

Universidad Autónoma de Baja California

FACULTAD DE INGENIERÍA



“Estimación del Color de Superficie en Puntos con Coordenadas 3D Adquiridas por un Sistema de Visión Técnico”

TESIS PARA OBTENER EL GRADO DE:
MAESTRÍA EN CIENCIAS

PRESENTA

Eduardo Arellano Vega

DIRECTOR

Dra. Wendy Flores Fuentes

CODIRECTOR

Dr. Oleg Sergiyenko

Mexicali, B.C. a 6 de Octubre de 2023

DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Yo, Eduardo Arellano Vega, declaro que esta tesis titulada, “Estimación del Color de Superficie en Puntos con Coordenadas 3D Adquiridas por un Sistema de Visión Técnico” y el trabajo presentado en ella es de mi autoría. Confirmo que este trabajo es original y se expresa en mis propias palabras y fue realizado principalmente para obtener el grado de Maestría en Ciencias en esta Universidad. Afirmo que he citado el trabajo de otros y he proporcionado debidamente las fuentes de estas citas. Cualquier uso que hice de la información de las obras de otros autores en cualquier forma y momento (tales como ideas, ecuaciones, figuras, texto, tablas, programas) se reconoce adecuadamente. Constato que en esta tesis he reconocido el trabajo hecho por mí en colaboración con otros aclarando explícitamente mi contribución y la aportación de otros. Por último, ratifico que esta tesis fue revisada en su totalidad por un comité evaluador.

Firma:

Fecha: 6 de Octubre de 2023

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a la Doctora Wendy Flores Fuentes por todo su apoyo desde el comienzo de la selección del tema de investigación que se realizaría durante esta maestría, así como en todos los procesos que se han presentado a lo largo de esta etapa de preparación.

A mi esposa por su apoyo, ya que esto es un trabajo que día a día demanda todo mi tiempo y ella ha sido parte importante en este proceso por saber brindar las palabras adecuadas y animarme a no desistir en esta gran etapa de mi carrera.

A mis queridos maestros que han aportado su tiempo y conocimiento contribuyendo a la formación de mi trabajo y mi persona como profesionista.

A la Universidad Autónoma de Baja California, que ha sido mi casa desde los comienzos de mi carrera como profesionista y de la que siempre me he sentido orgulloso como alumno.

A mis padres por siempre confiar en que puedo lograr todas las metas que me proponga.

DEDICATORIA

Este trabajo está dedicado a mis hijos, a mi esposa y a mis padres, como parte de mi ejemplo por demostrar que las metas se pueden cumplir, que el carácter de una persona no define que será en el futuro sino sus acciones, las acciones que uno realiza en vida como persona y ser humano definen la forma en cómo vivió, por eso al voltear y mirar el pasado, podrán ver que como su padre siempre ha buscado el crecimiento profesional en lo personal, como esposo ser distintivo en todo lo que se hace, como hijo ser un orgullo y como padre ser un ejemplo que los motive a buscar siempre la superación personal.

RESUMEN

RESUMEN de la tesis de Eduardo Arellano Vega, presentada como requisito parcial para la obtención del grado de MAESTRO EN CIENCIAS, en el campo del conocimiento de INSTRUMENTACIÓN Y MEDICIONES AUTOMÁTICAS, Mexicali, B.C. a 22 de septiembre de 2023.

“Estimación del Color de Superficie en Puntos con Coordenadas 3D Adquiridas por un Sistema de Visión Técnico”

Resumen aprobado por:

Dra. Wendy Flores Fuentes

Este trabajo se realizó para la obtención del grado de maestría en ciencias de ingeniería con el tema de tesis **Estimación del Color de Superficie en Puntos con Coordenadas 3D Adquiridas por un Sistema de Visión Técnico**, el proyecto se basa en un sistema de visión técnico (TVS de sus siglas en inglés), el cual por medio de un método de triangulación dinámica realiza el cálculo de la profundidad de una coordenada determinada, dicho sistema se puede utilizar para estimar modelos de objetos en tres dimensiones, ya que el sistema tiene la flexibilidad de moverse en varios ángulos para escanear el espacio tridimensional. El trabajo presentado se enfoca en estimar los colores de la superficie de los objetos escaneados por medio de la señal optoelectrónica obtenida del TVS, ya que esta señal se lee en un opto transistor de manera continua conforme el TVS está escaneando dicho objeto, esta señal es analizada con ayuda de

programas de cómputo desarrollados en el entorno de software Matlab para determinar de qué color es la superficie del objeto que se está escaneando.

Para la realización de este proyecto se utilizó el prototipo TVS2, varias herramientas de software, así como la lectura de artículos científicos y libros que serán mencionados conforme la redacción avance.

ÍNDICE

DECLARACIÓN DE AUTORÍA	II
AGRADECIMIENTOS	III
DEDICATORIA	IV
RESUMEN	V
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Introducción	1
2. PROPÓSITO DE LA INVESTIGACIÓN	3
2.1. Planteamiento del problema	3
2.2. Justificación	5
2.3. Hipótesis	6
2.4. Objetivos de la investigación	6
2.4.1. Objetivo general	6
2.4.2. Objetivos específicos	6
3. ANTECEDENTES Y ESTADO DEL ARTE	8
4. MARCO TEÓRICO	13
4.1. Fundamentos de la optoelectrónica	13
4.1.1. Breve historia de la óptica	13

4.1.2. Breve historia de la electrónica	16
4.1.3. Reflexión de la luz	18
4.1.4. Refracción de la luz	18
4.2. Detección de coordenadas para visión artificial	19
4.3. Inteligencia artificial	20
5. MEDICIÓN DE COORDENADAS EN 3D CON TVS	22
6. EXTRACCIÓN DE PARÁMETROS	28
7. MODELOS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA PREDICCIÓN	38
8. METODOLOGÍA Y RESULTADOS DE LA EXPERIMENTACIÓN	40
9. CONCLUSIONES	52
10. PRODUCTOS ACADÉMICOS	54
10.1. Registro de Derechos de Autor	54
10.1.1. Programa de Cómputo	54
10.1.2. Compilación de datos (Base de datos).	54
A. Programa de Cómputo	57
1.0.1. Autores del programa de cómputo	57
1.0.2. Introducción al desarrollo del programa de cómputo	57
1.0.3. Propósito del programa de cómputo	58
1.0.4. Descripción de Programa de Cómputo	58
B. Descripción de la Compilación de Datos	69
2.0.1. Autores de la compilación de datos	69
2.0.2. Descripción de la compilación de datos	69
2.0.3. Resultados del procesamiento de la compilación de datos	72
2.0.4. Liga a la compilación de datos	73

REFERENCIAS 82

Índice de Figuras

5.1. Principio del método de triangulación dinámica del TVS.	23
5.2. Apertura de Escaneo (AE).	25
5.3. Frecuencia de escaneo. a) Representación gráfica de la medición de frecuencia a partir de la rotación del motor. b) Representación gráfica de la señal optoelectrónica y de la señal de referencia.	25
5.4. Sistema TVS en 3D. a) Vista lateral inclinada. b) Vista lateral.	26
5.5. Representación de un objeto con volumen. a) Objeto escaneado. b) Nubes de puntos del objeto.	27
6.1. Generación de la señal optoelectrónica durante el escaneo del punto láser.	29
6.2. Señal optoelectrónica del escaneo de un punto láser mediante TVS.	29
6.3. Fenómenos ópticos de refracción y de reflexión.	30
6.4. Muestreo de las señales optoelectrónicas y de referencia.	32
6.5. Delimitación de la señal Gaussiana (360°) y ventana de la señal Gaussiana (180°).	32
8.1. Configuración de medición.	41
8.2. Diagrama de árbol de configuración del experimento.	41
8.3. Distribución de frecuencia de la cantidad de mediciones exitosas con el ángulo del LP a diferentes profundidades; a) Todas las medidas; b) Medidas a 70 cm; c) Medidas a 80 cm; d) Medidas a 90 cm.	43

8.4. Distribución de frecuencia de la cantidad de mediciones exitosas con el ángulo del LP en diferentes tipos de papel a) Rojo brillante; b) Rojo mate; c) Azul brillante; d) Azul mate; e) Amarillo brillante; f) Amarillo mate.	44
8.5. Comparación de las señales optoelectrónicas en la misma coordenada 3D espacial.	45
8.6. Error de medición de ángulo de posicionamiento láser. a) Por distancia de profundidad; b) Por tipo de papel.	47
8.7. Matriz de confusión de validación del modelo de Ensemble de Subespacio KNN	51
10.1. Certificado de Registro Público del Derecho de Autor 03-2023-020111075200-01	55
10.2. Certificado de Registro Público del Derecho de Autor 03-2023-020111081800-01	56
1.1. Subcarpetas y archivos.	59

Índice de Tablas

6.1. Parámetros Extraídos en el Dominio del Tiempo	33
8.1. Relación de mediciones de coordenadas obtenidas.	42
8.2. Evaluación de Exactitud y Precisión de Mediciones	48
8.3. Porcentaje de exactitud de validación de los clasificadores de modelos	50

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

1.1. Introducción

Actualmente, existen muchos sistemas de escaneo en el mercado, hay compañías que se dedican enteramente a la obtención de imágenes por medio de diferentes métodos, algunos ejemplos de ellos son los basados en cámaras que detectan la cantidad de luz y tiempo en que esta llega al obturador para calcular y realizar el armado de la imagen con ayuda de algoritmos y programas de cómputo, y a la vez estas imágenes son utilizadas para estimar las coordenadas de cuerpos y reproducir sus modelos en tres dimensiones. Estas compañías tienen laboratorios dedicados a estas tecnologías y personal especializado en desarrollar estos tipos de sistemas, principalmente para fines comerciales. En este trabajo se mencionarán brevemente algunos de estos sistemas y para que aplicaciones se utilizan, pero se enfocara en mencionar las tecnologías relacionadas con sistemas de escaneo basados en láser, como lo es el sistema de visión técnica (TVS de sus siglas en inglés) y que es lo que lo diferencia de otros sistemas en el mercado. Se describirá el principio de trabajo del TVS y las partes que lo conforman, realizando mayor énfasis en el propósito del desarrollo de esta investigación, la cual es dotarlo de la capacidad de estimar el color de las coordenadas que mide para robustecer sus capacidades y hacerlo útil para una mayor cantidad de aplicaciones.

Para la realización de este trabajo se investigó principios relacionados con la óptica, donde

se profundizó en temas como la reflexión de la luz, ya que el funcionamiento del TVS utiliza este principio para el escaneo de los objetos, es decir, el objeto se coloca en la zona de trabajo del TVS (campo de visión), después un láser es apuntado a una coordenada determinada y la luz reflejada en la superficie del objeto es capturada con un sensor. Esta luz que se refleja de manera especular es recibida en una parte del sistema llamada apertura de escaneo, la apertura de escaneo tiene un espejo con corte en 45° que se encuentra girando 360° (cada vuelta es un escaneo), generando la medición de una coordenada en el espacio, la cual se obtiene a partir del procesamiento de una señal de tipo campana Gaussiana debido a la forma en que escanea la apertura la luz reflejada (se explicará en el Capítulo 6 a través de la Figura 6.1).

Después de recibir esta señal se guardan las lecturas tomadas en un data set (conjunto de datos), a las cuales llamaremos campanas, estas forman alrededor de 9 campanas por tiempo de activación de lectura (adquisición de la señal), ya que se toman varias mediciones de la coordenada, en la zona de trabajo la cual tienen un rango de 60 cm a 90 cm de profundidad con respecto a la base que contiene al posicionador láser. El cual emite el haz de luz en un rango de trabajo de 45° a 80° , la zona en la cual se recibieron señales con picos de energía más altos, los picos de energía se producen en la zona donde la apertura de escaneo recibe la mayor cantidad del haz de luz reflejada de la coordenada del objeto a medir. Estas señales se analizan y se procesan a través del programa de cómputo desarrollado en el entorno de software Matlab utilizado como herramienta para extraer las características de las señales en el dominio del tiempo, donde se revisa la cantidad de voltaje en cada muestreo de la señal mientras el espejo de la apertura de escaneo rota, se define en que ángulo se obtuvo el pico más alto de voltaje, cuanto duro, además de otros análisis estadísticos ver tabla 6.1, ya que por medio de esta extracción de características y el etiquetado del color de las coordenadas medidas, es posible aplicar algoritmos de inteligencia artificial para determinar o estimar los diferentes colores de las superficies de los objetos que se están escaneando.

CAPÍTULO 2

PROPÓSITO DE LA INVESTIGACIÓN

2.1. Planteamiento del problema

Existen distintos sistemas para la obtención de modelos tridimensionales de objetos, todos ellos basados en la capacidad de poder medir profundidad, algunos se fundamentan en el uso de láser, mientras que otros en cámaras, o en la combinación de ambos. En ambas tecnologías se obtienen nubes de puntos que presentan características que requieren de post-procesamiento para aumentar la exactitud en la extracción del modelo tridimensional, como lo son datos desordenados y dispersos, huecos de datos, datos redundantes, datos atípicos, una densidad inapropiada de puntos, así como errores lineales y no lineales de exactitud en las dimensiones en las 3 coordenadas de cada uno de esos puntos [1].

