

¿Qué pasa con nuestro mirar?

*Necesitamos mirar para transformar, labrar lo que queremos.
El mirar necesita encontrarse con los encantos de la vida.
Los encantos de la vista quieren ser vistos por el mirar.
Relacionarse e interactuar. Hablar con la mirada. Reír con la mirada y amar con la mirada.
La mirada vaga sola, sin amigos que la acompañen y la conversen, es la negación de su porqué y para qué.
Se mira como si no pasara nada.*

¿Cómo te volvieron mirada?

*La naturaleza maltratada y enojada pide tu ayuda, se revela y actúa en su defensa.
Todo es naturaleza. Todo deviene de ti, aunque su creación tenga fines perversos.
Necesitamos mirar con conciencia para suplantar el odio por la paz.
Hay malévolos intereses que aspiran a que la guerra lo cubra todo. La mirada crítica lo impedirá.
Urge pasar de la libertad de los grillos a la libertad que lucha y vuela buscando mejores horizontes. La mirada crítica ayudará.*

Necesitamos mirar de otra manera para descubrir cómo cocinan los adversarios de la vida, la desigualdad y la explotación, la dependencia y el menguar de la vida sin esperanzas.

Necesario mirar con sensibilidad. Hace falta una ética de la mirada.

Mirar para impulsar lo excelso de la imaginación.

Mirar con conciencia para lograr el rompimiento de toda atadura.

Mirar con análisis perpetuo para potenciar las fuerzas liberadoras de la naturaleza.

Mirar para ayudar a hacer el cielo en la tierra.

Necesitamos mirar combativamente para hacer de la justicia una realidad.

Mirémonos y relacionémonos como familia de la especie humana.

Mirémonos y articulemos para hacer con la justicia social el cielo en la tierra.

Mirémonos y actuemos para lograr la paz en la faz del planeta.

Miremos para mirar y descubrir los motivos de las miserias y las cosas bellas.

Miremos para descubrir que somos el firmamento en miniatura.

Miremos para ir al fondo de las miradas superfluas.

Mirémonos para precisar los encantos que todos llevan por dentro.

Descubrir las cosas comunes, las que nos unen y nos llevan a la batalla.

Mirémonos y descubramos que no somos enemigos.

Somos hermanos de la naturaleza.

Miremos atrás para conocer que nuestras raíces son las mismas, las de la especie humana. Somos una especie humana y nos fragmentaron en millones.

¿Cuándo miramos realmente miramos?

La que no siente las injusticias, la que le es igual la paz y la guerra.

Miremos hacia el futuro la sociedad que queremos.

Construyámosla no solo con materia sino con conciencia y sentimiento. Hagámosla con ganas.

La sociedad de todos y para todos.

Sin explotación, ni desigualdad, de dicha y bienestar.

Hagamos de la mirada una mirada crítica. Hagámoslo todos labrando la felicidad verdadera de la sociedad del mañana.

Freddy Alberto Parada Valero. Orgullosamente mi padre

Elaborado el 08/04/2020

AGRADECIMIENTOS

Por el apoyo brindado mediante la beca con número (CVU/Becario): 1275677 y demás beneficios que conlleva ser un becario SECIHTI.

Expreso mi más profunda gratitud al cuerpo académico de Telecomunicaciones y Fotónica, con especial mención a mis asesores, el Dr. Roberto Rojas y el Dr. Juan C. Hernández, por su guía a lo largo de este trabajo de tesis.

Extiendo mi reconocimiento a todo el claustro de profesores y al personal administrativo que contribuyó a mi formación académica. Un agradecimiento particular al Dr. Estudillo y al Dr. Sánchez Yáñez por su apoyo incondicional en cada etapa de este proceso.

A mis compañeros del postgrado, les agradezco por su ayuda, tanto en tareas académicas como personales. Me hicieron sentir parte de una familia. Mención especial merecen Iliana Ruiz, Magui Beato, Areli Oros y Michel Chacón.

A mi familia, en especial a mi madre Marisol Ramírez y hermano Jorge Parada, les debo mi formación desde la cuna hasta el día de hoy. Gracias a ustedes he podido cumplir otra etapa de este sueño.

A mi padre, aunque ya no estés en este plano terrenal, agradezco ser mi inspiración para venir a realizar mis estudios en este maravilloso país.

Finalmente, a Karla Peraza, por ser un pilar fundamental en este camino, por nunca permitir que bajara la mirada. Este logro también es gracias a ti.

Jesús Alberto Parada Ramírez

AGRADECIMIENTOS INSTITUCIONALES



Expreso mi gratitud a la División de Ingenierías Campus Irapuato-Salamanca (CIS) de la Universidad de Guanajuato, por el soporte brindado durante mi trayectoria profesional. Así como por el apoyo recibido mediante el proyecto CIIC 040/2025.



Ciencia y Tecnología
Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación

Al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnología, SECIHTI de México por el apoyo financiero Recibido bajo el número de becario número 1275677 y por medio del proyecto Cátedras SECIHTI proyecto no. 6969, y Ciencia de frontera con el proyecto CF-2023-G-109.

DEDICATORIA

A mi familia, quienes me lo han dado todo sin esperar nada a cambio:

A mi mamá, quien me llevó en su vientre durante 9 meses y ha soportado mis cambios de humor a lo largo de estos 33 años. Me has regañado y consentido en los momentos adecuados. Eres la persona que más amo en este planeta tierra.

A mi hermano, mi mejor amigo. Gracias por mantenerte como el hombre de la casa durante este tiempo que no estoy con ustedes.

A mi padre, mi inspiración y mi refugio. Gracias por inculcarnos el valor sagrado de la humildad y la justicia.

A mis tíos (Blanca, la Pavi y Yony), por ser como mis padres y estar pendientes de mí en todo momento. Este logro también es de ustedes.

Su amor y apoyo incondicional han sido fundamentales en mi camino. Esta dedicatoria es un pequeño tributo a todo lo que significan para mí.

Jesús Alberto Parada Ramírez

ABSTRACT

The wine industry plays a key role in the global economy, and accurate classification is essential to ensure its authenticity and enhance its quality. In this study, a tapered optical fiber sensor was employed alongside supervised learning techniques to identify red wines. Using the optical spectrum of wines, a database was built, and a classification model was developed with an accuracy exceeding 98%. A total of 1,680 red wine samples from different grape varieties, such as: Merlot, Shiraz, Cabernet Sauvignon, and Malbec, originating from México, Spain, and Chile, were analyzed. Each sample was characterized by two probabilistic attributes (area under the curve and standard deviation) and two optical attributes (peak power and peak wavelength). Four support vector machine (SVM) models were trained and evaluated, achieving an average accuracy of 99.13%. Among them, the polynomial kernel SVM stood out, reaching an accuracy of 99.85% across all red wine samples, with a training time of only 0.29 seconds. Thus, the developed classification model not only enabled highly accurate red wine detection but also holds the potential to transform the wine industry and improve quality control processes.

KEYWORDS: Artificial intelligence, support vector machines, tapered optical fiber sensors, red wine

PREFACIO

La industria del vino desempeña un papel clave en la economía global, y una clasificación precisa es fundamental para garantizar su autenticidad y mejorar su calidad. En este estudio, se empleó un sensor de fibra óptica cónica (*tapered*) junto con técnicas de aprendizaje supervisado para identificar vinos tintos. A partir del espectro óptico de los vinos, se construyó una base de datos y se desarrolló un modelo de clasificación con una Exactitud superior al 98%. Se analizaron 1,680 muestras de vino tinto de distintas variedades de uva, como Merlot, Shiraz, Cabernet Sauvignon y Malbec, provenientes de México, España y Chile. Cada muestra se caracterizó mediante dos atributos probabilísticos (área bajo la curva y desviación estándar) y dos atributos ópticos (potencia del pico máximo y longitud de onda del pico máximo). Se entrenaron y evaluaron cuatro modelos de máquinas de soporte vectorial (SVM), obteniendo una Exactitud promedio del 99.13%. Entre ellos, el SVM con núcleo polinómico destacó al lograr una Exactitud del 99.85% en todas las muestras de vinos tintos, con un tiempo de entrenamiento de 0.29 segundos. Así, el modelo de clasificación desarrollado no solo facilitó la detección de vinos tintos, sino que también tiene el potencial de transformar la industria vitivinícola y mejorar el control de calidad de los vinos.

PALABRAS CLAVES: Inteligencia artificial, máquinas de vectores de soporte, sensores de fibra óptica cónicos, vino tinto

ÍNDICE GENERAL

AGRADECIMIENTOS	4
AGRADECIMIENTOS INSTITUCIONALES	5
ABSTRACT	7
PREFACIO	8
ÍNDICE DE TABLAS	12
CAPÍTULO 1	13
1.1. Introducción	13
1.2. Objetivo	15
1.2.1. Objetivo general	15
1.2.2. Objetivos específicos	15
1.3. Justificación	16
1.4. Estructura de la tesis	16
CAPÍTULO 2	18
MARCO TEÓRICO	18
2.1. Amplificador de fibra óptica dopado por erbio	19
2.2. Modos de propagación en la fibra óptica	20
2.3. Interferómetro Mach-Zehnder (MZI)	24
2.3.1. Interferencia	24
2.3.2. Interferencia de dos ondas que se propagan	25
2.3.3. Interferómetro Mach-Zehnder (MZI) en fibra óptica	28
2.3.4. Interferómetros MZI realizado con acopladores 50/50	28
2.4. Fibras ópticas cónicas (<i>tapered</i>)	30
2.5. Campo evanescente en la fibra cónica	33
CAPÍTULO 3	35
METODOLOGÍA	35
3.1. Diseño del sensor y principios de medición	35
3.2. Configuración experimental y principios de medición	38
3.3. Adquisición de datos	41
3.4. Classification Learner MATLAB	42
3.5. SVM y KENERLS	44
3.6. Algoritmo de RELIEF	45
3.7. Evaluación del rendimiento del clasificador	46
3.8. Validación adicional en escenarios del mundo real	47
CAPÍTULO 4	48
RESULTADOS	48
4.1. Parámetros de fabricación del sensor	48
4.2. Visualización de los datos	49

4.3. Evaluación de los clasificadores.....	52
4.4. Validación adicional con muestras reales.....	55
Aunque la validación cruzada garantiza una evaluación con datos no utilizados durante el entrenamiento, se realizó una prueba adicional con siete botellas de vino recién abiertas y completamente nuevas respecto al conjunto de datos original. Esta prueba buscó reafirmar la estabilidad del sensor y la capacidad del modelo para mantener un desempeño sólido en condiciones reales. A pesar de que esta validación externa podría parecer innecesaria para algunos, su inclusión fortalece la evidencia sobre la robustez y generalización del sistema. El clasificador SVM con núcleo polinomial identificó correctamente todas las muestras, conservando una Exactitud del 99.84%. Estos resultados refuerzan la aplicabilidad del sistema en escenarios reales de análisis y cata de vino	
4.5. Diagrama de caja de características después del entrenamiento	55
CAPÍTULO 5.....	58
CONCLUSIONES	58
5.1. Trabajo futuro.....	58
5.2 Trabajo presentado en congresos internaciones	59
REFERENCIAS	61

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1. Niveles de energía de los iones de erbio en vidrio de sílice y diferencias entre emisión espontánea y estimulada.	20
Figura 2.2. Distribución de intensidad de modos LP en una fibra óptica.....	23
Figura 2.3. Esquema del interferómetro MZI.....	24
Figura 2.4. Esquema del interferómetro MZI con acopladores.....	29
Figura 2.5. Figura esquemática de fibra óptica cónica.....	31
Figura 2.6. (a) Propagación del campo eléctrico del modo fundamental en SMF (b) distribución de amplitud de campo $E(r)$ del modo fundamental en MDF en un SMF...	33
Figura 3.1. Esquema de geometría de una fibra estrechada, (r_0 .) radio inicial de la fibra, ($r(z)$) radio a lo largo de la transición, (Z) distancia medida desde el inicio de la transición, (t) longitud la transición.....	36
Figura 3.2. Tapered Elaborado (Sensor).....	37
Figura 3.3. Esquema experimental óptico.....	39
Figura 3.4. Espectro de reflexión medido por vino: (a) Espectro sin vino. (b) Espectro del Cavanza Cabernet. (c) Espectro del Cavanza Merlot. (d) Espectro del Reservado. (e) Espectro del Castillo Lira. (f) Espectro del Cuatro Soles. (g) Espectro del San Miguel. (h) Espectro de Tres Raíces.....	40
Figura 3.5. Espectro de reflexión medido del sensor de fibra óptica cónica.....	41
Figura 4.1. Scatter Plot 2D características del Vino Tinto.....	50
Figura 4.2. Scatter Plot 3D de Características del Vino Tinto.....	51
Figura 4.3. (a) Diagrama de Caja potencia del pico máximo. (b) Diagrama de Caja área bajo la curva (c) Diagrama de Caja de desviación estándar. (d) Diagrama de Caja de longitud de onda del pico Máximo.....	51
Figura 4.4. Gráfico de Barras de velocidad de predicción y ejecución.....	53
Figura 4.5. (a) Matriz de confusión de $K = 1$. (b) Matriz de confusión de $K = 2$	54

Figura 4.6. (a) Diagrama de Caja potencia del pico máximo. (b) Diagrama de Caja área bajo la curva (c) Diagrama de Caja de desviación estándar. (d) Diagrama de Caja de longitud de onda del pico Máximo	56
--	----

Figura 4.7. (a) Diagrama de Caja Exactitud. (b) Diagrama de Caja Precision (c) Diagrama de Caja Exhaustividad. (d) Diagrama de Caja F1-Score. (e) Diagrama de Caja Especificidad. (f)Diagrama de Caja Coeficiente de relación Matthews. (g) Diagrama de Caja de Classification error	57
--	----

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Métricas y diferentes métodos de clasificación según el Software de <i>Matlab</i> Classification Learner.....	43
--	----

Tabla 2. Métricas de desempeño del modelo SVM polinomial para la clasificación y predicción de variedades de vino tinto.	52
---	----

CAPÍTULO 1

Este Capítulo aborda el desafío de clasificar vinos tintos mediante la integración de sensores de fibra óptica cónica y algoritmos de aprendizaje supervisado, específicamente Máquina de Vectores de Soporte (SVM), para garantizar autenticidad y calidad en la industria vitivinícola. Se explora el potencial de los sensores ópticos, capaces de detectar variables claves como temperatura e índices de refracción con alta sensibilidad. Su combinación con SVM, un método que ha demostrado precisiones del 97.8 % en problemas similares, permite establecer los fundamentos técnicos de este trabajo. A lo largo de este Capítulo se presentan los objetivos de la investigación y la estructura de la tesis. Este enfoque busca ofrecer una solución rápida, precisa y escalable para combatir fraudes y estandarizar la calidad en vinos, con aplicaciones prometedoras en el sector agroindustrial.

1.1. Introducción

Los sensores de fibra óptica han surgido como una tecnología efectiva para la medición de diversas variables físicas, químicas y biológicas. Estos dispositivos permiten la detección de parámetros, como temperatura [1], presión [2], humedad [3], índice de refracción [4], así como sustancias específicas como el alcohol [5] y la glucosa [6]. En particular, las rejillas de Bragg [7, 8], los interferómetros de Fabry Perot y Sagnac [9, 10] han demostrado un buen desempeño en aplicaciones de detección. Las fibras cónicas [11], destacan por su alta sensibilidad, lo que las convierte en opciones ideales para aplicaciones exigentes. Por ejemplo, un lazo Sagnac con una fibra cónica de dos modos ha mostrado una notable sensibilidad a la temperatura de 295 pm/°C [12] en el rango de medición de temperatura de 20 a 60°C. En términos de detección del índice de refracción, los acopladores ópticos de fibra cónica reflejantes han alcanzado sensibilidades de hasta 3617 nm/RIU para medir índices de refracción que van de 1.33 a 1.41 [13]. Además, las

fibras cónicas recubiertas con nanopartículas de oro han demostrado sensibilidades sobresalientes de hasta 2032% RIU para la detección de glucosa [14]. Estos hallazgos subrayan el potencial de los sensores de fibra cónica en la industria vitivinícola, gracias a su sensibilidad a variables clave como temperatura e índice de refracción. Sin embargo, su integración con técnicas de aprendizaje automático para análisis detallados y clasificación de vinos sigue siendo un área poco explorada, pero con potencial para innovar en el control de calidad.

En este contexto, el aprendizaje supervisado, una técnica clave dentro del aprendizaje automático, utiliza datos etiquetados para entrenar modelos predictivos que identifican patrones y permiten realizar clasificaciones. Métodos como árboles de decisión, máquinas de soporte vectorial (SVM) y k-vecinos cercanos (k-NN) [15], así como métodos de Random Forest (RF) [16], han mostrado clasificar y predecir la calidad del agua, donde RF mostró gran capacidad para generar mapas de vulnerabilidad a la contaminación por nitratos, mientras que SVM alcanzó muy buena precisión en la clasificación general de la calidad del agua, superando al método k-NN. Por ejemplo, la regresión logística binaria ha sido eficaz en predecir susceptibilidades en cervezas artesanales en el deterioro microbiano [17].

En el sector vitivinícola, el SVM ha destacado por su capacidad para identificar variables críticas, como la determinación de la capacidad antioxidante (*DPPH*), el color y las antocianinas individuales, las cuales son fundamentales para caracterizar vinos Merlot según su origen [18]. Un ejemplo notable es la clasificación de la calidad del vino indio, donde se logró una precisión del 97.8% utilizando SVM, evaluando 13 características fisicoquímicas en 178 muestras. Estas características incluyen el contenido de alcohol, acidez (pH), azúcar residual, acidez volátil, dióxido de azufre total y libre, cloruros, densidad, sulfatos, intensidad del color, compuestos fenólicos y acidez total. Este método no solo destacó por su alta precisión, sino también por su eficiencia computacional, con un tiempo de entrenamiento de solo 0.92556 segundos y una velocidad de predicción de 6400 observaciones por segundo [19].

La integración de la óptica con algoritmos supervisados ha abierto nuevas posibilidades en el análisis y clasificación de vinos. Aunque las aplicaciones de SVM se han extendido a campos como el análisis de espectroscopia de infrarrojo cercano [20],

sistemas de sensores de fibra óptica [21], imágenes biomédicas [22] y sistemas de comunicación óptica coherente [23], su uso en clasificación de vinos mediante estos sensores sigue siendo limitado. Este estudio propone un enfoque innovador que combina sensores de fibra óptica cónica (*tapered*) con SVM para clasificar 1,680 espectros ópticos de siete diferentes tipos de vino tinto. Al integrar ambas tecnologías, se busca proporcionar herramientas más robustas para la evaluación de la calidad del vino basada en datos de los espectros ópticos y algoritmos de aprendizaje automático.

1.2. Objetivo

1.2.1. Objetivo general

Desarrollar un método que combine la sensibilidad de los sensores ópticos cónicos con técnicas avanzadas de aprendizaje supervisado, específicamente máquinas de soporte vectorial (SVM), para mejorar la precisión en la clasificación de vinos tintos utilizando sus espectros ópticos. Al hacerlo, se busca proporcionar una herramienta innovadora que no solo garantice la calidad y autenticidad de los vinos de Guanajuato, sino que también contribuya al crecimiento sostenible de la industria vitivinícola en la región.

1.2.2. Objetivos específicos

1. Diseñar y fabricar un sensor óptico cónico capaz de medir los espectros ópticos de cada uno de los vinos que genere un patrón de interferencia capaz de discernir cada tipo de vino garantizando alta sensibilidad y precisión en la recolección de datos espectrales.
2. Desarrollar un proceso para la extracción de características relevantes de los espectros ópticos de vinos tintos.
3. Desarrollar y mantener una base de datos robusta que contenga espectros ópticos de diversas muestras de vino, facilitando el análisis continuo y la actualización del modelo de clasificación conforme se incorporen nuevas muestras.

-
4. Implementar modelos de aprendizaje supervisado, analizando cuál modelo es más eficiente para una buena clasificación de vinos mejorando la precisión en la clasificación de diferentes variedades de vino.
 5. Establecer un modelo que no solo identifique correctamente los vinos tintos, sino que también lo haga de manera eficiente, con tiempos de entrenamiento y clasificación mínimos, asegurando su viabilidad para aplicaciones industriales.

1.3. Justificación

La clasificación del vino es esencial para apreciar sus diversas variedades y tiene un impacto significativo en la industria vitivinícola. Una clasificación cuidadosa impulsa el desarrollo del sector y mejora la experiencia del consumidor, abordando desafíos como las fluctuaciones del mercado global y la sostenibilidad. En este contexto, Guanajuato se ha consolidado como un destacado productor de vino en México, con más de 50 bodegas vitivinícolas reconocidas y una producción anual de 1.5 millones de litros [24]. Desde 2016, esta industria ha sido galardonada en el "Concours Mondial de Bruxelles", y generando más de 400 premios nacionales e internacionales [24]. Sin embargo, la alta calidad de sus vinos los hace vulnerables a fraudes enológicos, lo que subraya la necesidad de mecanismos para certificar su autenticidad. La integración de sensores ópticos cónicos con técnicas avanzadas de aprendizaje supervisado, como las máquinas de soporte vectorial (SVM), ofrece una solución innovadora para garantizar la calidad y proteger a productores y consumidores, asegurando así un crecimiento sostenible en la región.

1.4. Estructura de la tesis

Este trabajo se enfoca en el desarrollo de un sistema de clasificación de vinos utilizando sensores de fibra óptica cónica y técnicas de aprendizaje automático. El Capítulo 1, da una introducción al trabajo, así como su objetivo general, específico y justificación, en el Capítulo 2 se presenta los fundamentos teóricos de los sensores de fibra óptica y las máquinas de vectores de soporte (SVM). También, en él se describen los principios de funcionamiento de los sensores de fibra óptica cónica y las bases del aprendizaje automático aplicado a la clasificación.

El en Capítulo 3 se detalla la metodología experimental. Se explica el diseño del sensor de fibra óptica, el proceso de recolección de datos espectrales de los vinos y los métodos de preparación de datos. También se describe la implementación de los algoritmos SVM y el proceso de selección de características.

En el Capítulos 4 se presentan los resultados principales. Este se centra en el análisis espectral de los vinos y la evaluación de diferentes núcleos SVM.

Finalmente, se proporcionan las conclusiones del trabajo, destacando la precisión alcanzada en la clasificación de vinos. Se discuten las aplicaciones prometedoras en la industria vitivinícola y se sugieren posibles mejoras e implementaciones para trabajos futuros en el campo de la autenticación de bebidas y análisis de líquidos complejos.

CAPÍTULO 2

MARCO TEÓRICO

En este Capítulo se presenta un análisis detallado de los principios físicos y las aplicaciones tecnológicas asociadas a los amplificadores de fibra óptica dopada con erbio (EDFA), los modos de propagación en fibras ópticas, y los fenómenos de interferencia, con especial énfasis en el interferómetro Mach-Zehnder (MZI). Se inicia con una revisión de los fundamentos de los EDFA, destacando su relevancia en sistemas de telecomunicaciones debido a su capacidad para amplificar señales en la tercera ventana de transmisión (1520-1570 nm). Posteriormente, se abordan los modos de propagación en fibras ópticas, derivados de las ecuaciones de Maxwell, y se introduce el concepto de frecuencia normalizada (V) como parámetro clave para determinar las condiciones de corte en fibras monomodo. En la sección dedicada a la interferometría, se explican los principios básicos de la interferencia óptica y su aplicación en el diseño de interferómetros Mach-Zehnder, tanto en configuraciones de espacio libre como en fibras ópticas. Finalmente, se analizan las fibras ópticas cónicas (*tapered*), su fabricación, y el papel del campo evanescente en la interacción con el entorno, lo que las convierte en herramientas versátiles para aplicaciones en sensores y dispositivos fotónicos. Este Capítulo sienta las bases teóricas y prácticas necesarias para comprender el funcionamiento y las aplicaciones de estos componentes en sistemas ópticos avanzados.

2.1. Amplificador de fibra óptica dopado por erbio

Antes de introducirnos en el estudio de las fibras ópticas cónicas, es fundamental comprender los principios básicos de los amplificadores de fibra dopada con erbio (EDFA), componentes esenciales en muchos sistemas ópticos modernos.

Los iones de erbio en vidrios de sílice presentan niveles de energía específicos. La transición clave para aplicaciones en telecomunicaciones ocurre entre 1520-1570 nm, involucrando el estado metaestable $\left(4I_{13/2}\right)$ y el estado fundamental $\left(4I_{15/2}\right)$. Esta banda coincide con la tercera ventana de telecomunicaciones, lo que hace a los EDFA sean particularmente valiosos [25].

El principio de funcionamiento de los EDFA se basa en la inversión de población. Este fenómeno se logra mediante el bombeo óptico de los iones de erbio desde el nivel fundamental a estados excitados superiores. Los iones luego relajan al estado metaestable, donde permanecen por un tiempo considerable, permitiendo la acumulación de iones excitados necesaria para la amplificación.

Estudios han demostrado que diversas longitudes de onda de bombeo pueden lograr una operación eficiente de alta ganancia en EDFA [26-28]. Entre ellas, las longitudes de onda de 980 nm y 1480 nm se han identificado como óptimas. En particular, el bombeo a 980 nm transición $\left(4I_{15/2}\right)$ a $\left(4I_{11/2}\right)$ ofrece las mayores eficiencias de ganancia, razón por la cual será la longitud de onda seleccionada para la aplicación en este trabajo.

Un fenómeno importante en los EDFA es la emisión espontánea amplificada (ASE). Las fuentes de luz ASE, caracterizadas por su espectro de banda ancha y baja coherencia, tienen aplicaciones diversas en sistemas de medición y detección óptica. Las fuentes ASE basadas en fibras dopadas con tierras raras ofrecen ventajas significativas, como la generación de luz directamente en el núcleo de la fibra, emisión no polarizada debido a la geometría circular del núcleo, y un espectro de emisión muy amplio [25].

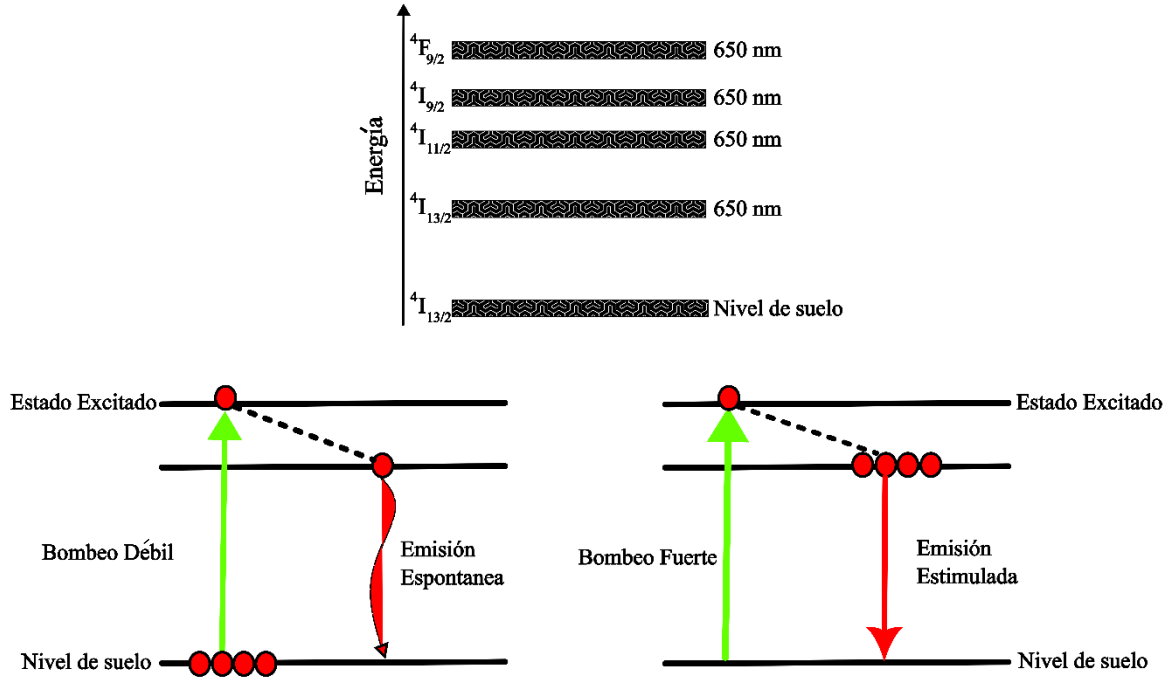


Figura 2.1. Niveles de energía de los iones de erbio en vidrio de sílice y diferencias entre emisión espontánea y estimulada.

2.2. Modos de propagación en la fibra óptica

La dinámica de los campos ópticos en las fibras se rige por las ecuaciones de Maxwell. Para un medio no conductor sin cargas libres, estas ecuaciones son:

$$\nabla \times \vec{E} = -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t}, \quad (2.1)$$

$$\nabla \times \vec{H} = -\frac{\partial \vec{D}}{\partial t}, \quad (2.2)$$

$$\nabla \cdot \vec{D} = 0, \quad (2.3)$$

$$\nabla \cdot \vec{B} = 0, \quad (2.4)$$

donde \vec{E} y \vec{H} son los vectores de campo eléctrico y magnético, respectivamente, y \vec{D} y \vec{B} son las densidades de flujo correspondientes. Las densidades de flujo están relacionadas con los vectores de campo.

$$\vec{D} = \epsilon_0 \vec{E}, \quad (2.5)$$

$$\vec{B} = \mu_0 \vec{H}, \quad (2.6)$$

donde ϵ_0 es la permitividad del vacío y μ_0 es la permeabilidad del vacío. Para que los campos \vec{E} y \vec{H} cumplan con las ecuaciones de Maxwell, es necesario que sus componentes satisfagan la ecuación de onda:

$$\nabla^2 E(r, t) - \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 E(r, t)}{\partial t^2} = 0, \quad (2.7)$$

donde c es la velocidad de la luz en el vacío. Si se aplica la transformada de Fourier, la ecuación de onda se puede escribir:

$$\nabla^2 E(\omega, t) + k_0^2 n^2 E(\omega, t) = 0, \quad (2.8)$$

donde el número de onda en el espacio libre k_0 se define como $k_0 = \frac{\omega}{c} = \frac{2\pi}{\lambda}$ donde λ es la longitud de onda del campo óptico que oscila a la frecuencia ω . Por lo tanto, un modo de propagación óptico se define como una solución particular de la ecuación de onda que cumple con las condiciones de contorno correspondientes y presenta la característica de que su distribución espacial permanece constante durante la propagación.

Para aprovechar la simetría cilíndrica, la ecuación se escribe en las coordenadas cilíndricas coordenadas ρ, ϕ , and z y la solución obtenida es:

$$\frac{\partial^2 E}{\partial \rho^2} + \frac{1}{\rho} \frac{\partial E_z}{\partial \rho} + \frac{1}{\rho^2} \frac{\partial^2 E_z}{\partial \phi^2} + \frac{\partial^2 E_z}{\partial z^2} + k_0^2 E_z n^2 = 0, \quad (2.9)$$

donde, para una fibra silicio con radio de núcleo a , el índice de refracción n tiene la forma:

$$n = \begin{cases} n_1 & \rho \leq a \\ n_2 & \rho \geq a \end{cases} \quad (2.10)$$

$$E_z(\rho, \phi, z) = F(\rho)\phi(\phi)Z(z) \quad (2.11)$$

Usando estas últimas dos ecuaciones se obtienen tres ecuaciones diferenciales ordinarias:

$$\frac{\partial^2 Z}{\partial z^2} + \beta^2 Z = 0, \quad (2.12)$$

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial \phi^2} + m^2 \phi = 0 \quad (2.13)$$

$$\frac{\partial^2 F}{\partial \rho^2} + \frac{\partial F}{\rho \partial \rho} + \left(k_0^2 n^2 - \beta^2 - \frac{m^2}{\rho^2} \right) F = 0, \quad (2.14)$$

La variable Z tiene una solución dada por $Z = e^{i\beta z}$, donde β representa la constante de propagación. De manera similar, ϕ tiene una solución de la forma $\phi = e^{im\phi}$, donde la constante m está restringida a valores enteros, ya que el campo debe ser periódico en ϕ con un período de 2π .

La Ecuación (2.14) es satisfecha mediante las funciones de Bessel. La solución general en las zonas del núcleo y el revestimiento se puede formular como:

$$E_z = \begin{cases} AJ_m(p\rho)A'Y_m(p\rho) & \rho \leq a \\ CK_m(q\rho)C'I_m(q\rho) & \rho > a, \end{cases} \quad (2.15)$$

donde A, A', C y C' son constantes y J_m, Y_m, K_m y I_m son diferentes tipos de funciones Bessel. Luego, al observar el comportamiento de la intensidad del campo electromagnético en la fibra, la solución general de la Ecuación (2.11) es:

$$E_z = \begin{cases} AJ_m(p\rho)e^{im\phi}e^{i\beta z} & \rho \leq a \\ CK_m(q\rho)e^{im\phi}e^{i\beta z} & \rho > a, \end{cases} \quad (2.16)$$

El mismo proceso puede utilizarse para obtener H_z y las cuatro componentes pueden expresarse en términos E_z y H_z mediante el uso de las ecuaciones de Maxwell.

Un parámetro realmente importante para determinar la condición de corte es la frecuencia normalizada y se define como:

$$V = \frac{2\pi}{\lambda} a \sqrt{(n_{co})^2 - (n_{cl})^2}, \quad (2.17)$$

También es conveniente introducir una constante de propagación normalizada b como:

$$b = \frac{\frac{\beta}{k_0} - n_2}{n_1 - n_2}, \quad (2.18)$$

El análisis modal se realizó mediante una versión modificada del algoritmo propuesto en el centro de archivos de *MATLAB* [29], adaptado a los parámetros específicos de nuestra fibra radio del núcleo $a = 4.5 \mu\text{m}$, $\Delta n = 0.007$). La Figura (2.2) muestra la distribución de intensidad normalizada para tres modos de propagación (LP_{00} , LP_{01} , LP_{11}) en una fibra óptica con frecuencia normalizada $V = 2.61$. El modo LP_{00} presenta un perfil gaussiano simétrico, concentrado en el núcleo, mientras que el LP_{01} exhibe un anillo de intensidad con un nodo central. El modo LP_{11} muestra dos lóbulos asimétricos separados por una línea nodal, reflejando su dependencia angular. Estos patrones, obtenidos de soluciones analíticas basadas en funciones de Bessel, ilustran cómo la geometría de la fibra y el valor de V determinan el confinamiento y la simetría de la luz, clave para aplicaciones en telecomunicaciones y sensores ópticos.