En la gama de los sistemas basados en láser se encuentran los sistemas de visión técnica patentados por la Universidad Autónoma de Baja California [2], [3], también conocido como sistemas de barrido láser tridimensional, los cuales han demostrado ser útil para una gran cantidad de aplicaciones que requieran de la medición de coordenadas, como lo son el monitoreo del desplazamiento estructural [4], algunas mediciones biométricas del cuerpo humano [5] y para la detección de objetos para la navegación autónoma [6].

Sin embargo, aún no se ha explorado la creación de nubes tridimensionales de objetos para no solo la detección, sino la identificación de dichos objetos. Para lograr con éxito la obtención de modelos tridimensionales se requiere la caracterización de los efectos de la topología y la geometría de los objetos, esto debido a que la medición de las coordenadas de los distintos puntos de un objeto se ve afectada por la reflexión del láser utilizado para escanearlo debido a las características del objeto [7], y debido a que el posicionamiento del láser hasta este momento se ha realizado de manera discreta lo cual representa zonas de visión muertas [8].

El sistema de barrido láser tridimensional se enfrenta a inconvenientes al momento de realizar mediciones de puntos dependiendo del tipo de superficie, color y forma, el primer problema al que se enfrenta son las formas del objeto, la luz reflejada en un objeto de forma cilíndrica formara una señal optoelectrónica muy distinta en comparación con la que se formara con una superficie plana, también las aristas, agujeros e irregularidades en la superficie pueden afectar los resultados. Además, otro problema es el color de los objetos, ya que la intensidad de la reflexión del láser se ve afectada por algunos colores, un ejemplo seria comparar la intensidad de luz recibida de un objeto orgánico como la madera y comparar esos datos contra otro inorgánico como sería el aluminio.

Ante este panorama se requiere la caracterización de efectos en nubes de puntos adquiridas con un sistema de visión técnica para la obtención de modelos tridimensionales debido al color, textura y forma de objetos, además de evaluar los resultados de medición de un sistema discreto contra uno continuo a fin de cuantificar el beneficio de eliminar zonas de visión muertas, para lo cual se requiere comparar los sistemas TVS2 (discreto) [2], y TVS3 (continuo) [3].

El alcance de la presente tesis se enfoca en la estimación del color de las coordenadas, dejando como trabajo a futuro análisis los efectos de la textura y forma de los objetos en las coordenadas adquiridas durante su escaneo.

2.2. Justificación

Como se describió en el planteamiento del problema, en la presente propuesta de investigación se pretende aportar mayor información para la caracterización de nubes de puntos adquiridas con un sistema de visión técnica para la obtención de modelos tridimensionales debido al color, textura y forma de objetos, a fin de, en un futuro, no solo identificar su presencia, sino identificarlos por tipo de clase.

Se propone considerar el color de la superficie de los objetos, agregando variables observadas durante el proceso de caracterización, al conjunto de datos que representa la nube de puntos, para aumentar las capacidades del sistema y, por lo tanto, de sus aplicaciones.

Con este trabajo se aspira a realizar mejoras al sistema de barrido láser tridimensional, al obtener datos para la distinción de colores, se pretende que en un futuro el sistema pueda ser utilizado para detectar e identificar cualquier tipo de objeto, ya sea inorgánico u orgánico, teniendo así un gran número de oportunidades de aplicaciones en la industria, medicina, construcción, e ingeniería, por mencionar algunos:

- Reconstrucción de piezas dentales [9].
- Caracterización e inspección de materiales y productos [10].
- Determinación de la morfología de plantas para el estudio de su fenotipo [11], [12].
- Medición de crecimiento de plantas [13].
- Comparación morfológica de esculturas históricas [14], [15].
- Caracterización geométrica del cuerpo humano [16]

2.3. Hipótesis

Es posible caracterizar los efectos en nubes de puntos adquiridas con un sistema de visión técnica para la obtención del color de las superficies de objetos, agregando variables observadas durante el proceso de caracterización al conjunto de datos que representa la nube de puntos, para en un futuro aumentar las capacidades del sistema para detectar y de identificar diversos tipos de objetos y, por lo tanto, crear un espectro más amplio de sus posibles aplicaciones.

2.4. Objetivos de la investigación

2.4.1. Objetivo general

Caracterizar los efectos en nubes de puntos adquiridas con un sistema de visión técnica para la obtención de modelos tridimensionales debido al color de los objetos escaneados. Agregando variables observadas durante el proceso de caracterización al conjunto de datos que representa la nube de puntos; aumentar las capacidades del sistema para detectar e identificar diversos tipos de objetos al ser capaz de obtener color, textura y forma de objetos. Por lo tanto, crear un espectro más amplio de sus posibles aplicaciones.

2.4.2. Objetivos específicos

Para lograr este objetivo general deben de cumplirse el siguiente conjunto de objetivos específicos de la presente tesis.

- Investigar el estado del arte de los distintos sistemas de adquisición de nubes de puntos tridimensionales, definir sus capacidades y limitantes ante las distintas topologías de superficies y geometrías de objetos.
- Estudiar el sistema de visión técnica y sus componentes para comprender en su totalidad su principio de funcionamiento.

- Familiarizarse con la captura de la señal optoelectrónica y su procesamiento para determinar las coordenadas en 3D del TVS2.
- Definir y ejecutar un diseño de experimentos para caracterizar el comportamiento del sistema TVS2, con distintos objetos en las distintas zonas de campo de visión del sistema.
- A partir de las observaciones de caracterización y/o experimentación de algoritmos que extraigan características, definir las variables que se agregarán al conjunto de datos que representan a las nubes de puntos.
- Entrenar un algoritmo de clasificación para estimar el color de superficie en puntos de las coordenadas tridimensionales medidas.

CAPÍTULO 3

ANTECEDENTES Y ESTADO DEL ARTE

La detección remota es la adquisición de datos físicos de un objeto sin tener que tocarlo o estar en contacto con él; para realizarlo se relacionan los principios de la fotometría, sistemas de información espacial 3D y la visión artificial. La mayoría de las mediciones de coordenadas en tres dimensiones (3D) por fotometría, así como por sistemas de información espacial 3D, han sido utilizadas por muchas décadas y en un amplio campo de aplicaciones en distintas escalas; un ejemplo es la reconstrucción 3D de la tierra basada en imágenes por satélite para la evaluación de la hidrología y las condiciones climáticas [17], el modelo y planificación de los entornos urbanos [18], la navegación militar [19] y para usos múltiples en el Sistema de Información Geográfica (SIG), ya que la información proporcionada cuenta con muchas áreas de aplicación para el uso y cobertura del suelo [20]. La tecnología de detección remota incluso puede ser equipada en un vehículo aéreo no tripulado pequeño (UAV por sus siglas en inglés) empleando imágenes de luz visible de puntos de control en la tierra para montar un sistema de coordenadas geográficas como referencia del terreno [21]. Ejemplos en otras escalas son el estudio de la dinámica forestal [21]; la exploración minera [22]; la inspección agrícola, de vegetación y de alimentos [23]; aplicaciones industriales [24] y las evaluaciones médicas [25], [26], posicionamiento de robots y en la aplicación de tareas de navegación [27] para la reconstrucción

del entorno interior y exterior; principalmente para la dirección de navegación, para evaluar y diseñar la ocupación del espacio, así como para la planificación de mantenimiento, entre otros más.

Las mediciones de detección remota buscan emular la vista humana, ya sea para una vista completa o enfocada en un área específica de una escena, para la caracterización de las dimensiones y la reconstrucción del entorno, o de un objeto. Esto da lugar a la innovación continua de los sistemas de visión artificial en la búsqueda de la representación más fidedigna y precisa de las dimensiones físicas y condiciones reales de las superficies de los objetos bajo observación [28]. Esto es de importancia para todos aquellos procesos donde la medición de la textura de la superficie se puede aplicar para la caracterización de materiales y productos, así como para el monitoreo y control de las tendencias de desviación geométrica de las dimensiones y forma de objetos [29]. Con los avances en la tecnología de sensores y procesamiento de datos utilizados para la visión artificial [30], [31], ahora son posibles las mediciones de la textura de la superficie y el cálculo del volumen del cuerpo de objetos, a un nivel de detalle sin precedente para la evaluación e incluso la reconstrucción de los objetos [32].

Los sensores optoelectrónicos son uno de los componentes fundamentales utilizados para los sistemas de visión artificial, la mayoría de ellos implícitos en:

i) Cámaras clásicas monocromáticas y de color [33], las últimas mencionadas se conocen como cámaras RGB.

ii) Cámaras RGB-D, las cuales aportan información de profundidad por píxel alineada con sus píxeles correspondientes de imagen [34].

iii) Cámaras infrarrojas (IR), también se conocen como cámaras termográficas debido a que puede detectar todo aquello que emite radiación infrarroja; las cámaras IR pueden operar en modo pasivo o activo y principalmente se utilizan para la aplicación de la visión nocturna [35].

iv) Cámara de profundidad basada en el método de Tiempo de Vuelo (ToF por sus siglas en inglés) [36]. El uso de estas cámaras en los sistemas de visión artificial se relaciona con los métodos y tecnologías de la fotometría. Se pueden emplear para el procesamiento de imáge-

nes basadas en cámaras monoculares, de estereovisión, incluso para las basadas en la técnica “Estructura a partir del movimiento” (SFM de sus siglas en inglés), y multicámaras. Con configuración panorámica o de video, en modo pasivo o activo, como aquellas basadas en capturar imágenes del objeto bajo observación con emisiones de luz estructurada [37].

Los dispositivos optoelectrónicos principales para los sistemas de información espacial 3D son los emisores de luz (principalmente de luz coherente como el láser, pero también se puede utilizar fuentes de luz incoherente y emisores de señal infrarroja), y los fotodetectores (fotodiodos, fototransistores y receptores de señal infrarroja) [38]. Estos dispositivos optoelectrónicos se utilizan en diferentes sistemas de escaneo óptico, también conocidos como escáneres láser, que operan en rangos específicos de longitud de onda, bajo principios operativos y configuraciones diversas de diseños óptico-mecánico-electrónico. Los sistemas de visión artificial basados en la adquisición de información espacial 3D son, en su mayoría, basados en reflexión especular, activos en cuanto a la incidencia de luz láser sobre una superficie con un ángulo específico que es reflejada posteriormente para ser captada por un fotodetector. Estos iluminan el objeto de manera activa para sensarlo mediante la interacción entre la luz emitida y la superficie del objeto, así como la reflexión de dicha luz y el sensor que la captura, lo cual es usado para la medición de la distancia; esta técnica hace uso de las señales ópticas transducidas en señales eléctricas por un fotodetector para obtener datos de una escena, aportando las coordenadas o incluso una imagen formada por una densa nube de puntos. Una de las ventajas de esta tecnología, es que puede capturar datos para formar densas nubes de puntos a un ritmo muy rápido.

Los sistemas de escaneo láser se pueden clasificar básicamente en:

i) triangulación láser, esta realiza un escaneo opto-electrónico-mecánico, el cual se basa en un acomodo físico de la ubicación y el ángulo entre el emisor de luz y el fotodetector. La profundidad puede estimarse desde dos puntos cuya posición relativa se conoce. Este tipo de escáner láser es sensible a las características de la superficie del objeto bajo monitoreo, principalmente a sus propiedades reflectantes y a la iluminación externa [38].

ii) Detección y alcance de la luz, también conocida como Lidar o alcance del láser, es un método cuyas mediciones se basan en las características de ida y vuelta de la luz modulada en el

dominio del tiempo, luz emitida por una fuente activa que es recibida de vuelta por un receptor. Este método también se identifica como ToF [39].

Uno de los desafíos relacionados con los sistemas de visión artificial, en especial para aquellos que generan nubes de puntos, es la extracción de información del color de las coordenadas espaciales 3D. El color es un aspecto importante para obtener la mejor percepción de las figuras tridimensionales de los objetos [40]. La percepción del color puede aminorar los problemas presentados cuando ocurren interacciones complejas entre objetos como tumultos y oclusiones; además es útil cuando se presentan texturas y colores diferentes en un objeto para proveer profundidad y volumen para una percepción determinada del objeto. En la literatura se pueden encontrar trabajos que aportan el color de las coordenadas mediante sistemas basados en el procesamiento de imágenes [40], pero no de sistemas basados en el escaneo láser. Por otra parte, los sistemas de visión artificial basados en el procesamiento de imágenes presentan menos precisión en medición de coordenadas 3D que los sistemas basados en el escáner láser, y la definición del color detectado de las coordenadas es afectada por la iluminación del entorno. Al considerar las ventajas de precisión de los sistemas de escaneo láser para la medición de coordenadas espaciales 3D, incluso en la ausencia de la luz ambiental, resulta atractivo proporcionarles la capacidad de determinar el color de las coordenadas 3D adquiridas, en especial al tener en cuenta que la determinación del color de los objetos mediante sistemas basados en cámaras no es posible en la ausencia de la iluminación [41]; ya que la medición basada en fotometría depende de la iluminación visible actual en ese instante.

Este trabajo propone realzar las capacidades de un Sistema de Visión Técnica (TVS) basándose en el escaneo óptico y la triangulación dinámica de las mediciones de coordenadas espaciales 3D para determinar y añadir a su registro de mediciones el color de las coordenadas del objeto escaneado. Las señales optoelectrónicas obtenidas de la apertura de escaneo del TVS contiene una gran cantidad de datos que no son obvios para la comprensión e interpretación humana. Sin embargo, los parámetros característicos en el dominio del tiempo pueden ser extraídos de las señales optoelectrónicas, los cuales pueden describir aspectos de las coordenadas espaciales en 3D y de la señal optoelectrónica a la que pertenecen, es decir, es información

específica y precisa del área del objeto bajo escaneo. En esta evaluación teórica y experimental, los parámetros obtenidos de las señales optoelectrónicas han sido usados como entradas de funciones para el aprendizaje supervisado, y como un enfoque para implementar inteligencia artificial en el procesamiento de señales del TVS por medio de un modelo capaz de predecir en tiempo real el color de las coordenadas espaciales 3D medidas.

CAPÍTULO 4

MARCO TEÓRICO

4.1. Fundamentos de la optoelectrónica

La optoelectrónica es una rama de la electrónica que se centra en el estudio y la aplicación de dispositivos electrónicos que interactúan con la luz. Combina conceptos de la óptica y la electrónica para manipular, controlar y aprovechar la luz transducida en una señal eléctrica.

Los dispositivos optoelectrónicos, son esenciales en los sistemas de visión artificial. Estos dispositivos capturan señales ópticas, las convierten en señales electrónicas que pueden ser procesadas por los algoritmos de visión por computadora. De esta manera, la optoelectrónica permite la adquisición de imágenes, y coordenadas que pueden analizarse para extraer información útil.

4.1.1. Breve historia de la óptica

La óptica es la ciencia que estudia el comportamiento de la luz y todo lo que ella conlleva, el estudio de la luz data desde las antiguas civilizaciones aproximadamente 1200 a.C. se conocen diferentes historias de como la humanidad utilizaba la imagen del reflejo en materiales de bronce, después con el descubrimiento de otros metales y aleaciones fueron perfeccionando espejos que reflejaban imágenes, por otro lado el descubrimiento del vidrio dio paso al camino de los lentes donde estos se comenzaron a utilizar para el estudio de la luz y creación de es-

pejos, se data que algunos lentes se usaban para prender fuego por medio del enfoque de la luz en un punto en específico, también es sabido que las primeras investigaciones de la luz fue en la Grecia clásica por Euclides quien describió leyes de la reflexión de la luz y las estudio desde un punto matemático. A lo largo de la historia varios filósofos investigadores y personas interesadas en la ciencia de la luz han buscado por medio de matemáticas darle una explicación a lo que conforma la luz y como está constituida, como se resume en grandes pasos a través de la historia a continuación.

Historia de la Óptica:

- Antiguas civilizaciones (1200 a.C.): Uso de reflejos en materiales de bronce.
- Descubrimiento de metales y aleaciones: Perfeccionamiento de espejos reflectantes.
- Descubrimiento del vidrio: Creación de lentes y estudio de la luz.
- Euclides (Grecia clásica): Leyes de la reflexión y estudio matemático.
- Mundo árabe (después de la caída del imperio romano occidental en 475 d.C): Estudio y difusión de la óptica, Alhazen estudio la reflexión, espejos y descripción del ojo humano.
- Siglo XIII: Despertar intelectual en Europa, trabajos de Alhazen traducidos por Robert Grosseteste, y Vitello.
- Roger Bacon (1215-1294): Primer científico en el sentido moderno, inicio la idea de usar lentes para corregir la vista, sugiriendo combinar lentes para formar un telescopio.
- Uso de anteojos y espejos líquidos a mediados del siglo XIII: pinturas europeas mostraban monjes con anteojos, los alquimistas lograron una amalgama líquida de estaño y mercurio para hacer espejos.
- Leonardo da Vinci (1452-1519), Giovanni Battista Della Porta (1535-1615): Descripción de la cámara oscura, espejos múltiples y las combinaciones de lentes positivas y negativas.
- Hans Lippershey (1608): Solicitud de patente para el telescopio refractor.

- Galileo Galilei (1564-1642): Construcción de un telescopio refractor.
- Zacharias Janssen (1588-1656): Inventor del microscopio compuesto.
- Johannes Kepler (1571-1630): Desarrollo de la óptica de primer orden y descripción de telescopios kepleriano y galileano.
- Willebrord Snell (1591-1626): Descubrimiento de la ley de refracción.
- Rene Descartes (1595-1650): Formulación de la refracción en términos de senos.
- Francesco María Grimaldi (1618-1663), Robert Hooke (1635-1703): Descubrimiento de la difracción.
- Isaac Newton (1642-1727): Experimentos sobre la dispersión, teoría de la emisión y corpuscular de la luz.
- Christiaan Huygens (1629-1695): Teoría ondulatoria, leyes de reflexión y refracción, descubrimiento de la polarización.
- Ole Christensen Romer (1644-1710): Determinación de la velocidad finita de la luz.
- Teoría ondulatoria vs. emisión: Dominio de la opinión de Newton en el siglo XVIII.
- Leonhard Euler (1707-1783): Defensor de la teoría ondulatoria, propuesta de lentes acromáticas.
- Thomas Young (1773-1829): Teoría ondulatoria, principio de interferencia, explicación de las franjas coloreadas de las películas delgadas.
- Agustín Jean Fresnel (1778-1827): Sintetizó los conceptos de la teoría ondulatoria de Huygen y el principio de interferencia.
- Étienne Louis Malus (1775-1812): Descubre la polarización en cristales de calcita.
- Fresnel y Dominique François Arago (1786-1853): Experimentan con el efecto de la polarización en la interferencia.

- Armand Hippolyte Louis Fizeau (1819-1896): Realiza la primera determinación terrestre de la velocidad de la luz en 1849.
- Michael Faraday (1791-1867): Establece la correlación entre electromagnetismo y luz en 1845.
- James Clerk Maxwell (1831-1879): Sintetiza el conocimiento empírico en ecuaciones matemáticas.
- Albert Einstein (1879-1955): Teoría de la relatividad de Einstein, señalando que la luz no estaba distribuida de manera continua, sino de manera discreta en cuantos localizados puntualmente.

Después de Albert Einstein, la óptica ha seguido experimentando numerosos avances y desarrollos en diferentes áreas. Algunos ejemplos destacados de los avances en óptica posteriores a Einstein son la óptica cuántica, la invención del láser en 1960, el desarrollo de la fibra óptica para la transmisión de datos, la óptica no lineal (generación de frecuencias armónicas, la mezcla de frecuencias y el autoenfoco de la luz en medios no lineales), la óptica adaptativa (tecnología que corrige las aberraciones ópticas en tiempo real), y la metamateriales (estructuras artificiales diseñadas para tener propiedades ópticas y electromagnéticas inusuales).

4.1.2. Breve historia de la electrónica

La historia de la electrónica es la historia del desarrollo y aplicación de la electricidad y los circuitos electrónicos.

A fines del siglo XIX, J.J. Thomson descubrió el electrón, una partícula subatómica con carga negativa. A principios del siglo XX, se desarrollaron las válvulas de vacío, que utilizaban corriente eléctrica para controlar el flujo de electrones. Estas válvulas eran esenciales para las primeras radios y sistemas de comunicación.

En 1947, los científicos John Bardeen, Walter Brattain y William Shockley inventaron el transistor, un dispositivo electrónico que reemplazó las válvulas de vacío. Los transistores eran

más pequeños, más baratos y más confiables, lo que marcó el inicio de la revolución electrónica.

En la década de 1950, Jack Kilby y Robert Noyce desarrollaron el circuito integrado, que consiste en un conjunto de componentes electrónicos interconectados en un solo chip de silicio. Esto permitió una mayor miniaturización y la creación de sistemas electrónicos complejos.

En 1971, Intel lanzó el primer microprocesador, circuitos integrados que contienen una unidad de procesamiento central (CPU), lo que los convierte en el cerebro de las computadoras y otros dispositivos electrónicos.

A fines de la década de 1970 y principios de la década de 1980, las computadoras personales se hicieron populares con la introducción de productos como el Apple II y el IBM PC. Esto marcó el comienzo de la era de la informática personal y sentó las bases para la revolución digital.

A medida que avanzaba la electrónica, se desarrollaron tecnologías clave para las comunicaciones, como la telefonía móvil, las redes de área local (LAN) e Internet. Estos avances permiten una mayor conectividad y el intercambio de información a nivel mundial.

En las últimas décadas, se da una explosión de dispositivos electrónicos portátiles, como teléfonos inteligentes, tabletas, reproductores de música y dispositivos de almacenamiento portátil. Revolucionado la forma en que nos comunicamos, trabajamos y accedemos a la información.

El concepto de Internet de las cosas ha ganado relevancia en los últimos años. La interconexión de dispositivos y objetos cotidianos a través de Internet, permite la comunicación y el intercambio de datos entre ellos. Esto ha abierto nuevas posibilidades en áreas como la domótica, la salud, la industria y el transporte.

La historia de la electrónica es continua y sigue evolucionando rápidamente con avances como la inteligencia artificial, la robótica y la computación cuántica, entre otros.

4.1.3. Reflexión de la luz

La reflexión de la luz es un fenómeno fundamental en óptica que ocurre cuando la luz incide sobre una superficie y rebota en dirección opuesta. Es un proceso que permite la visión de los objetos y la formación de imágenes en nuestros ojos.

Cuando la luz llega a una superficie, puede sufrir diferentes tipos de interacciones. En el caso de la reflexión, la luz es reflejada de manera especular, lo que significa que se refleja de forma ordenada y coherente, manteniendo la dirección y las propiedades del haz original.

Para comprender mejor la reflexión de la luz, es importante tener en cuenta algunas leyes ópticas fundamentales. La primera de ellas es la ley de la reflexión, que establece que el ángulo de incidencia es igual al ángulo de reflexión, medida respecto a la normal a la superficie en el punto de incidencia. Esta ley nos permite predecir la dirección en la que se reflejará un rayo de luz.

La reflexión de la luz puede ocurrir en diferentes tipos de superficies. Si la superficie es lisa y pulida, como un espejo, la reflexión será especular y se producirá una imagen nítida y virtual del objeto reflejado. Por otro lado, si la superficie es rugosa o irregular, la reflexión será difusa, es decir, la luz se reflejará en diferentes direcciones y no se formará una imagen clara.

4.1.4. Refracción de la luz

La refracción ocurre cuando la luz cambia de dirección al pasar de un medio a otro debido al cambio en su velocidad.

El índice de refracción es una propiedad característica de cada material y representa la relación entre la velocidad de la luz en el vacío y la velocidad de la luz en ese material.

La ley de Snell establece que el cociente entre los senos de los ángulos de incidencia y refracción es constante para dos medios diferentes.

Cuando la luz pasa de un medio a otro con un índice de refracción diferente, su velocidad y dirección cambian.

Al pasar de un medio con un índice de refracción menor a uno con un índice mayor, la luz

se acerca a la normal, lo que provoca una disminución en la velocidad y una desviación hacia dicha normal. Esto se conoce como refracción hacia la normal.

Por el contrario, cuando la luz pasa de un medio con un índice de refracción mayor a uno con un índice menor, la luz se aleja de la normal, lo que provoca un aumento en la velocidad y una desviación alejada de la normal. Esto se conoce como refracción lejos de la normal.

4.2. Detección de coordenadas para visión artificial

Existen varias tecnologías utilizadas para medir coordenadas espaciales en tres dimensiones, entre las más comunes se encuentran:

- Sistema de medición por coordenadas (CMM), dispositivos que utilizan una sonda táctil o láser para medir las coordenadas espaciales de un objeto. Estos sistemas pueden medir puntos individuales o realizar escaneos completos de superficies, permitiendo la captura precisa de la geometría tridimensional.
- Escáneres láser 3D, estos utilizan un haz láser para escanear objetos y capturar su geometría tridimensional. Los escáneres láser pueden medir rápidamente la forma, el tamaño y la posición de un objeto mediante la emisión de múltiples puntos láser y la detección del tiempo que tarda la luz en reflejarse de vuelta. Esto permite generar nubes de puntos que representan la superficie del objeto.
- Fotogrametría, la cual utiliza fotografías digitales para medir y reconstruir la geometría 3D de un objeto. Se capturan imágenes desde diferentes ángulos y se utilizan algoritmos de correspondencia y triangulación para determinar las coordenadas espaciales de los puntos en el objeto.
- Escáneres de luz estructurada, estos dispositivos proyectan patrones de luz estructurada, como franjas o rejillas, sobre la superficie de un objeto y utilizan cámaras para capturar las deformaciones de los patrones proyectados. Al analizar las deformaciones, se pueden determinar las coordenadas espaciales de los puntos en el objeto.