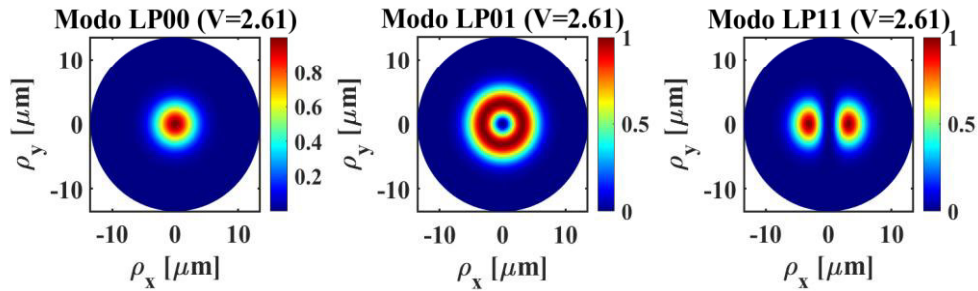


Figura 2.2. Distribución de intensidad LP en una fibra óptica.

2.3. Interferómetro Mach-Zehnder (MZI)

El interferómetro Mach-Zehnder (MZI) es uno de los instrumentos ópticos más antiguos y relevantes en el campo de la óptica. En su configuración convencional, como se muestra en la Figura (2.3), el MZI está compuesto por dos divisores de haz y dos espejos altamente reflectivos.

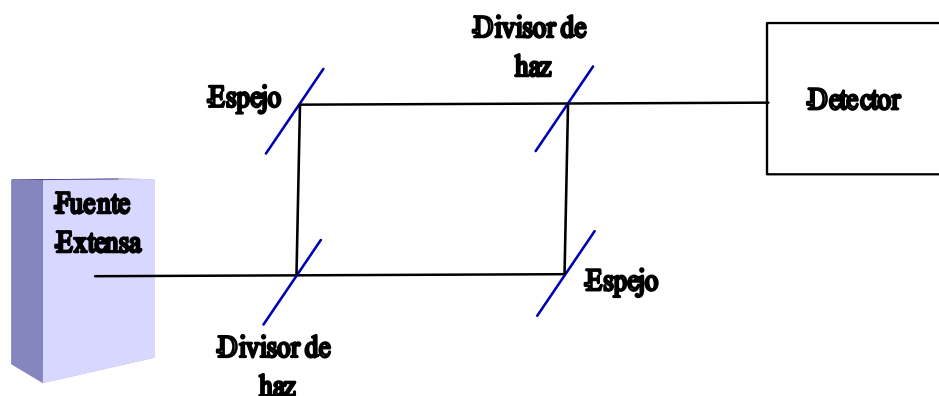


Figura 2.3. Esquema del interferómetro MZI.

El primer divisor de haz divide la señal óptica incidente en dos haces de igual intensidad, los cuales viajan a través de dos brazos separados. Posteriormente, estos haces se recombinan en el segundo divisor de haz [30]. Es posible introducir una pequeña diferencia en la longitud del camino óptico entre los dos brazos mediante una ligera inclinación de uno de los divisores de haz. Si esta diferencia es menor que la longitud de coherencia de la señal óptica, los dos haces interfieren en el segundo divisor de haz [30]. Sin embargo, debido a que los dos caminos ópticos están físicamente separados, el interferómetro Mach-Zehnder presenta cierta dificultad en su alineación.

2.3.1. Interferencia

La interferencia es un fenómeno en la óptica que demuestra que la luz tiene propiedades de onda. Este fenómeno ocurre cuando dos o más ondas se superponen en un punto del espacio, siempre que mantengan una relación de fase constante entre ellas, es decir, que sean coherentes. Cuando las ondas se superponen de esta manera, pueden

producir patrones de interferencia, que son el resultado de la suma de las amplitudes de las ondas individuales en cada punto del espacio. Para que se produzca interferencia, las ondas deben cumplir ciertas condiciones conocidas como las condiciones de *Fresnel Arago*, que deben ser monocromáticas (de una sola frecuencia), coherentes (con una relación de fase constante) y polarizadas (con el mismo estado de polarización). Uno de los arreglos experimentales más comunes para observar la interferencia es el de división por amplitud, utilizado por Thomas Young en su famoso experimento de doble rendija.

El principio de superposición es fundamental para comprender la interferencia en la óptica. Dado que la ecuación de onda electromagnética es lineal, cualquier combinación de soluciones también será una solución válida. Esto significa que si dos ondas electromagnéticas, representadas por sus campos eléctricos \vec{E}_1 y \vec{E}_2 satisfacen la ecuación de onda, su superposición $\vec{E}_{total} = a\vec{E}_1 + b\vec{E}_2$, donde a y b son constantes, también representará un campo eléctrico físicamente posible. En la interferencia, esta propiedad implica que la intensidad de la luz resultante dependerá no solo de las amplitudes de las ondas individuales, sino también de la diferencia de fase entre ellas, lo que da lugar a los patrones característicos de interferencia [31].

2.3.2. Interferencia de dos ondas que se propagan

Para que dos ondas de luz interfieran entre sí, es necesario que tengan la misma polarización. Si las ondas tienen polarizaciones diferentes, sus campos eléctricos estarán en planos distintos y no interferirán. En este análisis, nos enfocamos en ondas electromagnéticas planas que se propagan en el espacio libre y que tienen la misma frecuencia óptica.

Los campos eléctricos de las dos ondas se pueden expresar matemáticamente como:

$$\vec{E}_1 = \vec{E}_{01} e^{(k_1 \cdot r - \omega t + \theta_1)i}, \quad (2.19)$$

$$\vec{E}_2 = \vec{E}_{02} e^{(k_2 \cdot r - \omega t + \theta_2)i}, \quad (2.20)$$

donde \vec{E}_{01} y \vec{E}_{02} son las amplitudes de los campos eléctricos de las dos ondas, k_1 y k_2 son los vectores de onda, que indican la dirección de propagación y el número de onda, r es un vector que describe la posición en el espacio, ω es la frecuencia angular de las ondas, que es la misma para ambas, t es el tiempo y θ_1, θ_2 son fases adicionales que se incluyen para generalizar la solución.

Aunque las frecuencias ópticas ω de las dos ondas son iguales, los vectores de onda k_1 y k_2 no necesariamente son iguales. Esto se debe a que el número de onda k depende del índice de refracción (n) del medio en el que se propaga la onda ($k = n\omega/c$), y los medios por los que viajan las dos ondas pueden ser diferentes.

Cuando estas dos ondas se superponen, el campo eléctrico total es la suma de los campos eléctricos individuales:

$$\vec{E}_{total} = \vec{E}_1 + \vec{E}_2 = [\vec{E}_{01}e^{(k_1 \cdot r + \theta_1)i} + \vec{E}_{02}e^{(k_2 \cdot r + \theta_2)i}]e^{-i\omega t} \quad (2.21)$$

No existen detectores físicos que puedan medir directamente el campo eléctrico de una onda electromagnética debido a su alta frecuencia óptica. Todos los detectores ópticos son del tipo "ley cuadrática", lo que significa que responden a la intensidad de la luz, que es proporcional al cuadrado de la amplitud del campo eléctrico, es decir, $I \propto |\vec{E}|^2$. Además, la respuesta temporal de estos detectores es mucho más lenta que la frecuencia óptica de la luz, por lo que solo pueden medir la intensidad promedio en el tiempo.

De acuerdo con lo señalado, la cantidad física que podemos medir experimentalmente es la intensidad promedio en el tiempo de la luz que sus unidades son $\left(\frac{W}{m^2}\right)$, que se define como:

$$I_{total} = \langle |\vec{E}|^2 \rangle = \langle \vec{E} \cdot \vec{E}^* \rangle, \quad (2.22)$$

donde \vec{E} es el campo eléctrico total y \vec{E}^* es el conjunto complejo del campo eléctrico $\langle \rangle$ denota promedio en el tiempo.

Por lo tanto:

$$I_{total} = \langle (\vec{E}_1 + \vec{E}_2) \cdot (\vec{E}_1^* + \vec{E}_2^*) \rangle, \quad (2.23)$$

La intensidad total se puede expresar como:

$$I_{total} = \langle |\vec{E}_1|^2 \rangle + \langle |\vec{E}_2|^2 \rangle + \langle \vec{E}_1 \cdot \vec{E}_2^* \rangle + \langle \vec{E}_2 \cdot \vec{E}_1^* \rangle \quad (2.24)$$

donde $\langle |\vec{E}_1|^2 \rangle = I_1$ es la intensidad de la primera onda y $\langle |\vec{E}_2|^2 \rangle = I_2$ es la intensidad de la segunda onda. $\langle \vec{E}_1 \cdot \vec{E}_2^* \rangle$ y $\langle \vec{E}_2 \cdot \vec{E}_1^* \rangle$ representan la interferencia entre las dos ondas. Estos términos dependen de la relación de fase entre las ondas y son responsables de los patrones de interferencia observados.

Ahora, vamos a analizar los términos de interferencia $\langle \vec{E}_1 \cdot \vec{E}_2^* \rangle$ y $\langle \vec{E}_2 \cdot \vec{E}_1^* \rangle$. Estos términos se pueden expresar como:

$$\langle \vec{E}_1 \cdot \vec{E}_2^* \rangle = \langle \vec{E}_{01} \cdot \vec{E}_{02}^* \rangle e^{[(\vec{k}_1 - \vec{k}_2) \cdot \vec{r} + (\theta_1 - \theta_2)]i} = \sqrt{I_1 I_2} e^{i\delta}, \quad (2.25)$$

$$\langle \vec{E}_2 \cdot \vec{E}_1^* \rangle = \langle \vec{E}_{02} \cdot \vec{E}_{01}^* \rangle e^{[(\vec{k}_1 - \vec{k}_2) \cdot \vec{r} + (\theta_1 - \theta_2)]i} = \sqrt{I_1 I_2} e^{-i\delta} \quad (2.26)$$

donde $\delta = (\vec{k}_1 - \vec{k}_2) \cdot \vec{r} + (\theta_1 - \theta_2)$ es la diferencia de fase entre las dos ondas y $\sqrt{I_1 I_2}$ es la amplitud de los términos de interferencia, que depende de las intensidades de las dos ondas.

Usando la identidad trigonométrica $\cos \delta = \frac{1}{2}(e^{i\delta} + e^{-i\delta})$, podemos simplificar la expresión de la intensidad total:

$$I_{total} = I_1 + I_2 + 2\sqrt{I_1 I_2} \cos \delta \quad (2.27)$$

donde $I_1 + I_2$ son las intensidades de las dos ondas individuales y $2\sqrt{I_1 I_2} \cos \delta$ es el término de interferencia, que depende de la diferencia de fase δ entre las dos ondas.

Cuando $\cos\delta = 1$, es decir, cuando la diferencia de fase $\delta = 2\pi n$ para algún entero n , la interferencia es constructiva, lo que significa que las ondas se refuerzan mutuamente y la intensidad total es máxima y es dada por $I_{total} = I_1 + I_2 + 2\sqrt{I_1 I_2}$. Si $I_1 = I_2$ la intensidad total será $I_{total} = 4 I$.

En el caso de que $\cos\delta = -1$ es decir, cuando $\delta = \pi + 2\pi n$, la interferencia es destructiva, lo que implica que las ondas se cancelan parcialmente, reduciendo la intensidad total al valor mínimo $I_{total} = I_1 + I_2 - 2\sqrt{I_1 I_2}$. En el caso en que $I_1 = I_2$ la intensidad total será $I_{total} = 0$ [31].

2.3.3. Interferómetro Mach-Zehnder (MZI) en fibra óptica

Para implementar un MZI en sistemas de fibra óptica, los divisores de haz pueden ser sustituidos por acopladores de fibra, lo que permite construir un interferómetro completamente basado en fibra óptica. Esta configuración aprovecha el mecanismo de guiado de onda de la fibra, lo que resulta en un diseño más compacto en comparación con los MZI de espacio libre. Los interferómetros Mach-Zehnder de fibra óptica se clasifican en dos categorías principales: extrínsecos e intrínsecos. En el caso del MZI extrínseco, se utilizan acopladores en cascada, y la diferencia en el camino óptico se modifica cuando uno de los brazos es perturbado externamente. Por otro lado, el MZI intrínseco se construye utilizando diferentes tipos de fibras ópticas, lo que permite una mayor versatilidad en su diseño y aplicación [32].

2.3.4. Interferómetros MZI realizado con acopladores 50/50

Un interferómetro Mach-Zehnder (MZI) implementado con fibra óptica generalmente consta de dos acopladores de fibra 50/50 conectados en cascada, como se ilustra en la Figura (2.4). El primer acoplador divide el haz de luz incidente en dos haces de igual intensidad, los cuales se propagan a través de dos fibras ópticas separadas. Para introducir una diferencia de camino óptico OPD, por sus siglas en inglés, (*Optical Path Difference*) entre los dos brazos, es común que las longitudes de estas fibras sean

diferentes. Esta diferencia en la longitud de los caminos ópticos es crucial para generar interferencia cuando los haces se recombinan en el segundo acoplador [32].

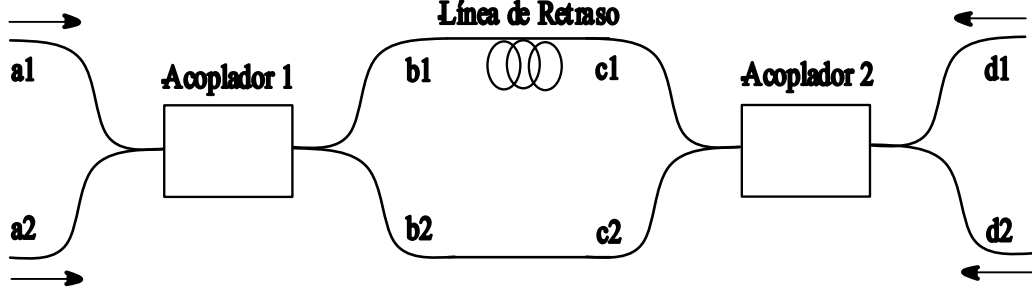


Figura 2.4. Esquema del interferómetro MZI con acopladores.

En el segundo acoplador, el espectro de interferencia se obtiene como resultado de la combinación de los dos haces de luz, junto con una diferencia de camino óptico (OPD) previamente introducida. Como se mencionó, para generar esta diferencia, la longitud de uno de los brazos ($L1$) debe ser más corta que la del otro ($L2$), lo que resulta en una diferencia de longitud $\Delta L = L1 - L2$. Esta diferencia afecta directamente la intensidad óptica a la salida del MZI, la cual puede expresarse mediante la siguiente relación [33]:

$$I_{out} = 2I_{arm1}(\lambda) \left[1 + \cos\left(\frac{2\pi n_{eff}}{\lambda} \Delta L\right) \right], \quad (2.28)$$

donde n_{eff} es el índice de refracción efectivo de la fibra, I_{arm1} representa la intensidad del brazo 1, y λ es la longitud de onda de operación. La ecuación (2.28) muestra que la intensidad de salida del MZI varía periódicamente en función del retraso de fase $\Delta\phi$. Además, a partir de la ecuación (2.29), el espaciamiento de longitud de onda entre dos picos de transmisión consecutivos se describe como [33]:

$$\Delta\lambda = \frac{\lambda^2}{n_{eff}\Delta L}, \quad (2.29)$$

Este tipo de MZI ha sido ampliamente utilizado en aplicaciones como filtros ópticos, moduladores y sensores, gracias a su capacidad para manipular la luz de manera

precisa y eficiente. La configuración basada en acopladores de fibra 50/50 no solo simplifica el diseño, sino que también mejora la estabilidad y facilita la integración en sistemas de fibra óptica, lo que lo convierte en una herramienta versátil para diversas aplicaciones en óptica y fotónica.

2.4. Fibras ópticas cónicas (*tapered*)

En primer lugar, es esencial comprender el funcionamiento de una fibra estrechada en las fibras ópticas monomodo.

En longitudes de onda de funcionamiento normales, el campo óptico del modo fundamental está bien guiado por el núcleo de la fibra (monomodo) y, si bien el campo evanescente se extiende hasta el revestimiento, la extensión finita del revestimiento no tiene influencia en las características de propagación del modo fundamental y, en general, podemos suponer un revestimiento de extensión infinita [34].

Hace algunas décadas [35-36], la hipótesis del revestimiento infinito se trasladó a la fibra óptica estrechada (también conocidas como fibras cónicas). Se suponía que, independientemente de la extensión de la conicidad y la expansión del campo resultante debido al valor de la frecuencia normalizada (V) reducido de la fibra, el campo de propagación seguía siendo guiado por el núcleo.

Como resultado de algunos experimentos muy simples sobre conicidades y acopladores cónicos, pronto se encontró que la hipótesis anterior era completamente errónea. Por ejemplo, fibras ópticas estrechadas con ciertas simetrías exhibieron una pérdida insignificante y un funcionamiento normal, pero cuando las fibras se sumergieron en líquidos (con índices de refracción muy cercanos al índice de refracción del recubrimiento), estas fibras perdieron toda su potencia. Al retirarlas del líquido, se restableció toda la potencia.