- Sensores de tiempo de vuelo (ToF), basados en la emisión de pulsos de luz, para medir el tiempo que tarda la luz en reflejarse de vuelta desde la superficie del objeto. Utilizando la velocidad de la luz, se puede determinar la distancia entre el sensor y el objeto. Al combinar las mediciones de múltiples puntos, se puede obtener una representación tridimensional del objeto.

Cada una de ellas tiene sus propias características, ventajas y limitaciones, por lo que la elección de la tecnología depende de los requisitos específicos de la aplicación y la precisión requerida [42].

4.3. Inteligencia artificial

La inteligencia artificial (IA) es un campo de estudio e investigación que se centra en desarrollar sistemas y programas capaces de realizar tareas que normalmente requieren de la inteligencia humana. La IA busca simular y replicar procesos cognitivos, como el razonamiento, el aprendizaje, la percepción y la toma de decisiones, utilizando algoritmos y técnicas avanzadas.

El aprendizaje automático es un subcampo clave de la IA que se basa en la capacidad de las máquinas para aprender a partir de datos sin ser programadas explícitamente. Los algoritmos de aprendizaje automático permiten a las máquinas reconocer patrones, descubrir correlaciones y tomar decisiones basadas en la información proporcionada. Esto se logra a través de técnicas como el aprendizaje supervisado, el aprendizaje no supervisado y el aprendizaje por refuerzo.

- En el aprendizaje supervisado, se proporciona a la máquina un conjunto de datos etiquetados, donde se conocen las respuestas correctas. La máquina utiliza estos datos para aprender a realizar predicciones o clasificaciones precisas en nuevos datos [43].
- En el aprendizaje no supervisado, no se proporcionan etiquetas a la máquina. En cambio, la máquina busca patrones y estructuras inherentemente presentes en los datos [44].
- El aprendizaje por refuerzo se basa en la idea de que un agente de IA puede aprender a tomar decisiones óptimas en un entorno determinado mediante la interacción y la retro-

alimentación. El agente toma acciones y recibe recompensas o castigos según su desempeño. A través de la retroalimentación, el agente aprende a maximizar las recompensas y a mejorar su desempeño en el tiempo [45].

CAPÍTULO 5

MEDICIÓN DE COORDENADAS EN 3D CON TVS

Esta sección presenta los principios básicos del sistema de visión técnica (TVS) que se proponen para aportar la capacidad de determinar el color de las mediciones de las coordenadas 3D adquiridas por este sistema.

El TVS es un sistema de visión artificial de alta precisión basado en la triangulación dinámica para la adquisición de coordenadas espaciales 3D para el modelado de nubes de puntos, el cual ya es aplicado en el monitoreo de salud estructural [46], escaneo médico [5], navegación robótica [47], [48], caracterización de la superficie [32] y monitoreo aéreo agrícola [23]. El principio operativo del TVS se basa en un emisor láser de posicionamiento (LP) y un receptor de la apertura de escaneo (AE), como se muestra en la Figura 5.1, relacionados con el principio de triangulación dinámica. La emisión láser se posiciona dinámicamente en posiciones consecutivas a lo largo de una línea de escaneo definida por el ángulo C_{ij} de rotación del LP. Cuando el láser llega a la superficie del objeto, se presenta un fenómeno de reflexión especular, una redirección del láser de acuerdo a la ley de reflexión. El láser reflejado es detectado por la AE al rotar, a través de su camino óptico es redirigido el láser hacia el receptor óptico; es una búsqueda “o escaneo” del láser reflejado identificando el ángulo B_{ij} , el cual indica la orientación angular donde la AE detecto el láser reflejado especularmente al tocar la superficie de un

objeto.

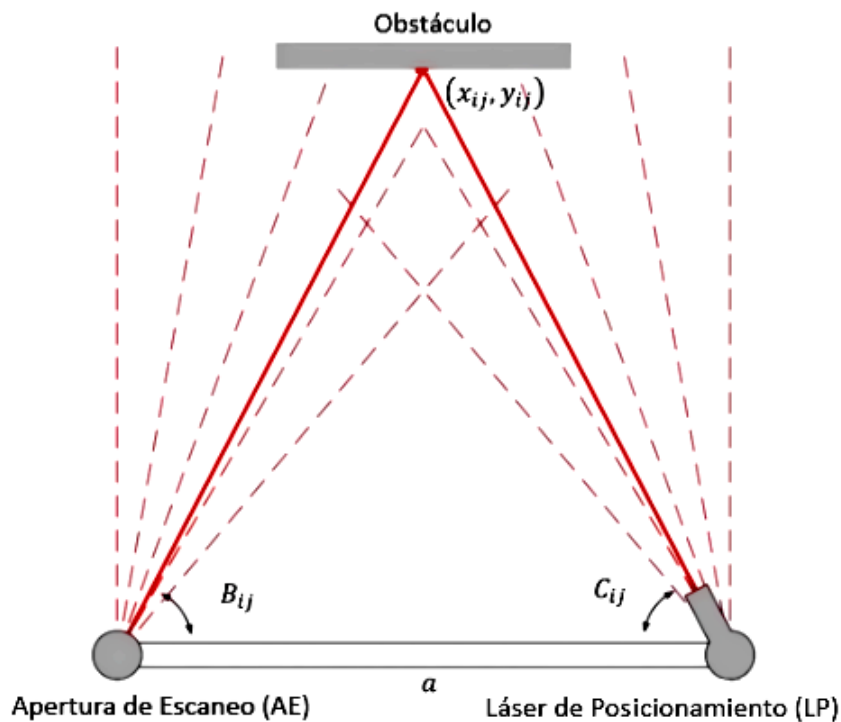


Figura 5.1: Principio del método de triangulación dinámica del TVS.

El principio operativo de la AE y sus partes fundamentales se describen en la Figura 5.2. Esta contiene un motor DC que rota continuamente en una frecuencia específica entre un rango aproximado de 20 a 60 Hz. En el eje del motor está montada una placa en forma de disco con una muesca como referencia para medir la frecuencia de rotación del motor. Cuando la posición de la muesca del disco coincide con la posición de un interruptor óptico, el receptor (del interruptor) puede detectar la señal enviada por el emisor (del interruptor) produciendo un impulso en cada revolución, como se muestra en la Figura 5.3 a), donde $T_{2\pi}$ expresado por (5.1) corresponde al tiempo que toma realizar un escaneo y f corresponde a la frecuencia de escaneo.

El camino óptico se forma mediante un espejo de 45° (que gira con la rotación del motor) durante el proceso de escaneo para hallar emisiones de luz y, de acuerdo a la ley de reflexión, reflejarlas a 90° a través de lentes que coliman las emisiones de luz hacia un sensor optoelectrónico que transduce la señal de luz a una señal optoelectrónica, como se ilustra en la Figura 5.3 b), donde t_B es el tiempo entre la señal de referencia y el tiempo cuando se percibe la emisión

de luz, mientras que B_{ij} es la medida del ángulo usado para calcular la coordenada (x, y, z) bajo medición a través del método de triangulación dinámica por medio de la Ec. (5.2) a la Ec. (5.5) [49].

$$T_{2\pi} = \frac{2\pi}{\omega} = \frac{2\pi}{2\pi f} = \frac{1}{f} = 2\pi \quad (5.1)$$

$$B_{ij} = t_B 2\pi f \quad (5.2)$$

$$x_{ij} = a \left(\frac{\text{sen}(B_{ij}) \text{sen}(C_{ij})}{\text{sen}(B_{ij} + C_{ij})} \right) \quad (5.3)$$

$$y_{ij} = a \left(\frac{1}{2} - \frac{\cos(B_{ij}) \text{sen}(C_{ij})}{\text{sen}(B_{ij} + C_{ij})} \right) \quad (5.4)$$

$$z_{ij} = a \frac{\text{sen}(B_{ij}) \text{sen}(C_{ij}) \tan(\beta)}{\text{sen}(B_{ij} + C_{ij})} \quad (5.5)$$

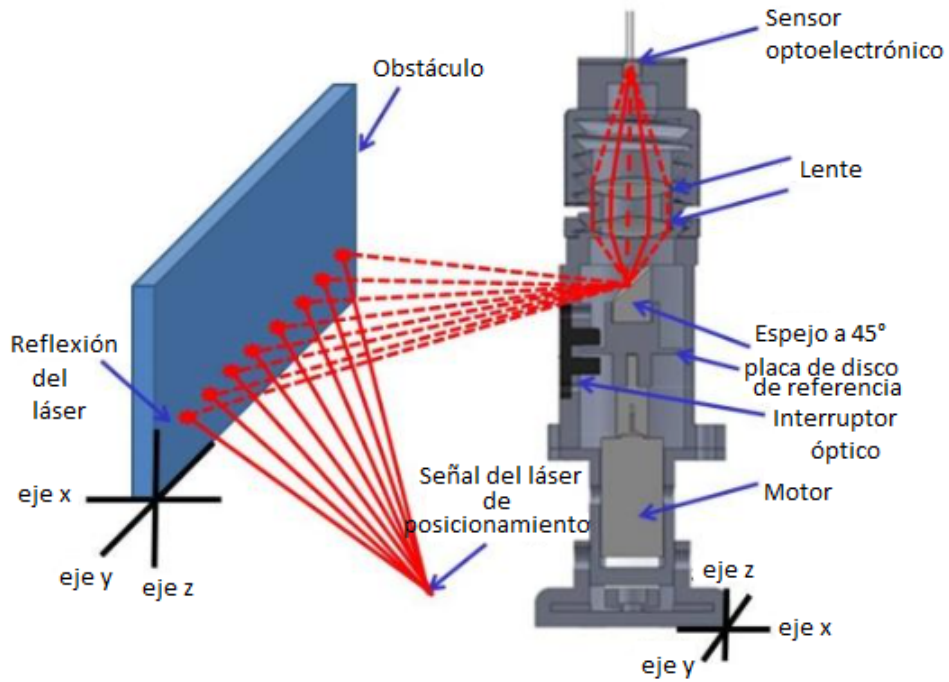


Figura 5.2: Apertura de Escaneo (AE).

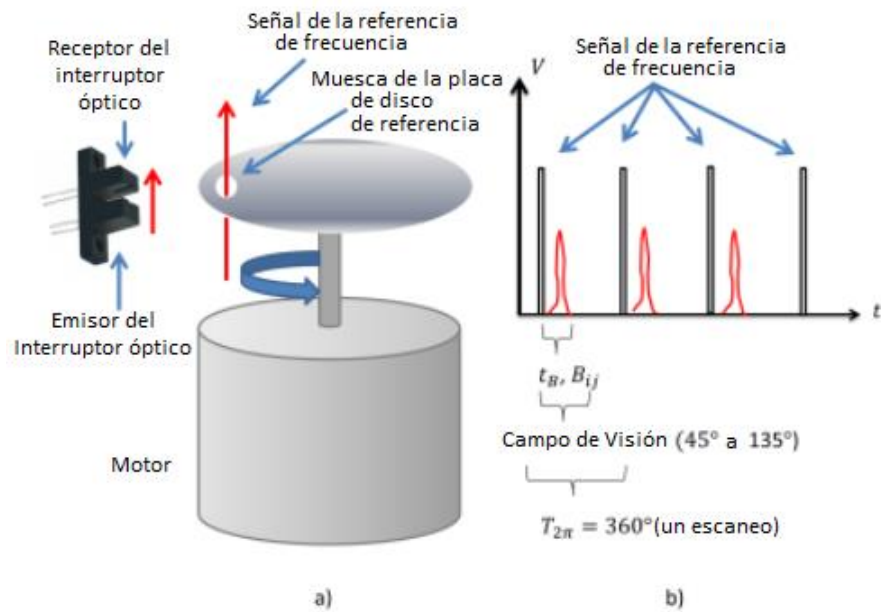


Figura 5.3: Frecuencia de escaneo. a) Representación gráfica de la medición de frecuencia a partir de la rotación del motor. b) Representación gráfica de la señal optoelectrónica y de la señal de referencia.

Donde C_{ij} es el ángulo donde se posicionó el láser, B_{ij} es el ángulo donde el objeto reflejó

el laser, mientras que i y j corresponden a las coordenadas en los ejes del plano bidimensional del campo de visión, véase la Figura 5.4 a), y β_j es el ángulo que corresponde al plano z bajo escaneo, como se muestra en la Figura 5.4 b). La evaluación experimental y los resultados de la precisión de la medición espacial 3D del TVS se presentan en [6], [47], [48], [50], [51].

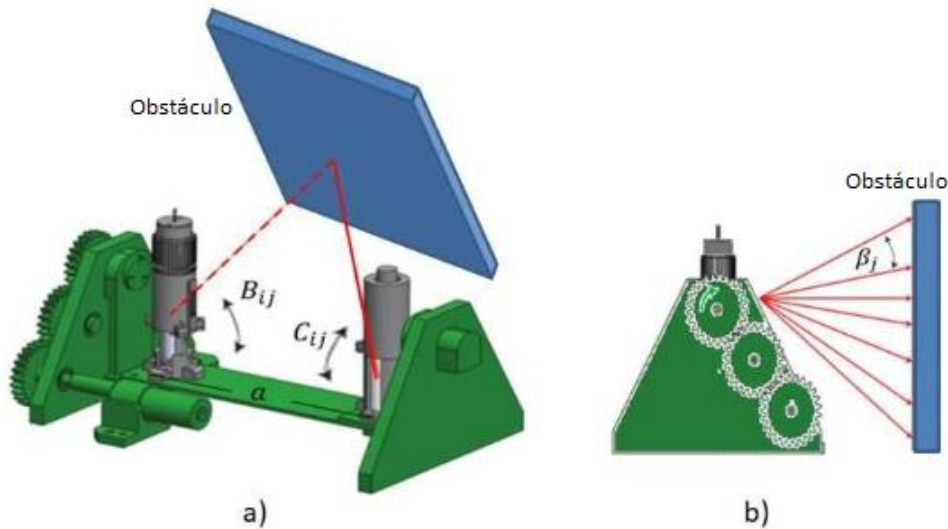


Figura 5.4: Sistema TVS en 3D. a) Vista lateral inclinada. b) Vista lateral.

Con la tecnología de medición del TVS se puede recopilar una gran cantidad de puntos de datos que pueden reflejar la información geométrica de los objetos. En el estado actual del TVS, las mediciones de coordenadas espacial 3D proporcionan información detallada, relacionada con las dimensiones del cuerpo, se puede estimar la topografía y textura de la superficie; incluso el modelo del cuerpo en 3D se puede reconstruir, lo cual es útil en especial para aquellos objetos con figuras complejas, pero no se puede estimar el color; solo aporta nubes de puntos, como se muestra en la Figura 5.5, de una pieza de espuma (foam) escaneada por el TVS. Sin embargo, este trabajo propone la extracción de información del color de las coordenadas espaciales 3D mediante la interpretación de los parámetros obtenidos de las señales optoelectrónicas, como se describe en el capítulo 6.

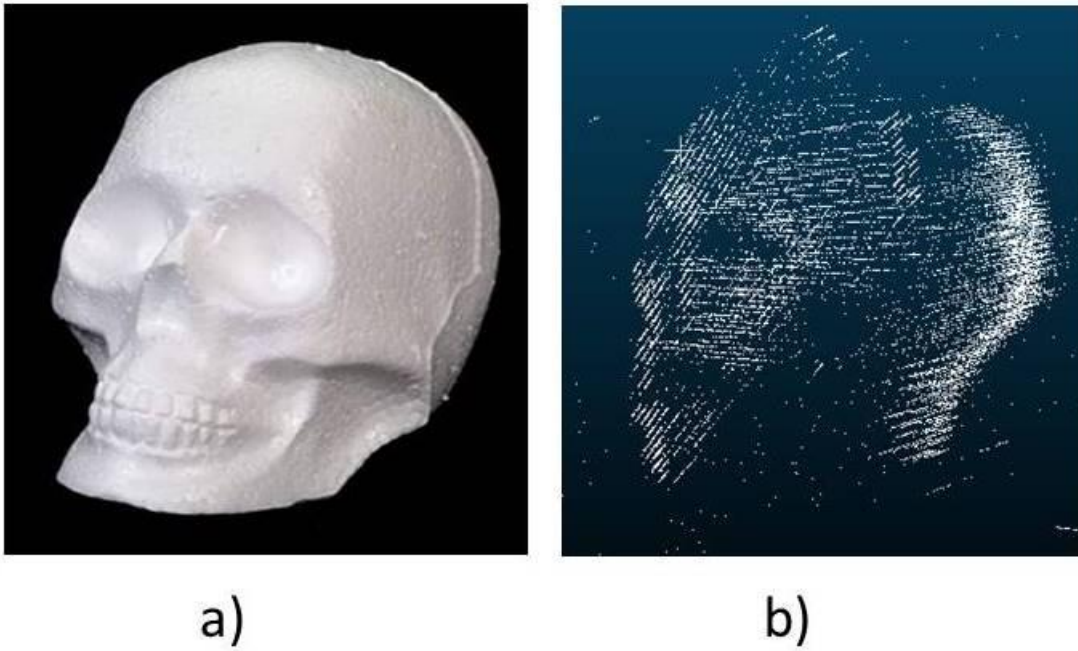


Figura 5.5: Representación de un objeto con volumen. a) Objeto escaneado. b) Nubes de puntos del objeto.

CAPÍTULO 6

EXTRACCIÓN DE PARÁMETROS

En esta sección se presenta la extracción de los parámetros característicos en el dominio del tiempo de las señales optoelectrónicas del TVS.

Las señales optoelectrónicas generadas por el TVS son la adquisición de una señal de voltaje a través del tiempo debido a la transducción de señales ópticas en señales eléctricas mediante la recepción del láser reflejado por el objeto, a través del sensor optoelectrónico en la AE. La magnitud del voltaje no es constante a través del tiempo; la rotación del espejo de 45° durante el escaneo del campo de visión (FOV por sus siglas en inglés) produce tres lapsos de tiempo, *i*) una superposición parcial y gradual del plano reflejante del espejo con el láser reflejado, donde la magnitud del voltaje va en aumento, *ii*) el instante cuando plano reflejante del espejo y el láser reflejado están en completa superposición; instante donde se obtiene el nivel máximo de voltaje, *iii*) una disminución parcial y gradual de la superposición del plano reflejante del espejo con el láser reflejado, donde la magnitud del voltaje va disminuyendo, hasta que totalmente no coinciden (o no estén frente a frente), véase la Figura 6.1 [52].

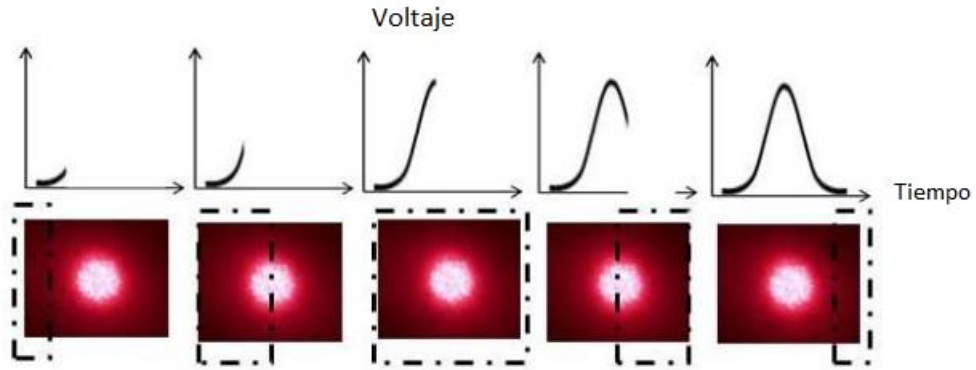


Figura 6.1: Generación de la señal optoelectrónica durante el escaneo del punto láser.

Las señales optoelectrónicas idealmente tienen una forma gaussiana, pero en la práctica, solo son similares a una forma Gaussiana, con algunas características adicionales como picos y desplazamientos, como se muestra en la Figura 6.2, debido a los efectos opto-mecánico-eléctricos presentes en los sistemas ópticos de escaneo, pero también se debe a las propiedades de la superficie del objeto, forma y color [53].

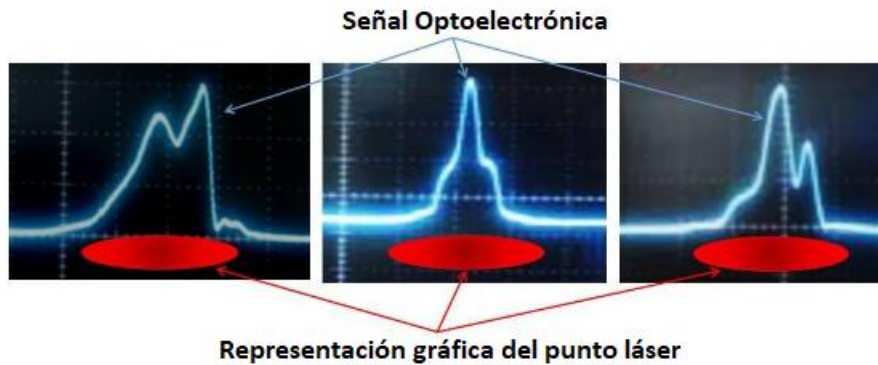


Figura 6.2: Señal optoelectrónica del escaneo de un punto láser mediante TVS.

La señal optoelectrónica contiene implícita la estructura de la luz láser reflejada por las superficies del objeto escaneado. Las variaciones de la señal optoelectrónica de la forma Gaussiana son causadas por las interacciones entre la iluminación láser y la orientación local de la superficie, así como por la refracción de la superficie y las propiedades de reflexión. La re-

fracción y la reflexión son dos fenómenos ópticos que ocurren cuando rayos de luz láser tocar una superficie, cambiando de dirección, como se muestra en la Figura 6.3. La refracción ocurre cuando el rayo láser incidente cambia de un medio a otro, causando un cambio en su ángulo de propagación. La ley de refracción está expresada por la Ec. (6.1), donde n_1 es el medio del rayo láser incidente, el cual en nuestra aplicación del TVS es aire. n_2 es el medio del objeto bajo escaneo donde el rayo láser incidente con ángulo θ_1 es dividido en dos; una parte será reflejada con ángulo θ_R , el mismo ángulo de incidencia $\theta_1 = \theta_R$ si la superficie es lisa y plana); mientras que la otra parte será transmitida por el nuevo medio, sometida a una refracción con ángulo θ_2 . La reflexión puede ser especular, difusa o una combinación de ambas. La reflexión especular se refiere a rayos láser paralelos cayendo en la superficie con ángulos iguales, mientras que la reflexión difusa ocurre en superficies rugosas y se refiere a la reflexión de los rayos cayendo en una superficie en ángulos diferentes.

$$n_1/n_2 = (\sin\theta_1)/(\sin\theta_2) \quad (6.1)$$

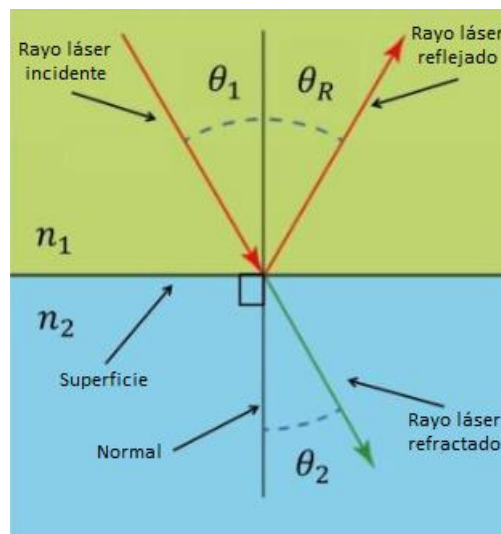


Figura 6.3: Fenómenos ópticos de refracción y de reflexión.

La transmisión de la superficie y las propiedades de absorción del objeto también tienen efectos en las señales optoelectrónicas, en especial en la absorción selectiva, donde la superficie

absorbe rangos específicos del espectro electromagnético y refleja cualquier otra longitud de onda. La reflectancia en función de la longitud de onda de los materiales cromáticos proporciona información. Cada longitud de onda tiene un albedo asociado (proporción de la luz láser incidente que se refleja por la superficie), de esta forma, las superficies con colores desconocidos pueden ser estimadas mediante el análisis de la longitud de onda emitida [54].

Los parámetros característicos en el dominio del tiempo extraídos de las señales eléctricas pueden ser representativos del fenómeno físico que originó dichas señales. La adquisición de conocimiento de las señales en el dominio del tiempo ha sido aplicada a diversos tipos de señales como las señales biométricas [55], señales de comunicación [56] y señales optoelectrónicas [57]. Las señales también se pueden analizar en el dominio de la frecuencia, pero este tipo de procesamiento solo trata con la extracción de las funciones energéticas utilizando Densidad Espectral de Potencia (PSD por sus siglas en inglés) [58], y no considera la distribución espacial. La Figura 6.4 muestra 14 señales optoelectrónicas en el dominio del tiempo, las 14 mediciones fueron realizadas posicionando el LP en la misma coordenada espacial 3D, lo cual representa 14 rotaciones de la AE para escanear los 360° alrededor en la búsqueda por el láser reflejado. A diferencia de las señales optoelectrónicas mostradas en la Figura 6.2, la Figura 6.4 incluye un impulso en cada inicio de revolución para indicar la referencia a 0°. También se puede ver que las señales lucen rotadas horizontalmente en comparación con las señales en la Figura 6.2, esto se debe al voltaje de referencia utilizado en la muestra de la señal a procesar. La Figura 6.5 muestra los límites de una señal Gaussiana abarcando 360° de escaneo y una ventana que abarca 180° de una vista más representativa de la AE. Parámetros específicos estrechamente relacionados con el principio de funcionamiento de TVS, y parámetros estadísticos ya reconocidos como una técnica para estimar las distribuciones de parámetros físicos subyacentes de un conjunto de distribuciones de las mediciones observadas [59], fueron extraídos como se muestra en la Tabla 6.1.