En las fibras cónicas, el acoplamiento entre los modos de núcleo y superficie se produce en un amplio rango de longitudes de onda. La fabricación de fibras ópticas estrechadas monomodo con diferentes formas y propiedades depende de las condiciones

de fabricación. Sobre la base del acoplamiento, el estrechamiento de la fibra se puede dividir en dos categorías: adiabático y no adiabático [37-38]. Una fibra cónica se puede clasificar como adiabática si la mayor parte de la potencia permanece en el modo fundamental y no se acopla a modos de orden superior a medida que se propaga a lo largo del estrechamiento. En este caso, el cambio en el radio del estrechamiento tiene que ser muy gradual (ángulo de estrechamiento pequeño). En general, la fibra cónica adiabática se ha utilizado para la fabricación de sensores de resonancia de plasmón de superficie altamente sensibles a cambios de índice de refracción. Mientras que, en el caso del estrechamiento no adiabático, parte de la potencia viaja en el modo de revestimiento y se acopla con el modo fundamental del núcleo a medida que se propaga a lo largo de la región cónica. En este caso, el ángulo de estrechamiento tiene que ser lo suficientemente grande para facilitar este efecto. Algunos grupos de investigación han fabricado fibras estrechadas no adiabáticas basados en fibras fotónicas de banda prohibida (núcleo de aire) [39], en este trabajo, se formaron interferómetros de tipo Mach-Zehnder y se emplearon para medir tensión y temperatura.

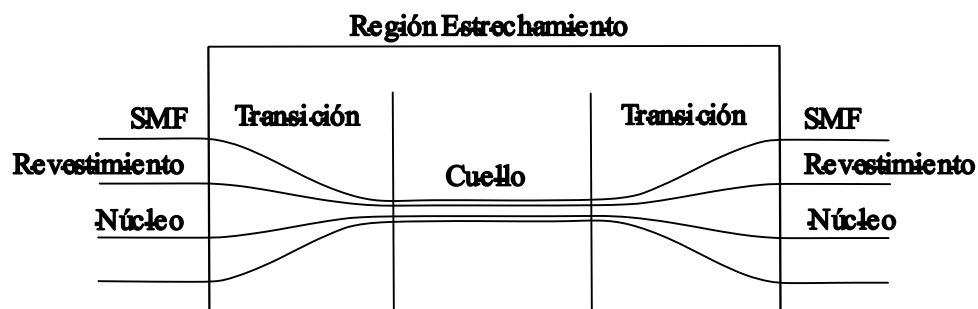


Figura 2.5. Figura esquemática de una fibra óptica cónica.

El estrechamiento de la fibra óptica genera variaciones en su diámetro, lo que facilita el acoplamiento de potencia entre los modos de revestimiento de orden superior y los modos inicialmente excitados en la región de detección. Esta transferencia de potencia depende de la forma del modo y de la diferencia de fase entre los modos. A medida que el diámetro de la fibra disminuye, la onda evanescente se intensifica, mejorando así la interacción de la fibra con su entorno.

Tradicionalmente, las fibras cónicas se empleaban como componentes ópticos, pero en la actualidad se están explorando nuevas aplicaciones en sensores ópticos

mediante la combinación de dos o más fibras cónicas. En una fibra cónica, la sección de diámetro reducido se conoce como cintura o región de transición ver Figura (2.5). En esta región, los modos de orden superior se desacoplan del núcleo y algunos se propagan a través del revestimiento. Al final de la región cónica, estos modos de revestimiento pueden volver a acoplarse con los modos del núcleo.

El fenómeno de acoplamiento y fuga de los modos del núcleo hacia los modos de revestimiento modifica el campo evanescente alrededor de la fibra, lo que, a su vez, afecta las constantes de propagación de los modos. Cada modo tiene una constante de propagación distinta, lo que influye en la formación del espectro de transmisión. Como resultado, se observan variaciones en el patrón de interferencia o en la intensidad de la luz transmitida a través de la fibra. La intensidad de salida de la fibra óptica, que depende de la diferencia de fase entre los modos contribuyentes, se expresa como:

$$\Delta\phi = \Delta\beta \cdot L, \quad (2.30)$$

donde $\Delta\beta$ representa la diferencia de las constantes de propagación entre dos modos, y L es la longitud de interacción en la región cónica. Esta diferencia en las constantes de propagación $\Delta\beta$ varía en función de los cambios en el índice de refracción (RI) del entorno externo. La relación entre RI efectivo (n_{eff}) y la constante de propagación se puede expresar como:

$$\beta = \frac{2\pi}{\lambda} n_{eff}, \quad (2.31)$$

donde λ representa la longitud de onda en el espacio libre. Las variaciones en el índice de refracción y la intensidad del campo en la superficie de la fibra afectan la propagación del campo evanescente en la región de detección. En consecuencia, una parte significativa del campo evanescente penetra en el medio de detección, permitiendo analizar los cambios en su entorno.

2.5. Campo evanescente en la fibra cónica

El principio de reflexión total interna (RTI) en las fibras ópticas monomodo (SMF) asegura que la mayor parte de la potencia óptica asociada al modo fundamental se propague confinada dentro del núcleo de la fibra. En este proceso, el campo eléctrico puede modelarse mediante una distribución gaussiana, lo que indica que la energía luminosa se concentra principalmente en el núcleo, como se ilustra en la Figura (2.6) (a). No obstante, una fracción pequeña de la energía se acopla a los modos del revestimiento, donde el campo eléctrico decae de manera exponencial en la dirección perpendicular a la interfaz entre el núcleo y el revestimiento. Este comportamiento se conoce como campo evanescente y es característico de la propagación de luz en guías de onda ópticas. [40]

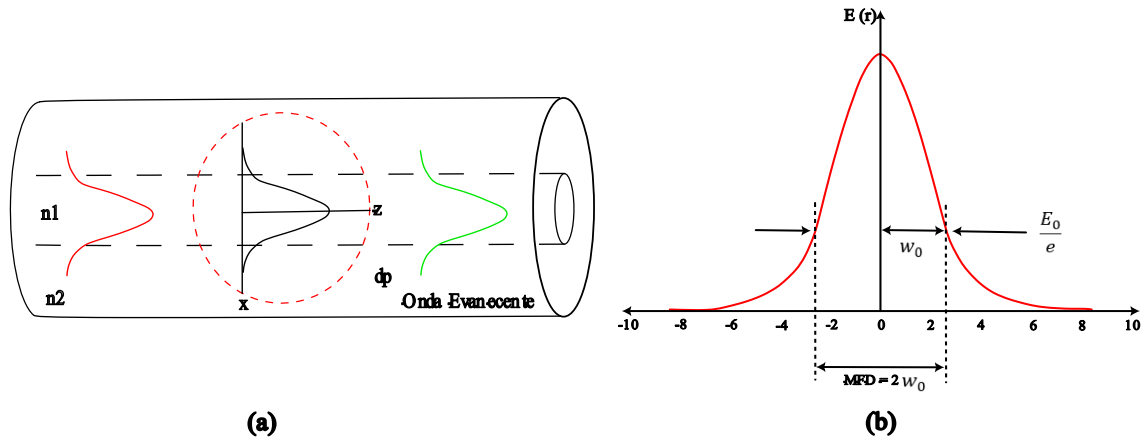


Figura 2.6. (a) Propagación del campo eléctrico del modo fundamental en SMF (b) distribución de amplitud de campo $E(r)$ del modo fundamental en MDF en un SMF.

El diámetro del campo modal (MFD, por sus siglas en inglés), denotado como, $MFD = \omega_0$, donde ω_0 representa el ancho nominal a la mitad del máximo de la excitación de entrada. El MFD se define como la distancia entre los puntos opuestos donde la amplitud del campo eléctrico se reduce a $\frac{1}{e} = 0.37$ de su valor máximo, o donde la potencia óptica disminuye a $\frac{1}{e^2} = 0.135$ de su valor máximo, medidos con respecto al eje de la fibra. Este concepto se ilustra claramente en la Figura (2.6) (b).

La amplitud del campo eléctrico, E a una distancia x a lo largo de la normal está dada por:

$$E = E_0 \frac{-x}{e^2} \quad (2.32)$$

donde E_0 corresponde al campo eléctrico y d_p es la profundidad de penetración entre la interfaz del núcleo y el revestimiento. La magnitud de la profundidad de penetración está dada por:

$$d_p = \frac{\lambda}{2\pi n_1 \sqrt{\sin^2 \theta - \left(\frac{n_1}{n_2}\right)^2}} \quad (2.33)$$

donde λ es la longitud de onda en el vacío, θ es el ángulo de incidencia relativo a la normal de la interfaz, n_1 y n_2 son los índices de refracción del núcleo y el revestimiento, respectivamente.

La fibra cónica tiene el potencial de aumentar d_p , como una función de la NA , el RI del revestimiento, el índice de refracción circundante SRI , la relación de conicidad $TR = \frac{r_w}{r_0}$, la longitud de conicidad L y la posición de conicidad z . El campo evanescente emerge de manera diferente a lo largo de la región cónica, y la fracción de potencia que se propaga en ella (η_{eff}) depende de la relación de $\frac{\lambda}{r}$. Por lo tanto, una fibra cónica con un radio más pequeño produciría una gran potencia fraccional del campo evanescente [41].

En conclusión, este Capítulo ha presentado los fundamentos físicos y teóricos necesarios para comprender los componentes ópticos utilizados en la investigación. Se han analizado detalladamente los principios de funcionamiento de los amplificadores de fibra óptica dopada por Erblio (EDFA), esenciales por su capacidad para operar en la tercera ventana de telecomunicaciones. Se han estudiado los modos de propagación en fibras ópticas derivados de las ecuaciones de Maxwell. Se ha explicado el fenómeno de interferencia y su aplicación en el interferómetro de Mach-Zehnder, tanto en configuraciones de espacio libre como en implementaciones basadas en fibra óptica. Por último, se ha profundizado en las características de las fibras ópticas cónicas (tapered), sus métodos de fabricación y el comportamiento del campo evanescente en su superficie, aspectos fundamentales para el desarrollo de sensores ópticos de alta precisión. Este marco teórico establece la base conceptual para la metodología experimental que se abordará en el Capítulo siguiente.

CAPÍTULO 3

METODOLOGÍA

En este Capítulo, se detalla la metodología empleada en la investigación, enfocándose en la configuración experimental y el diseño de los sensores utilizados para la medición de espectros de vino.

3.1. Diseño del sensor y principios de medición

El sensor de fibra óptica diseñado para estudios de detección de vinos está compuesto por una fibra óptica de modo único, también conocida como fibra de baja pérdida (SMF). Esta fibra se coloca en una máquina de estirado (*tapered*) desarrollada por la Universidad de Valencia en 2018, la cual permite obtener fibras estrechadas con una sección central uniforme y dos transiciones simétricas. La máquina utiliza un soplete de oxi-butano para generar una llama controlada que calienta y ablanda la fibra, mientras un microcontrolador regula la mezcla de gases (oxígeno y butano) para mantener la temperatura óptima. La fibra, después de retirar su revestimiento protector y limpiarla con alcohol, es sometida a un barrido controlado mediante una etapa lineal con motores paso a paso, que asegura un estiramiento preciso y uniforme [42]. La geometría de la fibra estrechada está determinada por los parámetros α y L_0 , así como por el radio inicial de la fibra, r_0 . El parámetro L_0 define la anchura del barrido inicial del soplete, mientras que α determina la variación lineal del mismo, siendo $L = L_0 + \alpha x$, donde x representa el estiramiento de la fibra óptica. El proceso utiliza una máquina por método de flama, en la que la fibra, después de retirar su revestimiento protector y limpiarla con alcohol, es sometida a un barrido controlado.

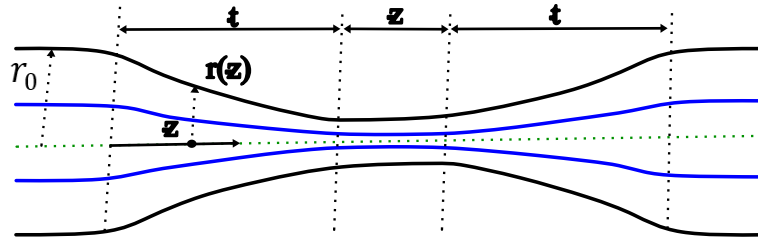


Figura 3.1. Esquema de geometría de una fibra estrechada, r_0 radio inicial de la fibra, $r(z)$ radio a lo largo de la transición, Z distancia medida desde el inicio de la transición, t longitud la transición.

De acuerdo con el esquema de la Figura (3.1), la expresión matemática del radio de la fibra estrechada a lo largo de la transición es igual a:

$$r(z) = r_0 \left[1 + \left(\frac{2 \alpha z}{(1-\alpha)L_0} \right) \right]^{-\frac{1}{2\alpha}}, \quad 0 < z < t \quad (3.1)$$

donde r es el radio de la fibra, z es la distancia medida a lo largo de la transición desde su inicio ($r = r_0$ en $z = z_0$) hasta su final $z = t$, y L_0 es el valor inicial de la longitud barrida por el soplete. El parámetro α ($-1 < \alpha < 1$) controla la forma geométrica de la transición, ejemplo $\alpha = 0$ corresponde a una transición suave exponencial, mientras que $\alpha = 1$ representa un escalón. Si el parámetro α está en el rango de 0 a 1, la curvatura observada es cóncava mientras si fuera negativo de -1 a 0 la curvatura será convexa [42].

Se presentará en la Figura [3.2] un sensor cónico elaborado por la máquina de estrechamiento. En esta imagen, se puede apreciar su diseño, que incluye el cuello y el diámetro de cintura. Esta captura se realizó utilizando un microscopio de la marca Genérica, el cual ofrece resoluciones de 3M (2048x1536 píxeles), 5M (2592x1944 píxeles), 10M (3648x2736 píxeles) y 12M (4032x3024 píxeles). Estos sensores son delicados y frágiles, por lo cual es importante fijarlos a una base que les brinde estabilidad. Esta base es esencial para facilitar su movilidad y limpieza, aspectos para garantizar la repetibilidad de sus espectros.

Se elaboraron más de 40 sensores (*tapered*) antes de alcanzar la repetitividad deseada en las mediciones. En las primeras etapas, muchos sensores se rompían durante la limpieza debido a su fragilidad. Este aprendizaje fue esencial para establecer protocolos

de manejo y limpieza que aseguran la integridad de los sensores y la consistencia en los resultados.

El protocolo de la limpieza del sensor a utilizar es, primeramente, sumergirlo durante 10 minutos en agua destilada, seguido de otros 10 minutos en alcohol isopropílico al 90%. Luego, se debe dejar reposar durante 10 minutos más para su secado. Para asegurar que el diámetro de la cintura esté completamente limpio, se puede observar a través del microscopio mencionado anteriormente. Es vital garantizar que no queden partículas, ya que cualquier residuo de agua, alcohol o vino puede alterar de manera drástica y brusca el espectro del vino que estamos midiendo.

Ya después de concluido el protocolo de limpieza, realizamos una nueva medición con el Analizador de Espectro Óptico (OSA). El espectro obtenido debe ser idéntico al espectro inicial. Este paso final, al que denominamos '*reinicio*', nos confirma que el sensor está completamente limpio y listo para efectuar cualquier medición requerida con precisión y confiabilidad. Solo cuando obtenemos este resultado satisfactorio, podemos asegurar que el sensor se encuentra en condiciones óptimas para su uso.

Este proceso de limpieza es, por tanto, la razón por la cual la medición de cada espectro puede resultar tardada, pero es crucial para asegurar la calidad y precisión de los resultados obtenidos.

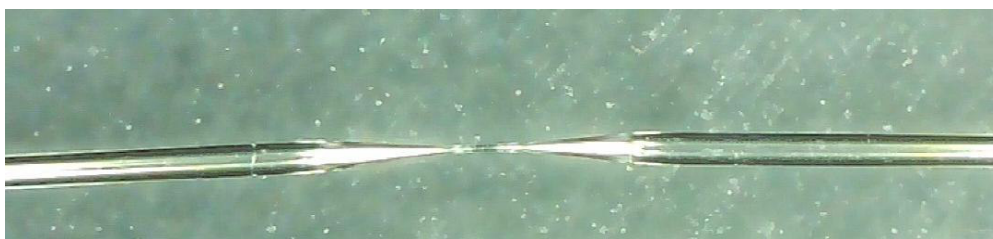


Figura 3.2. Sensor de fibra óptica estrechada

3.2. Configuración experimental y principios de medición

La Figura (3.3) ilustra la configuración experimental, que incluye un láser de onda continua (CW) que actúa como fuente de bombeo y excitación. Este láser opera a una longitud de onda de 980 nm y una corriente de 130 mA (ILX Lightwave). El láser se acopla a un multiplexor por división de longitud de onda (WDM) de 980/1550 nm. Como fuente de luz, se emplea una fuente de emisión espontánea amplificada (ASE) basada en fibra dopada con erbio (EDF) de 10 metros de longitud.

A un extremo de la EDF se empalma un circulador óptico, con el puerto 2 del circulador conectado al elemento sensor, que es una fibra cónica. Esta fibra cónica captura los espectros de las muestras de vino. La propagación de la luz a través de la fibra cónica da lugar a la generación de modos de orden inferior y superior debido a las dimensiones alteradas, los cuales se describen mediante la frecuencia normalizada V .

$$V = \frac{2\pi a}{\lambda} \sqrt{n_{co}^2 - n_{cl}^2}, \quad (3.2)$$

donde λ es la longitud de onda de la luz, a es el radio del núcleo, y n_{co} y n_{cl} son los índices de refracción del núcleo y el revestimiento, respectivamente. La fibra cónica mejora la interacción de la onda evanescente con las muestras de vino, aumentando así la sensibilidad del sensor.

Durante el experimento, el sensor de fibra óptica cónico fabricado se sumerge manualmente en el vino en posición vertical. Aunque el sensor no es un interferómetro de Mach-Zehnder (MZI) convencional, su diseño basado en una fibra cónica le permite comportarse de manera similar a un MZI, donde el vino actúa como medio de interacción. El sensor fue fabricado con parámetros optimizados para garantizar una interacción eficiente entre el campo evanescente y el vino, lo que permite una detección precisa de las propiedades del medio. Estos parámetros incluyen dimensiones específicas del cuello del cono, una velocidad de estrechamiento controlada para asegurar una geometría uniforme, una rapidez de la llama adecuada para un calentamiento homogéneo de la fibra, y una amplitud definida que determina la longitud de la región sensible del sensor.

El puerto 3 del circulador se conectó a un analizador de espectro óptico (OSA, Yokohama AQ6370D) con una resolución de 0.02 nm. El OSA registra y procesa la señal reflejada en el dominio de la frecuencia, lo que permite la medición simultánea del ASE del EDF y los espectros de muestra de los siete tipos de vino. En la Figura (3.4), se presenta un gráfico de salida frente a longitud de onda para cada uno de los siete tipos de vino por separado, donde se observan las diferencias en los espectros ópticos. La ausencia de repetitividad en los espectros es beneficiosa para el desarrollo de un clasificador, ya que permite una distinción clara entre los diferentes tipos de vino. Adicionalmente, en la Figura (3.5), se muestran todos los espectros superpuestos en un solo gráfico, lo que facilita la comparación visual de las características espectrales de los siete tipos de vino.

De las 1680 muestras, se seleccionó una de cada tipo para observar y analizar sus diferencias. El OSA se conectó a un ordenador portátil mediante un cable GPIB (*general-purpose interface bus*), IEEE-488, que almacena estos espectros en el ordenador. Posteriormente, los datos almacenados se analizaron mediante el software *MATLAB* para desarrollar el clasificador de vinos.

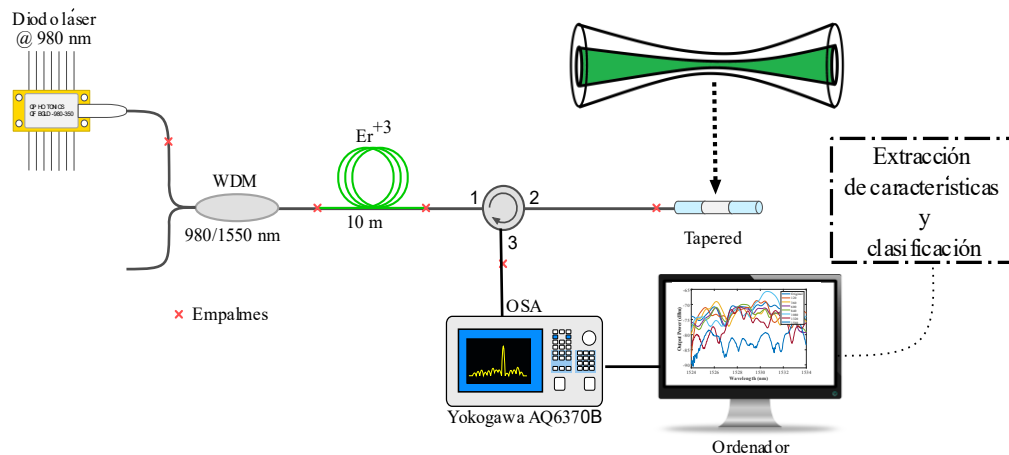


Figura 3.3. Esquema experimental óptico.

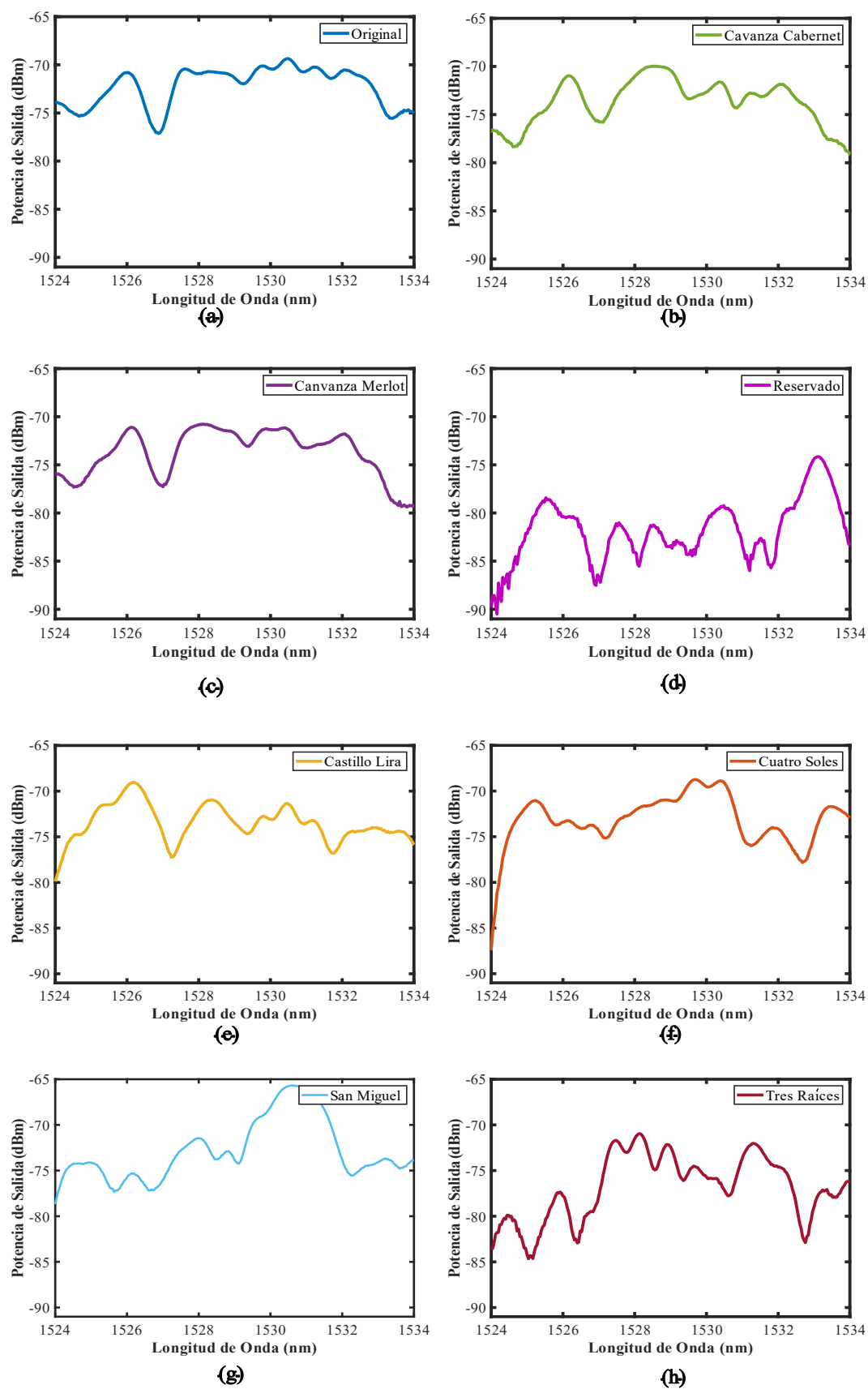


Figura 3.4. Espectro de reflexión medido por vino: (a) Espectro sin vino. (b) Espectro del Cavanza Cabernet. (c) Espectro del Cavanza Merlot. (d) Espectro del Reservado. (e) Espectro del Castillo Lira. (f) Espectro del Cuatro Soles. (g) Espectro del San Miguel. (h) Espectro de Tres Raíces

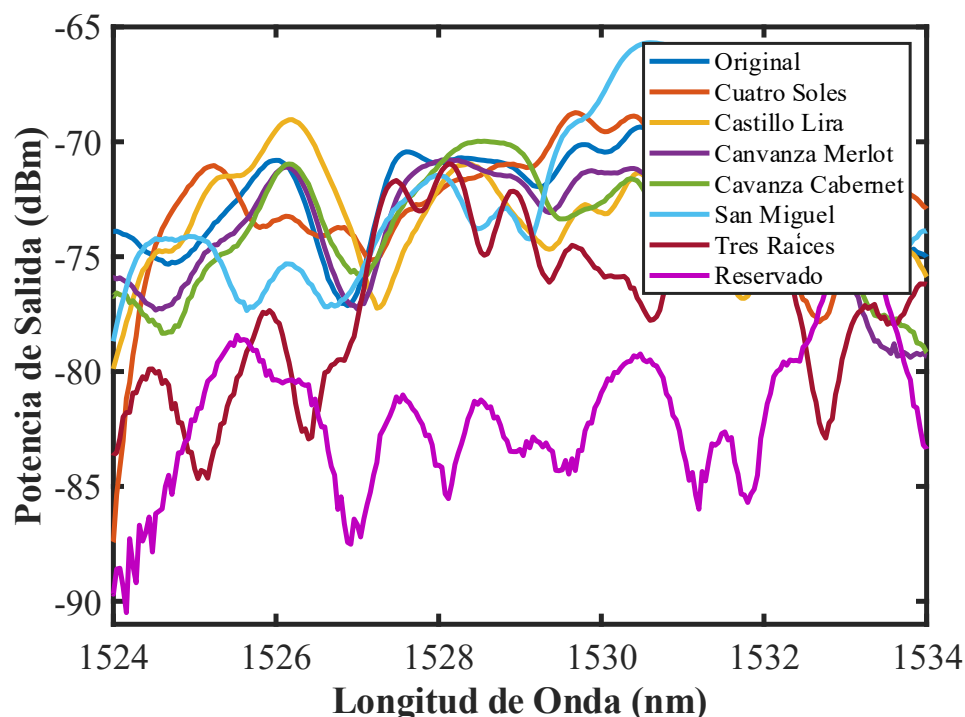


Figura 3.5. Espectro de reflexión medido del sensor de fibra óptica cónica.

3.3. Adquisición de datos

Los datos obtenidos de los espectros de los vinos se analizaron utilizando el software *MATLAB* (versión R2021a, desarrollado por MathWorks®, Inc., Natick, Massachusetts, Estados Unidos). Inicialmente, se graficaron los espectros para obtener una visión general de su comportamiento. A partir de estos gráficos, se extrajeron cuatro características clave: desviación estándar, área bajo la curva, potencia máxima de pico y longitud de onda del pico. Estas características fueron seleccionadas por su capacidad para describir cuantitativamente el comportamiento de los espectros y su potencial para mejorar la clasificación de los vinos. La desviación estándar refleja la variabilidad de los valores de la señal alrededor de la media, indicando la consistencia de los espectros. El área bajo la curva representa la integral de la señal, proporcionando una medida global de la energía del espectro. La potencia máxima de pico identifica el valor más alto de la señal, crucial para diferenciar entre tipos de vino, mientras que la longitud de onda del pico indica la posición del pico máximo en el espectro, lo que puede estar relacionado con propiedades específicas del vino como su alcohol.

Para evaluar la utilidad de estas características en la clasificación, se crearon diagramas de dispersión que permitieron visualizar la distribución de los datos y la separación entre clases. Tras confirmar su relevancia, se construyó una base de datos que incluye 1,680 espectros (240 por cada uno de los siete tipos de vino estudiados). La base de datos está organizada en cinco columnas: las primeras cuatro corresponden a las características extraídas (desviación estándar, área bajo la curva, potencia máxima de pico y longitud de onda del pico), y la quinta columna contiene la etiqueta del tipo de vino para cada espectro. Esta base de datos sirvió como insumo para entrenar y evaluar los modelos de clasificación, permitiendo un análisis de las correlaciones entre las propiedades espectrales únicas de cada tipo de vino. La selección de estas características, respaldada por el algoritmo Relief (descrito en la sección 3.6), aseguró que se utilizaran las variables más informativas para la tarea de clasificación.

3.4. Classification Learner MATLAB

Se utilizó la aplicación *Classification Learner* de *MATLAB* como parte del proceso metodológico para identificar los clasificadores más adecuados a las características probabilísticas y ópticas estudiadas. Esta herramienta, que ofrece una amplia gama de algoritmos de clasificación, permitiendo explorar y comparar de manera sistemática diversos métodos.

Primero, se cargó la base de datos en la aplicación y se procedió a entrenar y validar todos los clasificadores disponibles, incluyendo árboles de decisión, redes neuronales, k-NN y máquinas de soporte vectorial (SVM), entre otros. Cabe señalar que esta fase tuvo un propósito exclusivamente metodológico, orientar la selección del clasificador más prometedor.

La comparación entre algoritmos se realizó empleando como métrica principal la Exactitud, permitiendo así identificar el método que mejor se adaptaba a las particularidades del conjunto de datos. Los resultados de esta evaluación exploratoria se presentan en la Tabla 1, donde se observa que el algoritmo SVM obtuvo el mejor desempeño en términos de precisión.

A partir de este análisis preliminar, se decidió continuar el desarrollo del modelo utilizando SVM, no solo por su desempeño observado en el *Classification Learner* de *MATLAB*, sino también por su reconocido uso en estudios similares, como en la clasificación de la calidad de vinos [18,19].

Adicionalmente, el SVM resultó especialmente adecuado para este estudio debido a su eficacia en escenarios con un número limitado de muestras [43], característica importante dado que el conjunto de datos, aunque representativo, no es de gran tamaño. Asimismo, destaca por su eficiencia computacional, con tiempos de entrenamiento rápidos y alta velocidad de predicción [19], aspectos clave para su aplicación práctica en la industria vitivinícola.

Tabla 1. Métricas y diferentes métodos de clasificación según el Software de Matlab Classification Learner

Métodos de Clasificación		Exactitud
Tree	Fine	98.20%
	Medium	97.60%
Discriminant	Naïve	94.30%
	Kernel	97.90%
	Naïve	
SVM	Linear	98.60%
	Quadratic	99.60%
	Cubic	99.70%
	Polynomial	99.85%
KNN	Fine	99.30%
	Medium	97.70%
	Coarse	88.90%
	Cosine	97.90%
	Cubic	97.80%
	Weighted	99.80%
Neural Network	Narrow	99.60%
	Medium	99.70%
	Wide	99.80%

3.5. SVM y KENERLS

El SVM (Support Vector Machine) [44], es un clasificador que busca determinar un hiperplano con un margen máximo para separar las clases de datos. En su forma más básica, un SVM lineal identifica el hiperplano óptimo, representado por la ecuación:

$$w \cdot x + b = 0, \quad (3.4)$$

donde w es el vector de pesos, x son los datos de entrada y b es el sesgo. El objetivo del SVM es maximizar el margen del hiperplano, es decir, la distancia entre las muestras más cercanas a este, conocidas como vectores de soporte. Para casos en los que los datos no son linealmente separables, se introducen variables de holgura (ξ_i) y se emplea el truco del núcleo (*kernel trick*) para mapear los datos a un espacio de mayor dimensionalidad donde sí sea posible separarlos [45]. La formulación general del SVM se expresa como:

$$\min_{w,b,\xi_i} \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_i \xi_i \quad (3.5)$$

Sujeto a:

$$\text{subject to } y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad (3.6)$$

donde C es un parámetro de regularización que controla el equilibrio entre maximizar el margen y minimizar el error de clasificación.

El truco del núcleo es una técnica fundamental en SVM, ya que permite resolver problemas no lineales mediante una transformación no lineal Φ de los datos a un espacio de características de mayor dimensión [46]. En este estudio, se exploraron diferentes funciones de núcleo, como el lineal y el polinomial, para determinar cuál se adaptaba mejor a las características de los datos. La elección del núcleo es crucial, ya que influye directamente en la capacidad del modelo para capturar relaciones complejas entre las variables

3.6. Algoritmo de RELIEF

El algoritmo Relief es un método de selección de características potente, especialmente eficaz en problemas de clasificación y regresión, como se demuestra en este manuscrito [47]. En este estudio, se consideraron cuatro características clave: longitud de onda del pico, potencia del pico, desviación estándar y área bajo la curva. Estas características están estrechamente relacionadas con la óptica y la probabilidad, y se consideran esenciales para una clasificación precisa del vino.