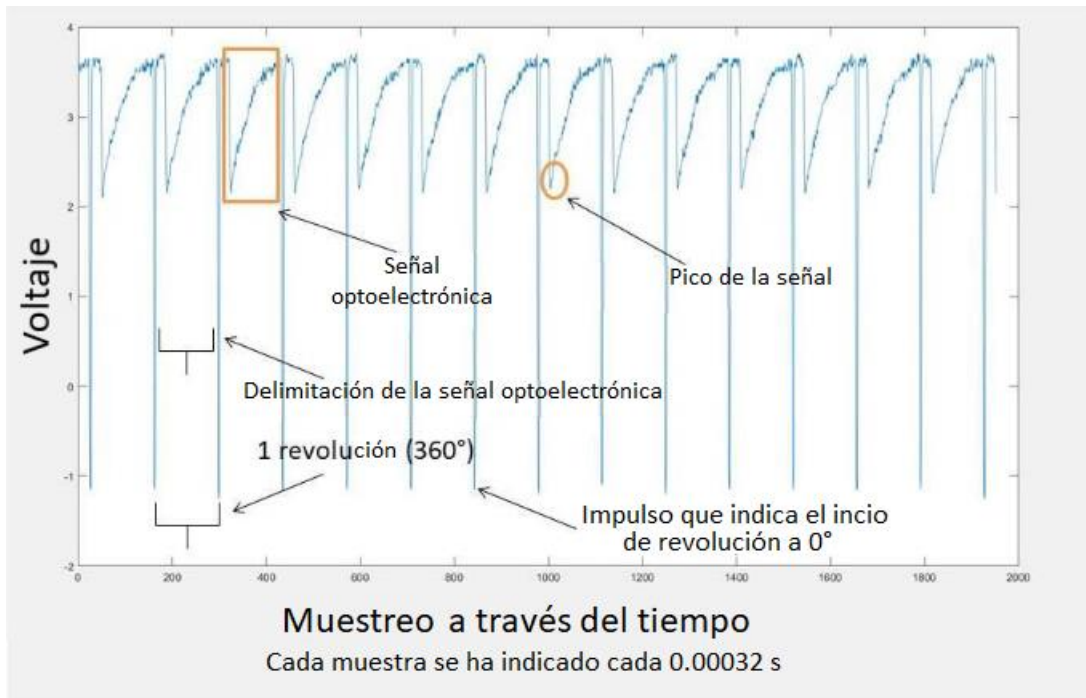


Figura 6.4: Muestreo de las señales optoelectrónicas y de referencia.

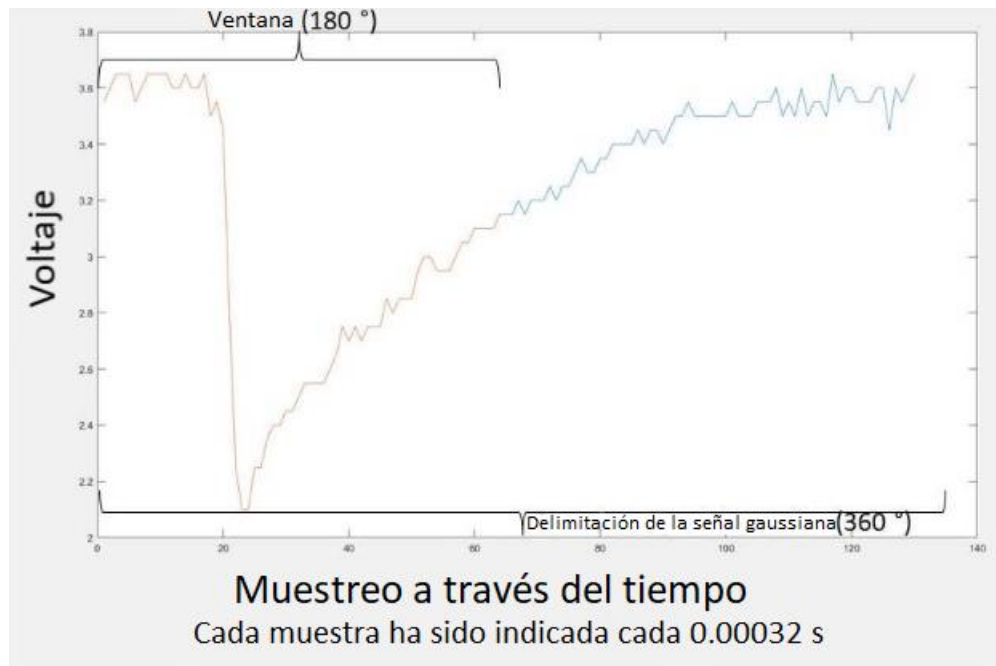


Figura 6.5: Delimitación de la señal Gaussiana (360°) y ventana de la señal Gaussiana (180°).

Tabla 6.1: Parámetros Extraídos en el Dominio del Tiempo

No.	Parámetro	Descripción	Ecuación
1	C_{ij}	Ángulo del posicionamiento del láser.	No aplica
2	B_{ij}	Ángulo del posicionamiento de la apertura.	Ec. 5.2
3	x_{ij}	Dimensión x de la coordenada espacial.	Ec. 5.3
4	y_{ij}	Dimensión y de la coordenada espacial.	Ec. 5.4
5	z_{ij}	Dimensión z de la coordenada espacial.	Ec. 5.5
6	RS	Tamaño de la revolución (Cantidad de las muestras en 360°).	No aplica
7	$OSBS$	Cantidad de las muestras en la delimitación de la señal optoelectrónica.	Ec. 6.2
8	RS_{avg}	Promedio de la cantidad de mediciones (RS) en una coordenada espacial.	Ec. 6.3
9	WS	Cantidad de muestras en la ventana de 180°.	Ec. 6.2
10	V_{peak}	Voltaje pico de la Gaussiana.	Ec. 6.4
11	$Pikewide$	Cantidad de muestras con el valor del voltaje pico de la Gaussiana.	No aplica
12	$Piketopike$	Voltaje entre el máximo y mínimo valor de la Gaussiana en los 360°.	Ec. 6.5
13	$Piketopike_w$	Voltaje entre el máximo y mínimo valor de la Gaussiana en la ventana de 180°.	Ec. 6.5
14	$Mean$	Promedio de las mediciones en los 360°.	Ec. 6.3
15	$Mean_{pike}$	Promedio de las mediciones en la ventana de los 180°.	Ec. 6.3

Continúa en la siguiente página...

No.	Parámetro	Descripción	Ecuación
16	<i>Median</i>	Mediana de las mediciones en los 360°.	Ec. 6.6
17	<i>Median_w</i>	Mediana de las mediciones en la ventana de los 180°.	Ec. 6.6
18	<i>Rms</i>	Media cuadrática de las mediciones en los 360°.	Ec. 6.7
19	<i>Rms_w</i>	Media cuadrática de las mediciones en la ventana de los 180°.	Ec. 6.7
20	<i>Variance</i>	Varianza cuadrática de las mediciones en los 360°.	Ec. 6.8
21	<i>Variance_w</i>	Varianza de las mediciones en la ventana de los 180°.	Ec. 6.8
22	<i>Sdeviation</i>	Desviación estándar cuadrática de las mediciones en los 360°.	Ec. 6.9
23	<i>Sdeviation_w</i>	Desviación estándar de las mediciones en la ventana de los 180°.	Ec. 6.9
24	<i>MAdeviation</i>	Desviación media absoluta de las mediciones en los 360°.	Ec. 6.10
25	<i>MAdeviation_w</i>	Desviación media absoluta de las mediciones en la ventana de los 180°.	Ec. 6.10
26	<i>Skewness</i>	Oblicuidad de las mediciones en los 360°.	Ec. 6.11
27	<i>Skewness_w</i>	Oblicuidad de las mediciones en la ventana de los 180°.	Ec. 6.11
28	<i>Kurtosis</i>	Curtosis de las mediciones en los 360°.	Ec. 6.12
29	<i>Kurtosis_w</i>	Curtosis de las mediciones en la ventana de los 180°.	Ec. 6.12

Continúa en la siguiente página...

No.	Parámetro	Descripción	Ecuación
30	<i>RSSquare</i>	Raíz de la suma de los cuadrados de las mediciones en los 360°.	Ec. 6.13
31	<i>RSSquare_w</i>	Raíz de la suma de los cuadrados de las mediciones en la ventana de los 180°.	Ec. 6.13

$$\text{límite izquierdo} < V(s) < \text{límite derecho} \quad (6.2)$$

$$\text{Mean} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_t \quad (6.3)$$

$$\text{Peak} = \max V(s) \quad (6.4)$$

$$\text{Peaktpeak} = \max V(s) - \min V(s) \quad (6.5)$$

$$\text{Median} = \begin{cases} x \left[\frac{t+1}{2} \right] & \text{si } t \text{ es impar} \\ \frac{x \left[\frac{n}{2} \right] + x \left[\frac{n}{2} + 1 \right]}{2} & \text{si } t \text{ es par} \end{cases} \quad (6.6)$$

$$\text{Root mean square} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |x_t|^2} \quad (6.7)$$

$$\text{Variance} = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T |x_t - \bar{x}|^2 \quad (6.8)$$

$$\text{Standard deviation} = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T |x_t - \bar{x}|^2} \quad (6.9)$$

$$\text{Mean absolute deviation} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |x_t - \bar{x}| \quad (6.10)$$

$$\text{Skewness} = \frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^3}{\left(\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2}\right)^3} \quad (6.11)$$

$$\text{Kurtosis} = \frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2\right)^2} \quad (6.12)$$

$$\text{Root sum of square} = \sqrt{\sum_{t=1}^T x_t^2} \quad (6.13)$$

Los parámetros en la Tabla 6.1 del 1 al 6 se han descrito en la capítulo 6. Los Parámetros 7 y 9 pueden describirse por la Ec. 6.2, donde $V(s)$ es el voltaje adquirido en cada muestra, y los límites para el parámetro 7 son los impulsos entre 2 revoluciones, los límites para el parámetro 9 son los límites de la ventana. Para los Parámetros 8, 14 y 15 se utiliza la ecuación de la media Ec. 6.3, T es la cantidad de datos a promediarse y x_t es la dimensión a promediarse. El Parámetro 10 corresponde al valor máximo de $V(s)$, el Parámetro 11 corresponde a la cantidad de muestras con la condición del parámetro 10 Ec. 6.4. Los Parámetros 12 y 13 se calculan por la Ec. 6.5 en los límites definidos para cada parámetro. Los Parámetros 16 y 17 se calculan por la Ec. 6.6. Los Parámetros 18 y 19 se calculan por la Ec. 6.7. Los Parámetros 20 y 21 se calculan por la Ec. 6.8 donde \bar{x} es la media de las muestras T . Los Parámetros 22 y 23 se calculan con la Ec. 6.9. Los Parámetros 24 y 25 se calculan con la Ec. 6.10. Los Parámetros 26 y 27 se calculan con la Ec. 6.11. Los Parámetros 28 y 29 se calculan con la Ec. 6.12 y los Parámetros 30 y 31 se calculan con la Ec. 6.13.

Los parámetros estadísticos estiman las distribuciones de los parámetros físicos subyacentes de un grupo de distribuciones de los datos observados; la media Ec. 6.3 halla el promedio de los

valores de amplitud de la señal de las muestras; la mediana Ec. 6.6 indica el valor de amplitud en el punto medio de una distribución de frecuencia de muestras observadas; la media cuadrática Ec. 6.7, en términos eléctricos, es el valor de la constante que produciría la misma disipación de potencia en una carga resistiva; la varianza Ec. 6.8 y la desviación estándar Ec. 6.9 son la estimación de la dispersión de todos los valores de amplitud de las muestras; mientras que la desviación media absoluta Ec. 6.10, como su nombre lo dice, es el promedio de las desviaciones de los valores de amplitud de la media de amplitud; la asimetría Ec. 6.11 estima la asimetría de la señal; y la curtosis Ec. 6.12 estima el pico de la distribución de probabilidad [58].

CAPÍTULO 7

MODELOS DE INTELIGENCIA

ARTIFICIAL PARA LA PREDICCIÓN

El aprendizaje supervisado es un enfoque para crear inteligencia artificial (IA), donde un algoritmo informático se entrena en datos de entrada que se han etiquetado por una salida en particular, aportando un modelo que puede utilizarse con nuevos datos para predecir su etiqueta correspondiente [60].

Los clasificadores considerados en este trabajo son los árboles de decisión, análisis discriminante, clasificador Naive Bayes, máquinas de vector soporte, clasificador del vecino más cercano, ensembles y redes neuronales.