El valor del algoritmo Relief radica en su capacidad para identificar las características que más influyen en la diferenciación entre clases. A diferencia de otros métodos de selección de características que pueden enfocarse únicamente en la correlación con la clase objetivo o en la eliminación de características redundantes, Relief se destaca por maximizar la distancia entre instancias de diferentes clases y minimizar las variaciones dentro de las mismas clases. El algoritmo selecciona aleatoriamente una instancia del conjunto de datos y luego encuentra los "vecinos más cercanos" de la misma clase y de diferentes clases. Evalúa la importancia de cada característica en función de su capacidad para distinguir entre estos vecinos. Relief asigna una puntuación de importancia a cada característica, dando mayor peso a aquellas que diferencian de manera más efectiva entre clases.

En este estudio, Relief priorizó la potencia del pico, la desviación estándar y el área bajo la curva como las características más relevantes para la clasificación. Se omitió la longitud de onda del pico porque, según los criterios del algoritmo, no contribuía significativamente a la diferenciación de clases. La elección de utilizar el algoritmo Relief en lugar de otros métodos de selección de características se justifica por su capacidad para manejar datos complejos y ruidosos, como los espectros ópticos. Su enfoque basado en vecinos más cercanos permite capturar interacciones entre características que otros métodos podrían pasar por alto. Por lo tanto, este algoritmo es una opción ideal para este estudio, donde la precisión en la clasificación es crucial para mejorar el control de calidad y lograr una alta precisión de clasificación en la industria del vino.

3.7. Evaluación del rendimiento del clasificador

Para evaluar el rendimiento del clasificador SVM y otros métodos probados, se utilizaron varias métricas de evaluación comunes en problemas de clasificación. Estas métricas incluyen la Exactitud, que mide la proporción de predicciones correctas sobre el total de casos; la Precisión, que indica la proporción de predicciones positivas correctas sobre el total de predicciones positivas; la Exhaustividad, que representa la proporción de positivos reales identificados correctamente; el F1-Score, que es la media armónica entre precisión y Exhaustividad y resulta útil para equilibrar ambas métricas; la Especificidad, que mide la proporción de negativos reales identificados correctamente; y el Coeficiente de correlación de Matthews (*MCC*), una medida que considera todos los valores de la matriz de confusión y es ideal para conjuntos de datos desbalanceados. Estas métricas se calcularon para cada clasificador probado, permitiendo una comparación objetiva de su rendimiento. Los resultados detallados de estas evaluaciones se presentan en el Capítulo 4.

$$\text{Exactitud} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (3.7)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (3.8)$$

$$\text{Exhaustividad} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (3.9)$$

$$\text{F1 Score} = 2 \frac{\text{Precision} \cdot \text{Exhaustividad}}{\text{Precision} + \text{Exhaustividad}}, \quad (3.10)$$

$$\text{Especificidad} = \frac{TN}{TN + FP}, \quad (3.11)$$

$$\text{MCC} = \frac{(TP \cdot TN) - (FP \cdot FN)}{\sqrt{(TP + FP) \cdot (TP + FN) \cdot (TN + FP) \cdot (TN + FN)}}, \quad (3.12)$$

3.8. Validación adicional en escenarios del mundo real

Para asegurar la robustez y aplicabilidad del clasificador SVM propuesto en escenarios del mundo real, utilizamos un conjunto de datos diferente para validarlo. En este sentido, adquirimos siete botellas de vino adicionales que representaban las etiquetas de los tipos de vino estudiados y las evaluamos utilizando el modelo de clasificación desarrollado. Cada botella siguió el mismo protocolo durante el entrenamiento y las pruebas iniciales. Primero, capturamos los espectros utilizando nuestro sensor de fibra óptica cónica. A continuación, extrajimos las características: la media, los valores máximos de pico, las longitudes de onda correspondientes, el área bajo la curva y la desviación estándar, asegurando que los datos obtenidos fueran consistentes con los del conjunto de datos original. Esta consistencia permitió una comparación entre las predicciones del clasificador y las etiquetas de las botellas reales. Este paso fue crucial para validar el rendimiento del clasificador tanto en un entorno controlado como en condiciones de tiempo real, demostrando su capacidad para generalizarse de manera efectiva a nuevas muestras de vino.

CAPÍTULO 4

RESULTADOS

En este Capítulo se presentan los resultados obtenidos a partir del análisis de los espectros de vino utilizando el sensor de fibra óptica cónica y los modelos de clasificación implementados. Se describen los parámetros de fabricación del sensor que permitieron alcanzar una alta sensibilidad y repetibilidad, así como los resultados de la evaluación de los clasificadores, con especial énfasis en el rendimiento del SVM con núcleo polinomial. Además, se incluyen visualizaciones de los datos, métricas de rendimiento y una validación adicional con muestras de vino no incluidas en el conjunto de datos original. Estos resultados demuestran la eficacia del enfoque propuesto para la clasificación de vinos basada en características ópticas y probabilísticas.

4.1. Parámetros de fabricación del sensor

Los buenos resultados obtenidos con el sensor de fibra óptica cónica se deben en gran medida a los parámetros de fabricación optimizados. Estos incluyen un diámetro del cuello de 10 μm , que maximiza la interacción entre el campo evanescente y el vino; una velocidad de estrechamiento de 3 mm/min, que permite un control preciso de la geometría del cono; una rapidez de la llama de 4 mm/seg, que asegura un calentamiento uniforme de la fibra óptica; y una amplitud de 2 mm, que define la longitud de la región sensible del sensor. La combinación de estos valores permitió fabricar sensores con una alta sensibilidad y repetibilidad, lo que fue fundamental para la extracción precisa de características ópticas y probabilísticas de los vinos estudiados.

Utilizando la base de datos construida previamente, que incluye 1,680 espectros (240 por cada vino), se procedió a entrenar y evaluar los modelos de máquinas de soporte vectorial (SVM). La integración de características probabilísticas y ópticas, junto con las etiquetas de identificación de cada vino, permitió un análisis exhaustivo de las correlaciones entre las propiedades espectrales únicas de cada tipo de vino.

4.2. Visualización de los datos

En la Figura (4.1), el elemento (a) muestra un plano 2D donde el eje X representa el área bajo la curva y el eje Y la altura máxima del pico. En esta visualización, se observa una buena separación entre cinco tipos de vino, aunque se identifican problemas de clasificación con dos de ellos: Cavanza Cabernet y San Miguel. El elemento (b) presenta otro plano 2D, esta vez con el área bajo la curva en el eje X y la desviación estándar en el eje Y, donde se reitera la separación entre los cinco tipos de vino, pero persisten las dificultades con los mismos dos casos. Finalmente, el elemento (c) representa la relación entre la altura máxima del pico y la desviación estándar, confirmando el patrón observado anteriormente.

Se visualizaron las características a través de diagramas de dispersión 3D, revelando agrupamientos distintos correspondientes a los siete tipos de vino estudiados Figura (4.2). Esta separación visual confirma la eficacia de las características seleccionadas, aunque persiste cierta confusión entre dos clases. En el diagrama de dispersión de la Figura (4.3), se ilustra la relación entre la desviación estándar, el área bajo la curva y la altura del pico de las 1680 muestras. Estas tres características fueron seleccionadas porque el algoritmo *Relief* les asignó las puntuaciones más altas entre las cuatro analizadas, destacando su importancia para diferenciar eficazmente entre los siete tipos de vino. Sin embargo, los gráficos también evidencian la necesidad de incorporar herramientas de aprendizaje automático, particularmente el clasificador SVM, para mejorar la separación entre los vinos que aún tienden a confundirse.

Para complementar esta visualización, se incluyeron diagramas de caja Figura (4.3), que proporcionaron información adicional sobre la distribución de estas características. Las diferencias significativas en las medianas y los rangos inter-cuartiles

entre los diferentes tipos de vino resaltaron el poder discriminativo de estas características probabilísticas y ópticas, demostrando cómo las propiedades ópticas únicas de cada vino se traducen en patrones distintivos y cuantificables.

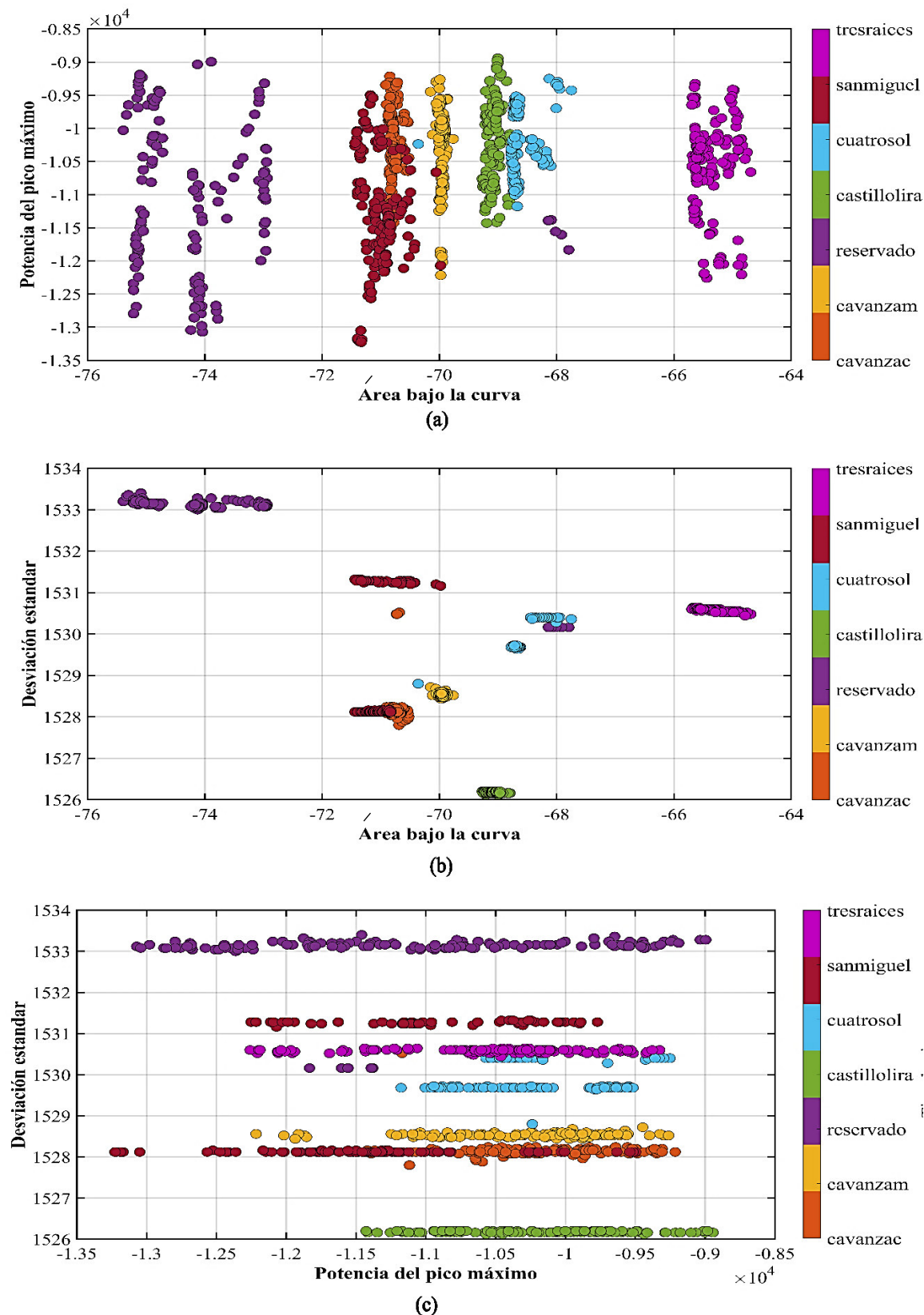


Figura 4.1. Grafica 2D de dispersión de características del Vino Tinto.

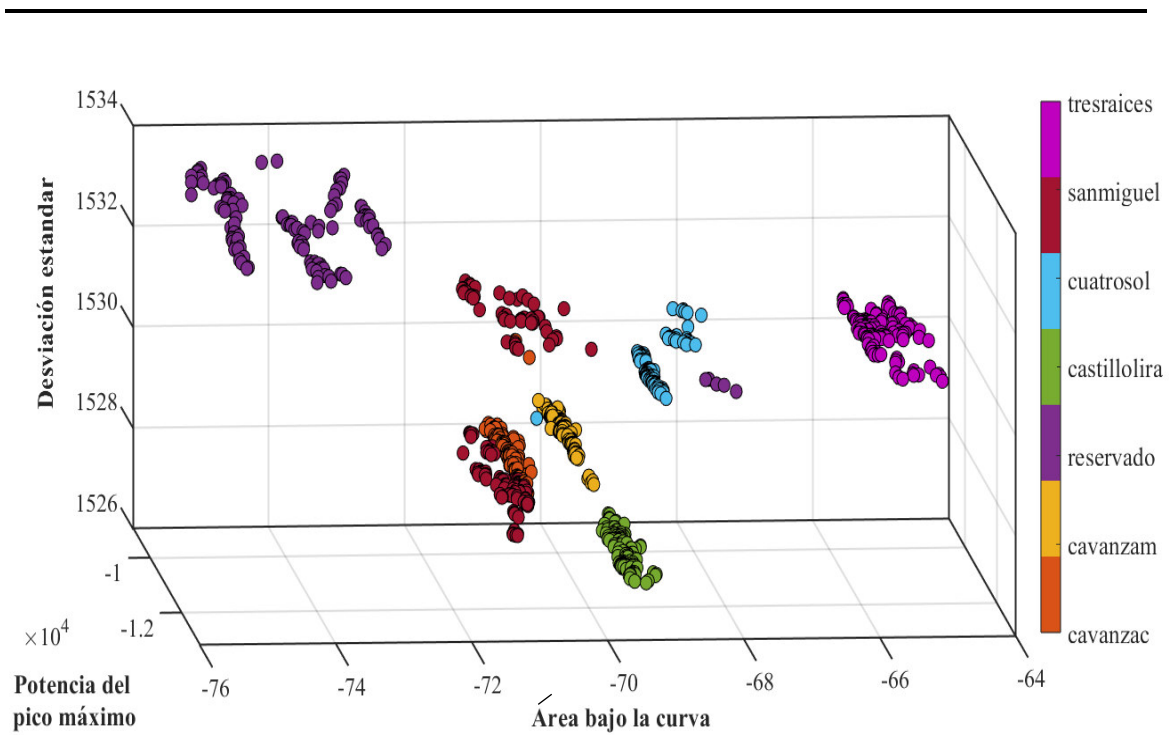


Figura 4.2. Grafica 2D de dispersión de Características del Vino Tinto.

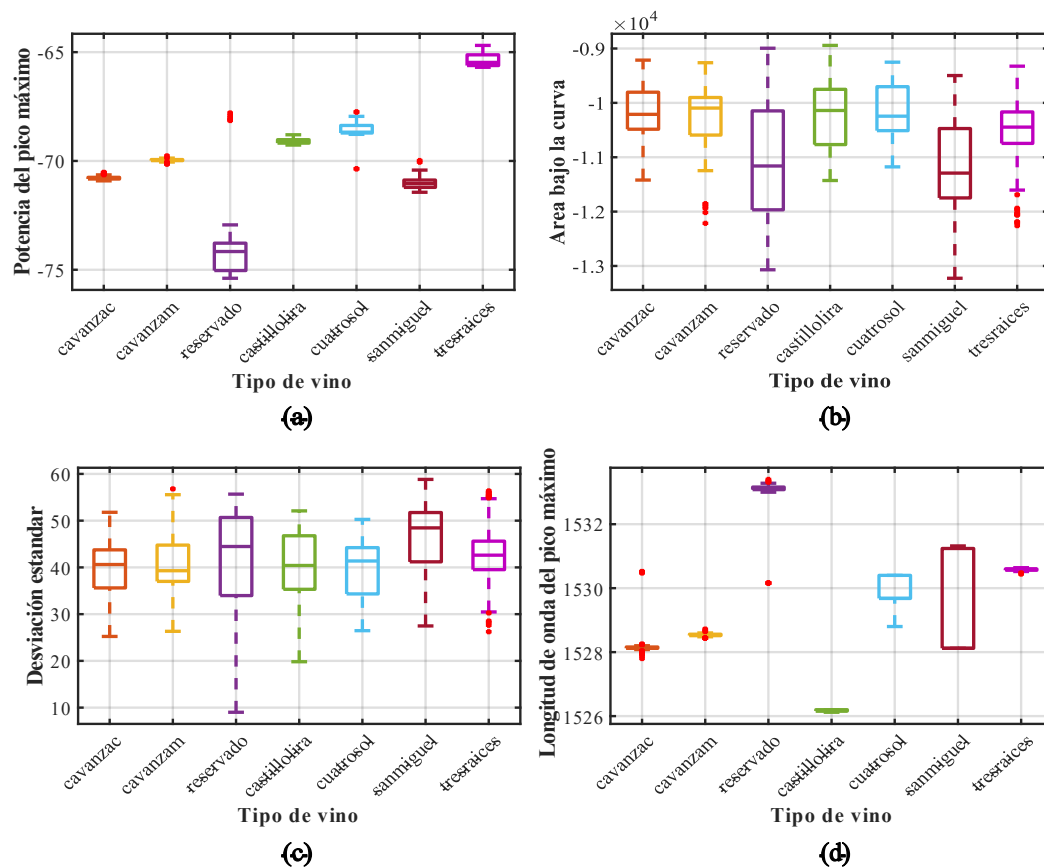


Figura 4.3. (a) Diagrama de Caja de potencia del pico máximo. (b) Diagrama de Caja área bajo la curva (c) Diagrama de Caja de desviación estándar. (d) Diagrama de Caja de longitud de onda del pico Máximo.