Los árboles de decisión pueden clasificarse en finos, medianos y gruesos, depende de la cantidad de ramas añadidas para predecir una respuesta, las decisiones en el árbol se siguen desde el nodo de la raíz hasta el nodo de la hoja.

El análisis discriminante puede clasificarse en lineal y cuadrático, clasifica al crear límites entre clases (o etiquetas), una función de ajuste estima los parámetros de una distribución gaussiana para cada clase.

El clasificador Naive Bayes comúnmente se utiliza para proyectos multiclase, puede clasificarse en Gaussiano y Kernel, y se basa en el Teorema de Bayes, hace la suposición de que los predictores son condicionalmente independientes para cada clase.

Las máquinas de vector soporté, también usadas para dos clases o proyectos multiclase, pueden clasificarse en lineal, cuadrática, cúbica, Gaussiano fino, Gaussiano medio y Gaussiano grueso para hacer separaciones (hiperplanos) y crear vectores de soporte con los puntos de datos más cercanos al hiperplano de separación para distinguir entre clases.

Los vecinos cercanos pueden clasificarse en fino, medio, grueso, coseno, cúbico y ponderado. Cada uno utiliza tipos distintos de distancias entre vecinos, y una cantidad distinta de vecinos se utiliza para el cálculo de la definición de clases.

El algoritmo de ensembles (conjuntos) fusiona los resultados de muchos modelos aprendices en un solo modelo de ensemble de alta calidad. Puede clasificarse en árboles potenciados (basados en AdaBoost con aprendices de árbol de decisión), árboles empaquetados (basados en un empaquetado de bosque aleatorio con aprendices de árbol de decisión), subespacio discriminante (basado en el subespacio con aprendices discriminantes), subespacio KNN (basado en el subespacio con aprendices del vecino más cercano) y árboles RUSBoost (basados en RUSBoost con aprendices de árbol de decisión).

Las redes neuronales, un algoritmo basado en capas de neuronas que crean redes, pueden clasificarse en estrechas, medianas, amplias, de dos capas, de tres capas, con retroalimentación y de capas completamente conectadas. La primera capa completamente conectada de la red neuronal tiene una conexión de la entrada de red, y cada capa subsecuente tiene una conexión de la capa anterior. Cada capa completamente conectada multiplica la entrada mediante una matriz ponderada y añade un vector de sesgo. Una función de activación se añade después de cada capa completamente conectada. La última capa completamente conectada y la función subsecuente de activación softmax produce la salida de la red, específicamente las puntuaciones de clasificación y las etiquetas pronosticadas [61].

CAPÍTULO 8

METODOLOGÍA Y RESULTADOS DE LA EXPERIMENTACIÓN

En esta sección se describe la metodología de experimentación seguida, aplicando los materiales y métodos previamente descritos. Se describen también los resultados obtenidos durante el proceso de implementación para llevar a cabo los pasos de la metodología propuesta a fin de resolver el problema de investigación.

En una primera etapa, las mediciones se realizaron al escanear un objeto de colores diferentes a una profundidad diferente (x), a través del FOV, en tres planos z (β_j), la configuración de medición se muestra en la Figura 8.1. Una barra se seleccionó como un objeto para escanear. La barra se forró con diferentes tipos de papeles (rojo brillante, rojo mate, azul brillante, azul mate, amarillo brillante, amarillo mate). El objeto se posicionó a una distancia del TVS de 70 cm, 80 cm y 90 cm (profundidad en el eje x). Los tres planos z se escanearon ajustando el ángulo β_j a $-2,5^\circ$, 0° y $2,5^\circ$. El posicionador láser (LP) escaneó el FOV, comenzando en $C_{ij} = 45^\circ$, incrementando $0,99375^\circ$ en cada cambio de posicionamiento hasta alcanzar $C_{ij} = 80^\circ$. En cada posicionamiento del láser, la apertura de escaneo (AE) rotó 13 veces produciendo 13 señales optoelectrónicas para calcular 13 veces la coordenada 3D correspondiente a la coordenada del punto láser observada por la apertura de escaneo (AE) en este posicionamiento, como se muestra en la Figura 8.2.

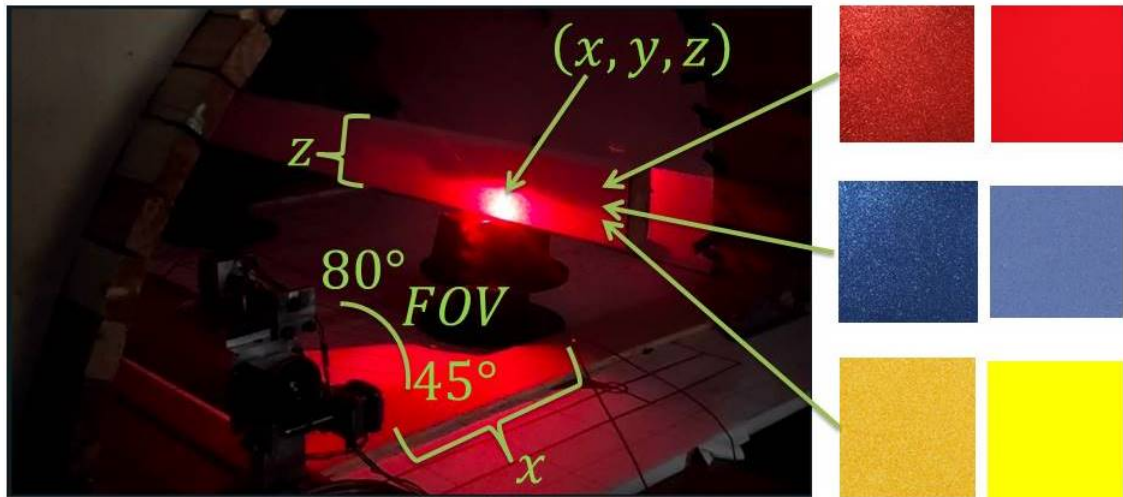


Figura 8.1: Configuración de medición.

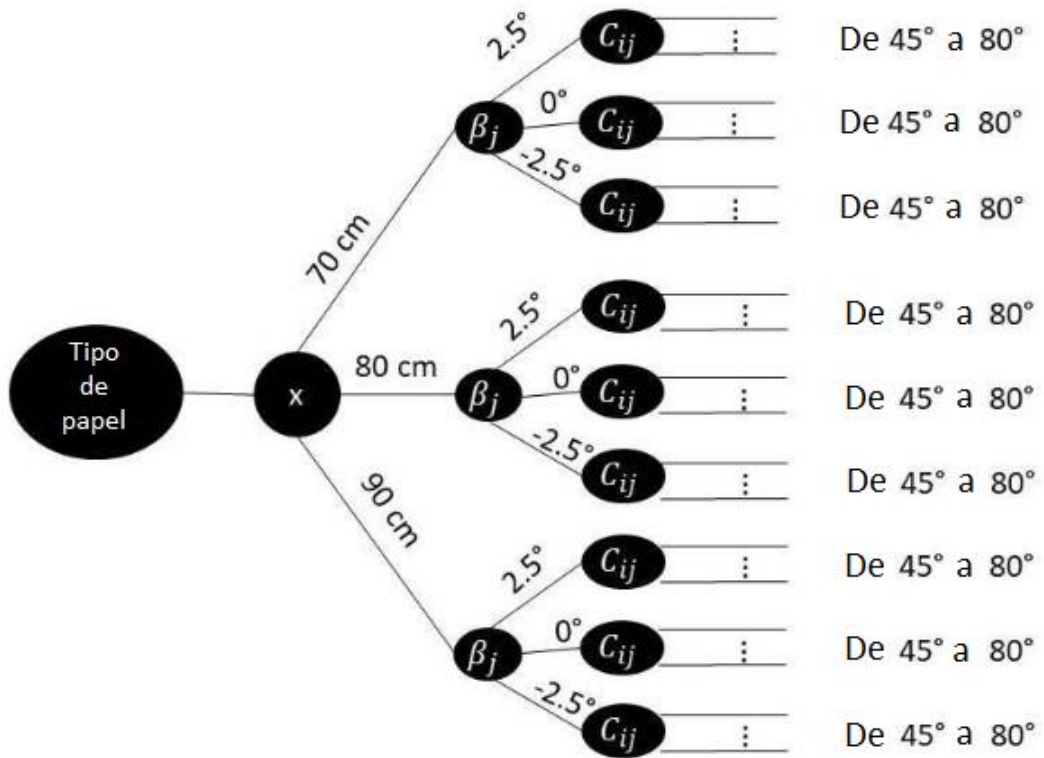


Figura 8.2: Diagrama de árbol de configuración del experimento.

En una segunda etapa, se procesaron las señales adquiridas, primero para calcular la coordenada 3D (x, y, z) de acuerdo a la Ec. 5.3 hasta la Ec. 5.5, y posteriormente para extraer los

parámetros en el dominio del tiempo descritos en la Tabla 6.1. Debido al comportamiento no-lineal del TVS a través del FOV, como se describe en [48] en la figura de segmentación del FOV, no todas las señales optoelectrónicas fueron útiles para calcular la coordenada 3D. Después de descartar aquellas señales que no fueron útiles para calcular la coordenada 3D, y las que correspondían a valores atípicos, finalmente se obtuvieron 4701 mediciones de coordenadas, como se describe en la Tabla 8.1.

Tabla 8.1: Relación de mediciones de coordenadas obtenidas.

Tipo de papel	Profundidad de las mediciones (x)			Cantidad de mediciones
	70 cm	80 cm	90 cm	
Rojo brillante	320	393	336	1049
Rojo mate	350	481	359	1190
Azul brillante	62	11	54	127
Azul mate	0	0	0	0
Amarillo brillante	238	230	212	680
Amarillo mate	445	768	442	1655
Total	1415	1883	1403	
Total General				4701

De acuerdo a la distribución de frecuencia de las mediciones obtenidas (clasificadas por el ángulo de posicionamiento láser) y analizadas por la profundidad de medición, se puede ver en la Figura 8.3 a) que, en general, el mejor FOV varía con el ángulo del LP desde 46° hasta 60° , las distancias de profundidad afectan la calidad de las señales para poder realizar las mediciones, la Figura 8.3 c) para las mediciones a 80 cm presenta el FOV más amplio y la cantidad más alta de mediciones obtenidas con éxito de acuerdo a la Tabla 8.1.

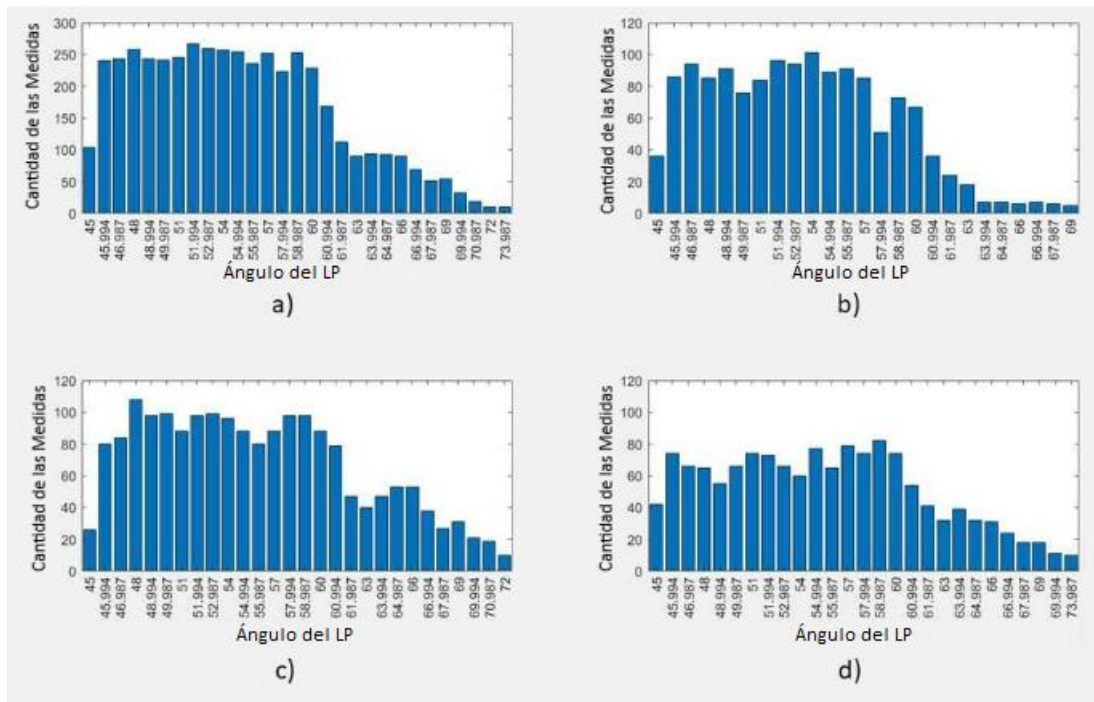


Figura 8.3: Distribución de frecuencia de la cantidad de mediciones exitosas con el ángulo del LP a diferentes profundidades; a) Todas las medidas; b) Medidas a 70 cm; c) Medidas a 80 cm; d) Medidas a 90 cm.