4.3. Evaluación de los clasificadores

Evaluamos cuatro variantes de máquinas de soporte vectorial (*SVM*), cada una utilizando un núcleo diferente: lineal, gaussiano, polinómico y función de base radial (*RBF*). La robustez de nuestro modelo se validó mediante validación cruzada de cinco particiones, lo que aseguró un rendimiento consistente a través de diferentes subconjuntos de datos. La mínima variación observada entre las particiones indicó la fiabilidad del modelo y sus fuertes capacidades de generalización. Para evaluar la capacidad de clasificación de cada variante de SVM, construimos matrices de confusión para cada partición Figura (4.4), que demostraron una alta precisión y errores mínimos en general. Se calcularon métricas como Precisión, Exactitud, Exhaustividad, F1-score, Especificidad y Coeficiente de relación Matthews (*MCC*) para cada matriz, promediándolas luego para obtener un solo valor por métrica para cada núcleo, como se resume en la Tabla 2.

Entre los núcleos, el clasificador SVM polinómico produjo los resultados más favorables, logrando una impresionante Exactitud del 99.847%, con niveles de precisión comparables a los de un enólogo experto. El núcleo polinómico también demostró una excepcional eficiencia computacional, con un tiempo de ejecución de solo 0.29 segundos y una tasa de predicción de 1.206,78 observaciones por segundo como se puede observar en la Figura (4.5). Específicamente, el modelo polinómico alcanzó una Exactitud de 0.9984, una Precisión 0.9947, una Exhaustividad de 0.9946, un F1-score de 0.9946, una Especificidad de 0.9991 y un Coeficiente de relación Matthews de 0.9938. Estos resultados subrayan su rendimiento superior tanto en Exactitud como en velocidad de procesamiento. Por lo tanto, el modelo polinómico fue el núcleo más efectivo para esta aplicación.

Tabla 2. Métricas de desempeño del modelo SVM polinomial para la clasificación y predicción de variedades de vino tinto.

Núcleos	Exactitud	Precisión	Exhaustividad	F1 Score	Especificidad	MCC
Linear	0.9875	0.9604	0.9565	0.9563	0.9927	0.9505
Gaussian	0.9898	0.9659	0.9642	0.9641	0.9940	0.9588
Polinomial	0.9984	0.9947	0.9946	0.9946	0.9991	0.9938
RBF	0.9898	0.9659	0.9642	0.9641	0.9940	0.9588

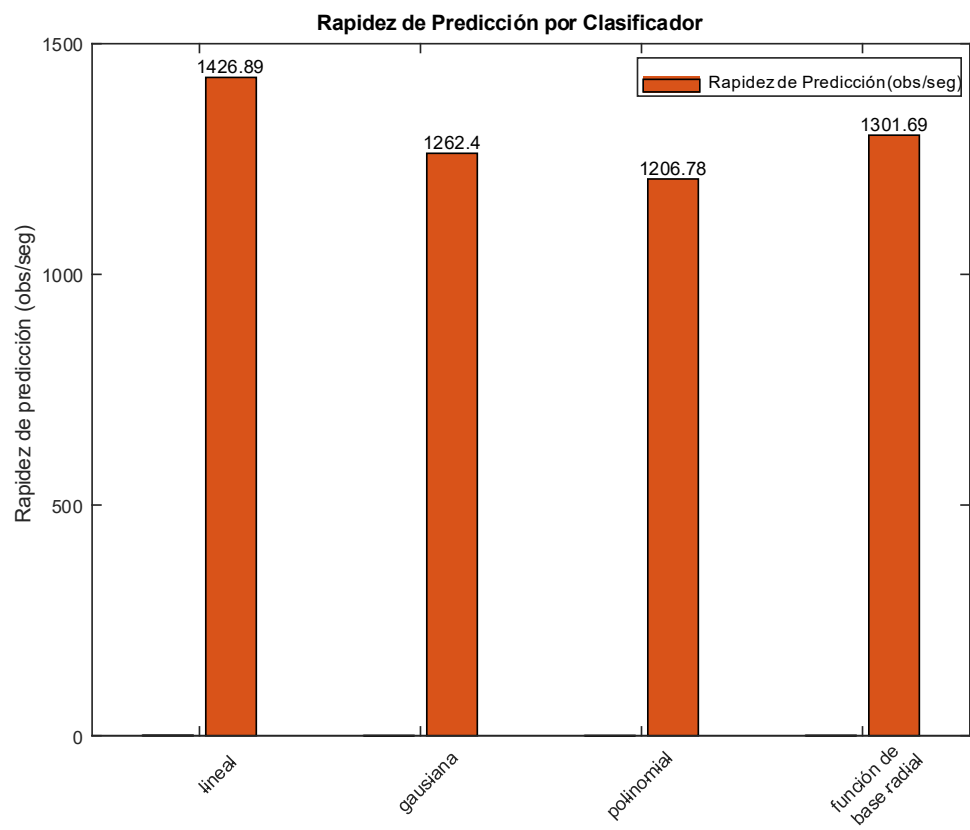


Figura 4.5. Gráfico de Barras de Rapidez de predicción por clasificador.

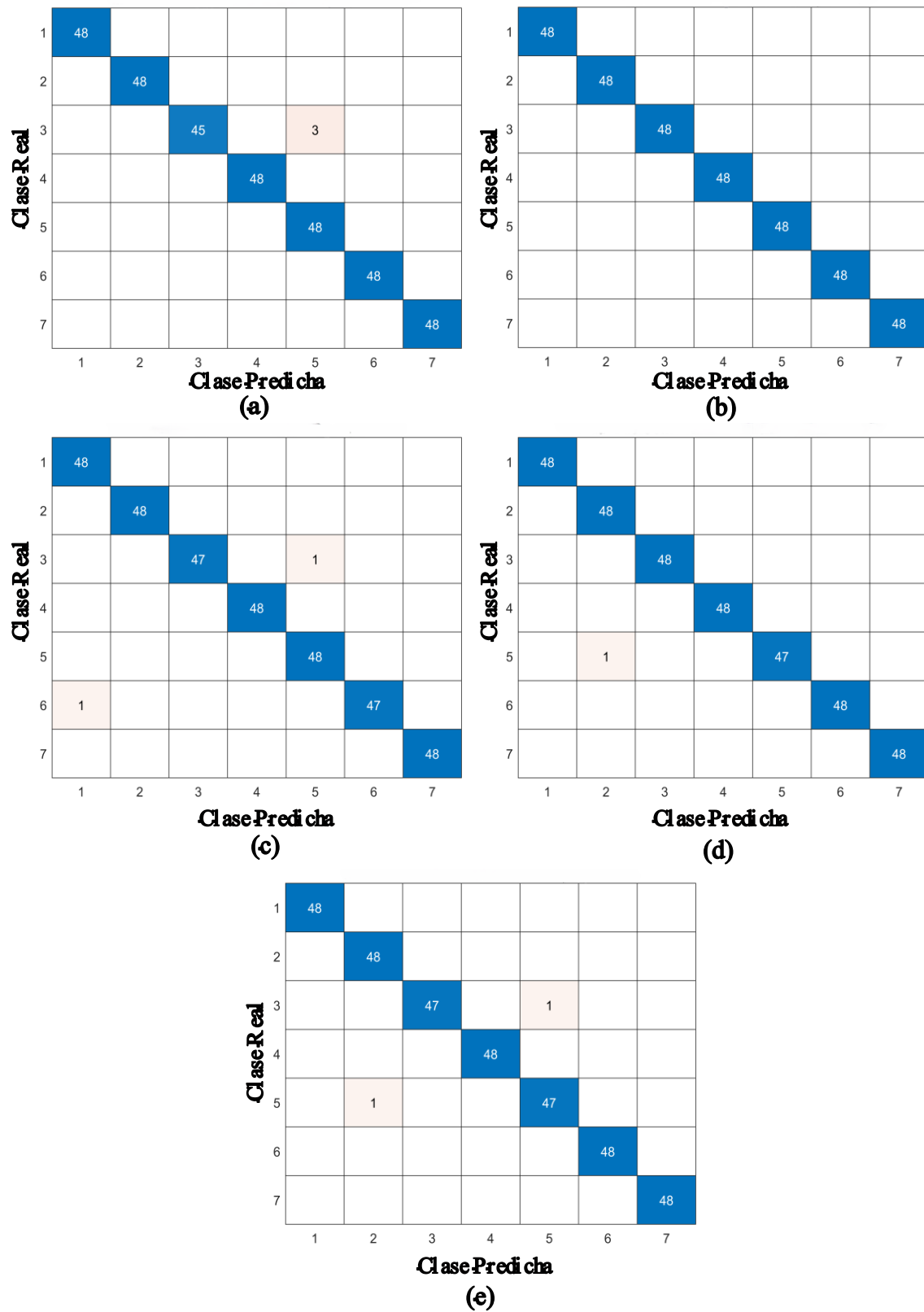


Figura 4.4. (a) Matriz de confusión de $K = 1$. (b) Matriz de confusión de $K = 2$. (c) Matriz de confusión de $K = 3$. (d) Matriz de confusión de $K = 4$. (e) Matriz de confusión de $K = 5$.

4.4. Validación adicional con muestras reales

Aunque la validación cruzada garantiza una evaluación con datos no utilizados durante el entrenamiento, se realizó una prueba adicional con siete botellas de vino recién abiertas y completamente nuevas respecto al conjunto de datos original. Esta prueba buscó reafirmar la estabilidad del sensor y la capacidad del modelo para mantener un desempeño sólido en condiciones reales. A pesar de que esta validación externa podría parecer innecesaria para algunos, su inclusión fortalece la evidencia sobre la robustez y generalización del sistema. El clasificador SVM con núcleo polinomial identificó correctamente todas las muestras, conservando una Exactitud del 99.84%. Estos resultados refuerzan la aplicabilidad del sistema en escenarios reales de análisis y cata de vino.

4.5. Diagrama de caja de características después del entrenamiento

Para complementar las pruebas, incluimos diagrama de caja Figuras (4.6). Al comparar estos resultados con los anteriores, se observan cambios notables: en el elemento (“a” Potencia del pico máximo), se aprecia una mejora significativa, ya que los puntos atípicos solo aparecen en el vino Cuatro Soles, mientras que antes había puntos atípicos en casi todos los vinos, excepto en Castillo Lira y Cavanza Cabernet. En el elemento (“b” Área bajo la Curva), se identificaron solo tres puntos atípicos en el vino Cavanza, lo que indica una reducción en la variabilidad y mejora en la agrupación. En el elemento (“c” Desviación estándar), se observa una mejora en el vino Cavanza Merlot, que había sido uno de los más confusos, lo que se refleja en diferencias significativas en las medianas y rangos inter-cuartiles. Finalmente, en el elemento (“d” Longitud de onda del pico máximo), la mejora es mínima, confirmando nuestra decisión de eliminar esta característica para el entrenamiento y prueba del modelo. Estos resultados destacan el poder discriminativo de las características ópticas y probabilísticas de los vinos, permitiendo una evaluación clara de cómo el SVM impactó en la agrupación de los datos y mejoró la identificación de patrones distintivos entre los diferentes tipos de vino.

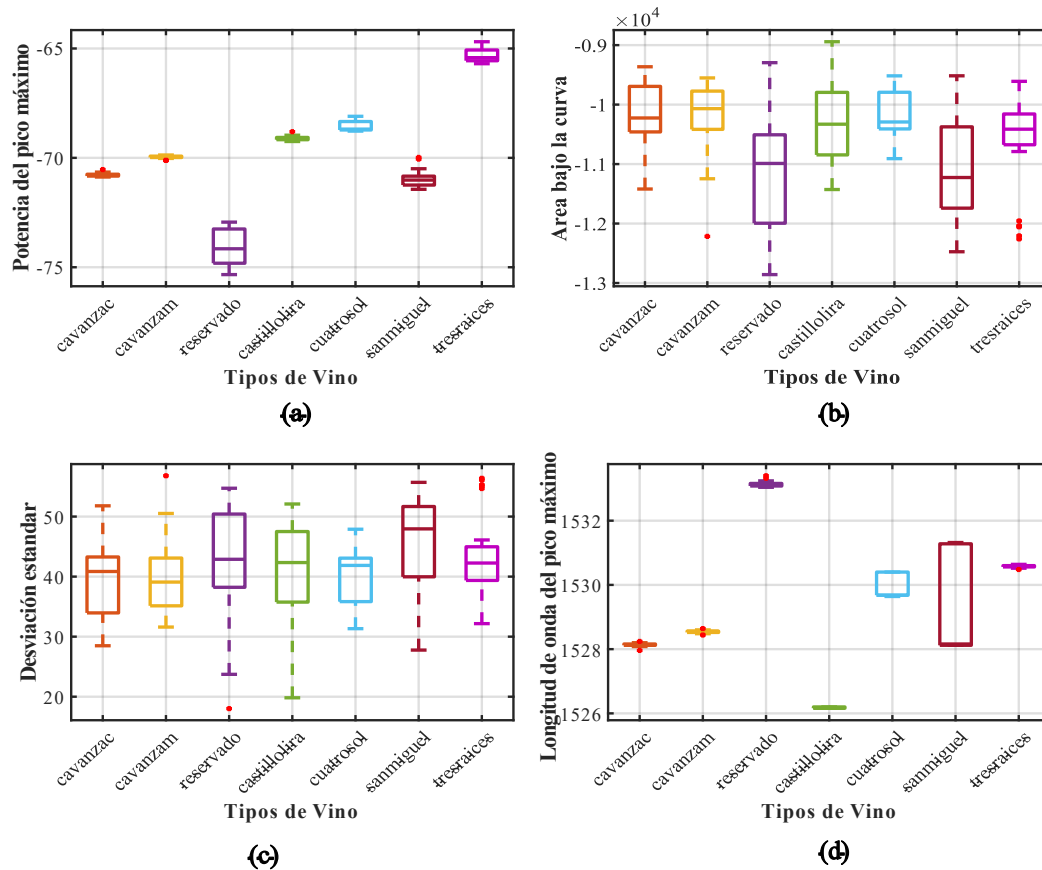


Figura 4.6. (a) Diagrama de Caja de potencia del pico máximo. (b) Diagrama de Caja de área bajo la curva (c) Diagrama de Caja de desviación estándar. (d) Diagrama de Caja de longitud de onda del pico Máximo

En esta última prueba, el diagrama de caja ilustra las métricas obtenidas con diferentes tipos de núcleos en el SVM Figura (4.7). Las métricas analizadas incluyen Precisión, Exactitud, Error de clasificación, F1-score, Coeficiente de relación Matthews, Exhaustividad y Especificidad. Al examinar estos diagramas, se puede observar la distribución de cada métrica, lo que permite evaluar el rendimiento de cada núcleo. Esta evaluación destaca la efectividad del núcleo polinomial en la clasificación de vinos, subrayando su capacidad para ofrecer resultados sólidos y consistentes en las siete métricas estudiadas. Se observa que el núcleo polinomial presenta menos puntos atípicos, logrando mejores resultados en términos de Exactitud, F1-score, Coeficiente de relación Matthews y Error de clasificación en comparación con los otros tipos de núcleo. En contraste, la Precisión, Exhaustividad y Especificidad muestran varios puntos atípicos en el núcleo lineal, gaussiano y función de base radial, mientras que el núcleo polinomial solo presenta un único punto atípico.

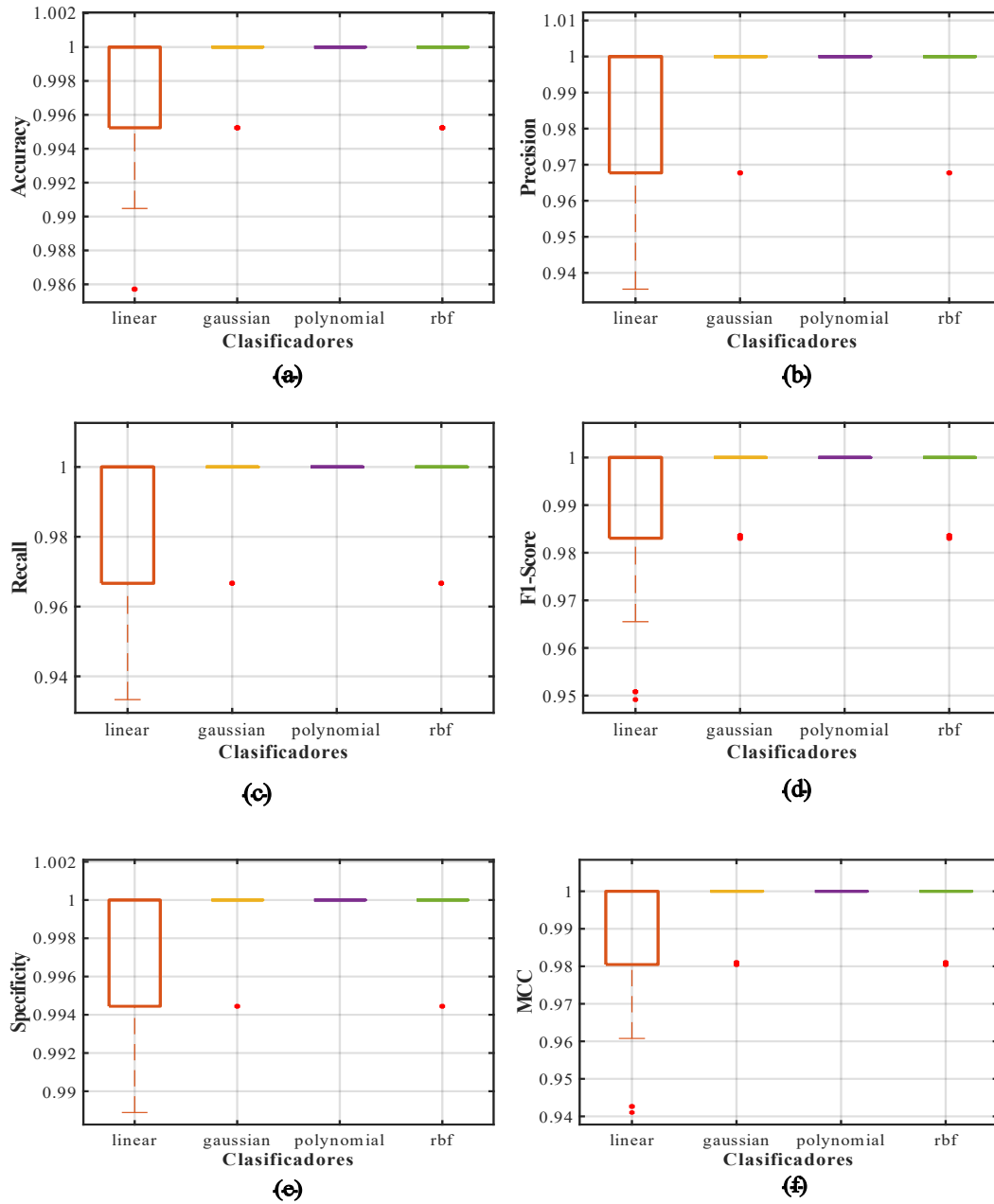


Figura 4.7. (a) Diagrama de Caja de Exactitud. (b) Diagrama de Caja de Precisión (c) Diagrama de Caja de Exhaustividad. (d) Diagrama de Caja de F1-Score. (e) Diagrama de Caja de Especificidad. (f) Diagrama de caja de Coeficiente de relación Matthews. (g) Diagrama de Caja de Error de clasificación

En resumen, los resultados demuestran que el sensor de fibra óptica cónica, combinado con un SVM de núcleo polinomial, es una herramienta efectiva para la clasificación de vinos basada en características ópticas y probabilísticas. La alta precisión, eficiencia computacional y capacidad de generalización del modelo lo convierten en una solución prometedora para aplicaciones en la industria vitivinícola.

CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES

En este estudio, se implementó un sensor de fibra óptica cónica (*tapered*) junto con técnicas de aprendizaje supervisado para clasificar vinos tintos, logrando una Exactitud de clasificación del 99.85% utilizando un SVM de núcleo polinómico. Este resultado se respalda con un tiempo de entrenamiento de solo 0.29 segundos y una velocidad de predicción de 1206 observaciones por segundo. Al analizar 1680 muestras y extraer características clave, este enfoque no solo facilita la identificación precisa de los vinos, sino que también tiene el potencial de revolucionar el control de calidad en la industria vitivinícola. Los resultados obtenidos establecen un nuevo estándar para el análisis químico en este campo y sugieren que este método podría ser adaptado a otras áreas, como la industria alimentaria, el análisis ambiental y la caracterización de líquidos complejos, ampliando así su impacto y aplicabilidad.

5.1. Trabajo futuro

En cuanto a trabajos futuros, se ha iniciado el desarrollo de un análisis adicional para determinar el nivel de alcohol en cada botella de vino, estableciendo una relación entre la longitud de onda de pico máximo y el contenido de alcohol. Además, se han incorporado más botellas de vino al estudio para mejorar la robustez del modelo de clasificación. Sin embargo, un desafío importante que se ha identificado es la repetitividad en la elaboración del sensor, ya que su fabricación requiere un alto grado de precisión y control. Este aspecto será abordado en futuras investigaciones para garantizar la consistencia y escalabilidad del sistema.

5.2 Trabajo presentado en congresos internacionales

Durante el desarrollo de este trabajo, se logró una productividad destacada, con la aceptación de tres contribuciones en congresos internacionales de alto prestigio: el CLEO 2025 (Long Island, EE. UU.), el OPIC 2025 (Yokohama, Japón) y la EFFoST 2024 International Conference (Bélgica), a la cual ya se asistió. Estas participaciones no solo validan la relevancia y calidad de la investigación, sino que también han permitido difundir los avances y establecer colaboraciones con expertos en el campo.



Presentation Status CLEO 2025

Desde cleoprogram@wearemci.com <onbehalf@abstractcentral.com>

Fecha: Jue 27 Feb 2025 1:27 PM

Para: JESUS ALBERTO PARADA RAMIREZ <ja.paradaramirez@ugto.mx>

Dear Mr. Jesus Parada Ramirez,

On behalf of the CLEO Program Committee, we are pleased to inform you that your paper has been sessioned for an **in-person oral** presentation at [CLEO 2025](#), which will be held at the Long Beach Convention Center, Long Beach, California, USA, from 04-09 May 2025.

PRESENTATION INFORMATION

Presenting Author: Jesus Parada-Ramírez

Your Presentation Time: 5:00 PM to 5:15 PM PDT

Session Time and Dates: May 6, 2025 from 3:30 PM to 5:15 PM PDT

Session Title: Photonic and Fiber Based Sensing - 2

PAPER INFORMATION

Control Number: 4240265

Paper Title: **High-Sensitivity Tapered Optical Fiber Sensor Using Support Vector Machine for Red Wine Identification.** ()

Author block: Jesus Parada-Ramírez(2); Juan Hernandez-Garcia(1); Raul Sánchez-Yañez(2); Jose Filoteo-Razo(3); Juan Sierra-Hernandez(2); Maria Avila-Garcia(2); Marco Bianchetti(2); Maria Sosa-Morales(2); Stefano Toffanin(4); Julian Estudillo-Ayala(2); Roberto Rojas-Laguna(2); 1. Conahcyt, Salamanca, Mexico. 2. Universidad de Guanajuato, Salamanca, Guanajuato, Mexico. 3. Universidad

[OPIC2025] Paper Number FAAP4-03 Acceptance and Information

1 mensaje

noreply.confit@atlas.jp <noreply.confit@atlas.jp>

31 de enero de 2025, 22:05

Responder a: contact4@opicon.jp

Para: jesuspada1991@gmail.com

Cc: contact4@opicon.jp

Dear Mr. Jesus Alberto Parada,

The chairs of the upcoming OPTICS & PHOTONICS International Congress 2025 have accepted your paper, "**High sensitivity tapered fiber optic sensor coupled with a support vector machine for the identification of red wine**", for oral presentation to be presented Fri. Apr 25, 2025 11:00 AM - 11:20 AM JST. This message is a preliminary acceptance notification.

OPIC 2025 will be held as an in-person event at Pacifico Yokohama. Regarding your presentation, we would like to inform you as follows.

Conference:
FAAP2025

Conference Location:
Pacifico Yokohama Conference Center

Please **save this message for future reference** as it provides important details for this event.

PAPER TITLE:

High sensitivity tapered fiber optic sensor coupled with a support vector machine for the identification of red wine

PAPER NUMBER:

FAAP4-03

PRESENTATION TYPE:

Oral (determined by Conference Chairs)

REFERENCIAS

- [1] Xu, M. G., Archambault, J. L., Reekie, L., & Dakin, J. P. (1994). Discrimination between strain and temperature effects using dual-wavelength fibre grating sensors. *Electronics letters*, 30(13), 1085-1087.
- [2] Zhu, Y., & Wang, A. (2005). Miniature fiber-optic pressure sensor. *IEEE Photonics Technology Letters*, 17(2), 447-449.
- [3] Yeo, T. L., Sun, T., & Grattan, K. T. V. (2008). Fibre-optic sensor technologies for humidity and moisture measurement. *Sensors and Actuators A: Physical*, 144(2), 280-295.
- [4] Banerjee, A., Mukherjee, S., Verma, R. K., Jana, B., Khan, T. K., Chakroborty, M., ... & Gupta-Bhaya, P. (2007). Fiber optic sensing of liquid refractive index. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 123(1), 594-605.
- [5] Rofi'Ah, I., Hatta, A. M., & Sekartedjo, S. (2016, November). Multimode-singlemode-multimode fiber sensor for alcohol sensing application. In *Second International Seminar on Photonics, Optics, and Its Applications (ISPhOA 2016)* (Vol. 10150, pp. 212-214). SPIE.
- [6] Gong, P., Li, X., Zhou, X., Zhang, Y., Chen, N., Wang, S., ... & Zhao, Y. (2021). Optical fiber sensors for glucose concentration measurement: A review. *Optics & Laser Technology*, 139, 106981.
- [7] Kashyap, R. (2009). *Fiber bragg gratings*. Academic press.
- [8] Hill, K. O., & Meltz, G. (1997). Fiber Bragg grating technology fundamentals and overview. *Journal of lightwave technology*, 15(8), 1263-1276.
- [9] Choi, H. Y., Park, K. S., Park, S. J., Paek, U. C., Lee, B. H., & Choi, E. S. (2008). Miniature fiber-optic high temperature sensor based on a hybrid structured Fabry–Perot interferometer. *Optics letters*, 33(21), 2455-2457.

-
- [10] Kim, D. H., & Kang, J. U. (2004). Sagnac loop interferometer based on polarization maintaining photonic crystal fiber with reduced temperature sensitivity. *Optics Express*, 12(19), 4490-4495.
- [11] Villatoro, J., & Monzón-Hernández, D. (2005). Fast detection of hydrogen with nano fiber tapers coated with ultra thin palladium layers. *Optics express*, 13(13), 5087-5092.
- [12] Liu, S., Lu, G., Lv, D., & Zhang, Z. (2021). Tapered two-mode fiber based Sagnac loop temperature sensor with improved interference spectrum extinction ratio. *Optik*, 242, 167333.
- [13] Pu, S., Luo, L., Tang, J., Mao, L., & Zeng, X. (2016). Ultrasensitive refractive-index sensors based on tapered fiber coupler with Sagnac loop. *IEEE Photonics Technology Letters*, 28(10), 1073-1076.
- [14] Ujah, E., Lai, M., & Slaughter, G. (2023). Ultrasensitive tapered optical fiber refractive index glucose sensor. *Scientific Reports*, 13(1), 4495.
- [15] Danades, A., Pratama, D., Anggraini, D., & Anggriani, D. (2016, October). Comparison of accuracy level K-nearest neighbor algorithm and support vector machine algorithm in classification water quality status. In *2016 6th International conference on system engineering and technology (ICSET)* (pp. 137-141). IEEE.
- [16] Rodriguez-Galiano, V., Mendes, M. P., Garcia-Soldado, M. J., Chica-Olmo, M., & Ribeiro, L. (2014). Predictive modeling of groundwater nitrate pollution using Random Forest and multisource variables related to intrinsic and specific vulnerability: A case study in an agricultural setting (Southern Spain). *Science of the Total Environment*, 476, 189-206.
- [17] Rodríguez-Saavedra, M., Pérez-Revelo, K., Valero, A., Moreno-Arribas, M. V., & González de Llano, D. (2021). A binary logistic regression model as a tool to predict craft beer susceptibility to microbial spoilage. *Foods*, 10(8), 1926.

-
- [18] Costa, N. L., Llobodanin, L. A. G., Castro, I. A., & Barbosa, R. (2019). Using Support Vector Machines and neural networks to classify Merlot wines from South America. *Information Processing in Agriculture*, 6(2), 265-278.
- [19] Jana, D. K., Bhunia, P., Adhikary, S. D., & Mishra, A. (2023). Analyzing of salient features and classification of wine type based on quality through various neural network and support vector machine classifiers. *Results in Control and Optimization*, 11, 100219.
- [20] Devos, O., Ruckebusch, C., Durand, A., Duponchel, L., & Huvenne, J. P. (2009). Support vector machines (SVM) in near infrared (NIR) spectroscopy: Focus on parameters optimization and model interpretation. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 96(1), 27-33.
- [21] Reyes-Vera, E., Valencia-Arias, A., García-Pineda, V., Aurora-Vigo, E. F., Alvarez Vásquez, H., & Sánchez, G. (2024). Machine learning applications in optical fiber sensing: A research agenda. *Sensors*, 24(7), 2200.
- [22] Park, C., Took, C. C., & Seong, J. K. (2018). Machine learning in biomedical engineering. *Biomedical Engineering Letters*, 8, 1-3.
- [23] Chen, W., Zhang, J., Gao, M., & Shen, G. (2018). Performance improvement of 64-QAM coherent optical communication system by optimizing symbol decision boundary based on support vector machine. *Optics Communications*, 410, 1-7.
- [24] Consejo Regulador de vino del Valle Guadalupe (2024). Viñedos de la Ruta del Vino en Guanajuato. Consultado de [Guanajuato nuevo centro de la enología y la vitivinicultura en México - Guanajuato](#)
- [25] PIAD, L. A. H. (2019). Study of modal coupling in tapered optical fibers. Tesis Doctoral. Universidad de Guanajuato
- [26] Choudhury, P. K., & Yoshino, T. (2004). TE and TM modes power transmission through liquid crystal optical fibers. *Optik*, 115(2), 49-56.
- [27] Kumar, A., Thyagarajan, K., & Ghatak, A. K. (1983). Analysis of rectangular-core dielectric waveguides: an accurate perturbation approach. *Optics letters*, 8(1), 63-65.

-
- [28] Shukla, P. K., Khastgir, P., Ojha, S. P., & Choudhury, P. K. (1995). Comparative Aspects of a Metal Loaded Triangular Waveguide with Uniform and Non-Uniform Distribution of Goell's Matching Points. *IETE Journal of Research*, 41(3), 217-220.
- [29] Hughes, M. (2025). *Fibre mode solver and simulator* [Computer software]. MATLAB Central File Exchange. Retrieved March 25, 2025, from <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/77497-fibre-mode-solver-and-simulator>
- [30] Hui, R., & O'Sullivan, M. (2022). *Fiber-Optic Measurement Techniques*. Academic Press.
- [31] PINTOR, M. I. E. (2019). Diseño y simulación de un interferómetro Fabry-Perot (FPI) basado en una oblea de material semiconductor para detectar SF6. Tesis de Maestría. Universidad de Guanajuato
- [32] HERNANDEZ, J. M. S. (2014). Láser de fibra sintonizable de múltiples longitudes de onda utilizando fibra de cristal fotónico. Tesis Doctoral. Universidad de Guanajuato
- [33] Tu, C., Guo, W., Li, Y., Zhang, S., & Lu, F. (2007). Stable multiwavelength and passively mode-locked Yb-doped fiber laser based on nonlinear polarization rotation. *Optics communications*, 280(2), 448-452.
- [34] Cheng, D. K. (1997). *Fundamentos de electromagnetismo para ingeniería*. Pearson Education.
- [35] Snyder, A. W. (1972). Coupled-mode theory for optical fibers. *Journal of the optical society of America*, 62(11), 1267-1277.
- [36] Love, J., & Ankiewicz, A. (1985). Modal cutoffs in single-and few-mode fiber couplers. *Journal of Lightwave technology*, 3(1), 100-110.
- [37] Zibaii, M. I., Latifi, H., Karami, M., Gholami, M., Hosseini, S. M., & Ghezelayagh, M. H. (2010). Non-adiabatic tapered optical fiber sensor for measuring the interaction

between α -amino acids in aqueous carbohydrate solution. *Measurement Science and Technology*, 21(10), 105801.

[38] Love, J. D., Henry, W. M., Stewart, W. J., Black, R. J., Lacroix, S., & Gonthier, F. (1991). Tapered single-mode fibres and devices. Part 1: Adiabaticity criteria. *IEE Proceedings J (Optoelectronics)*, 138(5), 343-354.

[39] Ju, J., Ma, L., Jin, W., & Hu, Y. (2009). Photonic bandgap fiber tapers and in-fiber interferometric sensors. *Optics letters*, 34(12), 1861-1863.

[40] Gupta, B. D. (2006). *Fiber optic sensors: principles and applications*. New India Publishing.

[41] Brambilla, G. (2010). Optical fibre nanotaper sensors. *Optical Fiber Technology*, 16(6), 331-342.

[42] Miguel A. (2018) Universidad de Valencia

[43]Yadav, K., Bidnyk, S., & Balakrishnan, A. (2024). Artificial intelligence and machine learning in optics: tutorial. *Journal of the Optical Society of America B*, 41(8), 1739-1753.

[44] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20, 273-297.

[45] Xue, H., Yang, Q., & Chen, S. (2009). SVM: Support vector machines. In *The top ten algorithms in data mining* (pp. 51-74). Chapman and Hall/CRC.

[46] Akay, M. F. (2009). Support vector machines combined with feature selection for breast cancer diagnosis. *Expert systems with applications*, 36(2), 3240-3247.

[47] Robnik-Šikonja, M., & Kononenko, I. (2003). Theoretical and empirical analysis of ReliefF and RReliefF. *Machine learning*, 53, 23-69.