Replicando el análisis de distribución de frecuencia del ángulo del LP, ahora de acuerdo al tipo de papel, se ha encontrado que los papeles mates aportan la mayor cantidad de mediciones exitosas, con excepción del color azul, que no presentó ninguna reflexión del láser emitido sobre él, como se muestra en la Figura 8.4 y se describe en la Tabla 8.1.

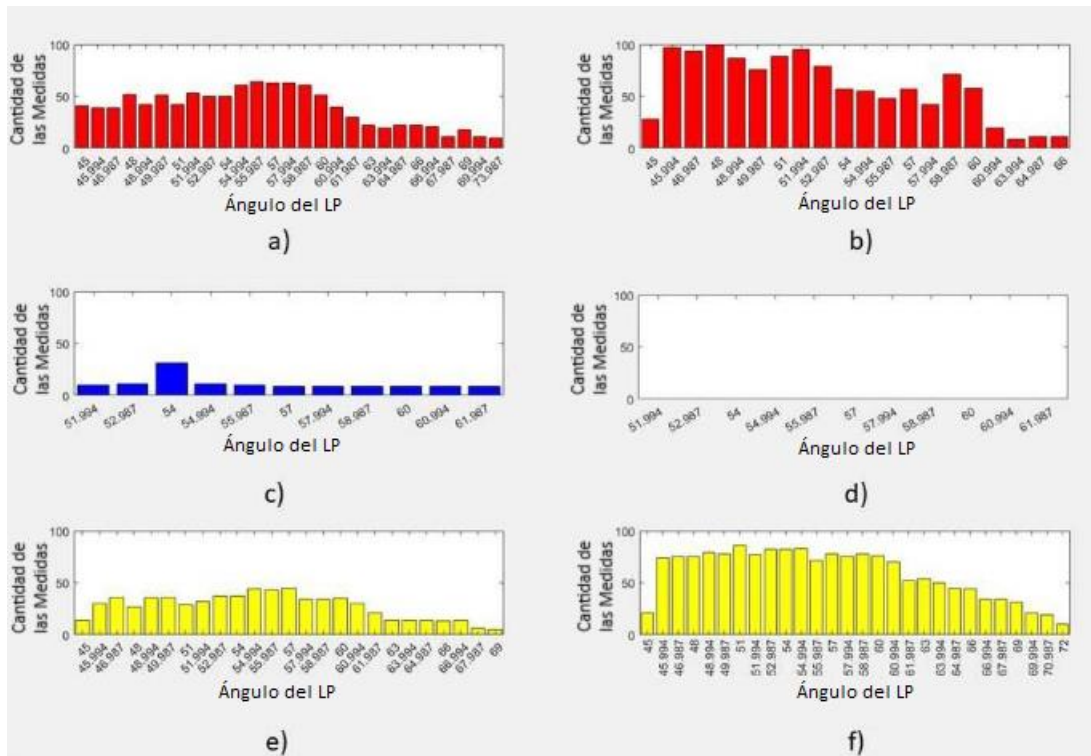


Figura 8.4: Distribución de frecuencia de la cantidad de mediciones exitosas con el ángulo del LP en diferentes tipos de papel a) Rojo brillante; b) Rojo mate; c) Azul brillante; d) Azul mate; e) Amarillo brillante; f) Amarillo mate.

Las señales optoelectrónicas de una misma coordenada 3D ($x = 80\text{ cm}$, $\beta = 0^\circ$, $C_{ij} = 54^\circ$) con tipos diferentes de papeles se seleccionaron para comparar con el fin de hallar diferencias relacionadas con el color de los papeles, como se muestra en la Figura 8.6, confirmando la necesidad de un método automático para diferenciarlas entre sí. Posteriormente, se extrajeron los parámetros del dominio del tiempo, obteniendo un conjunto de datos con una matriz de 4701 x 32, 4701 instancias, 4701 etiquetas y 31 atributos (parámetros) de acuerdo a la Tabla 6.1.

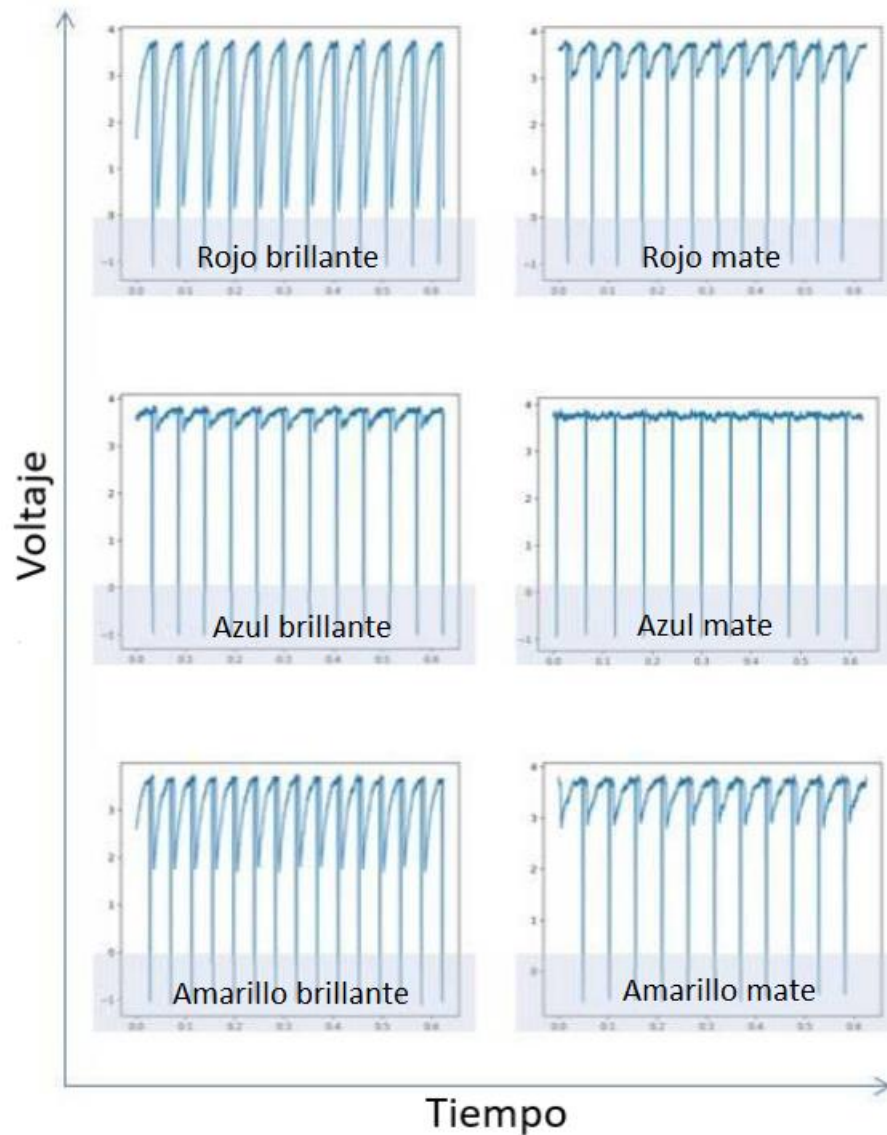


Figura 8.5: Comparación de las señales optoelectrónicas en la misma coordenada 3D espacial.

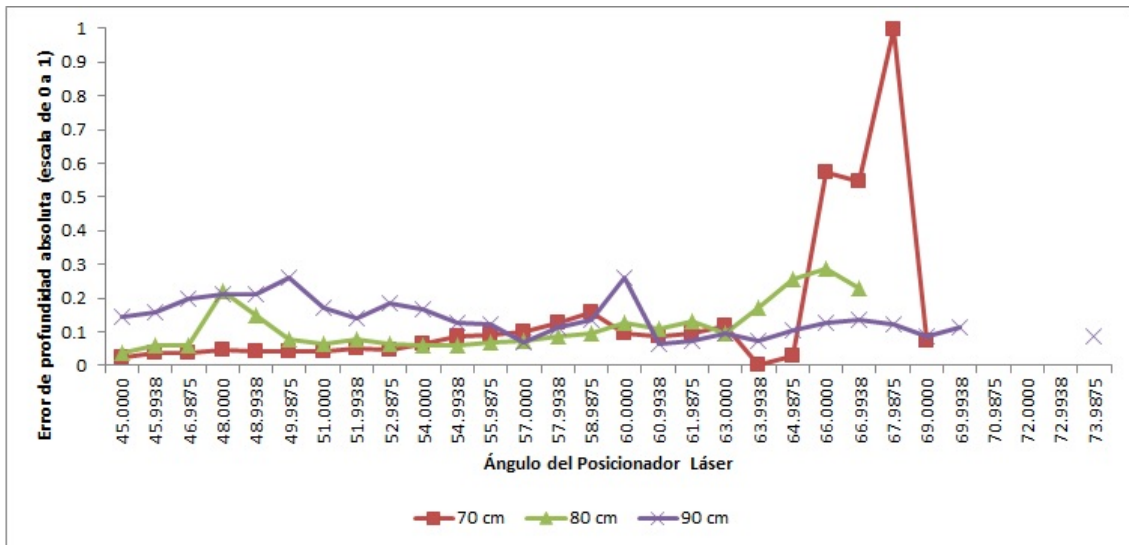
En la tercera etapa la calidad de las mediciones del TVS se evaluó mediante la medición del ángulo del posicionador láser C_{ij} contra la profundidad; ver Figura 16 a), y el ángulo del posicionador láser C_{ij} contra tipo de color, ver Figura 16 b), el error absoluto fue calculado con la Ec. 8.1, y escalado de 0 a 1 por medio de la Ec. 8.2, donde ϵ es el error absoluto de medición, ϵ_{S_0-1} es el error absoluto de medición escalado de 0 a 1, ϵ_{min} es el valor mínimo de error y ϵ_{max} es el valor máximo de error.

Todos los conjuntos de datos de subgrupos se evaluaron para determinar la exactitud de

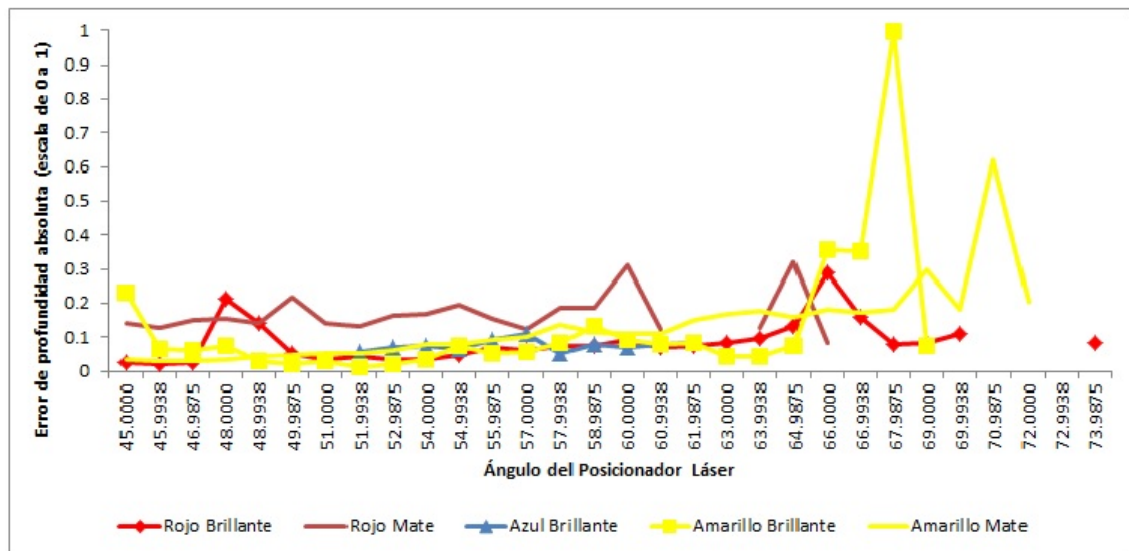
las mediciones por la media de $\epsilon_{S_{0-1}}$, y la precisión de las mediciones se determinó por su desviación estándar, como se define en la Tabla 8.2 (exactitud y precisión en cm). Donde, el conjunto de datos con mayor exactitud en las mediciones se realizaron con el papel rojo mate, seguido por el papel amarillo, mate, a una profundidad de 80 cm. Mientras que el conjunto de datos con mayor precisión es el que se realizó a una distancia de 70 cm, mientras que los resultados de la precisión en función de los colores no fue determinante.

$$\epsilon = |\textit{Profundidad real} - \textit{Profundidad medida}| \quad (8.1)$$

$$\epsilon_{S_{0-1}} = \frac{\epsilon - \epsilon_{min}}{\epsilon_{max} - \epsilon_{min}} \quad (8.2)$$



a)



b)

Figura 8.6: Error de medición de ángulo de posicionamiento láser. a) Por distancia de profundidad; b) Por tipo de papel.

Tabla 8.2: Evaluación de Exactitud y Precisión de Mediciones

Conjunto de datos	Exactitud	Precision
Mediciones a una profundidad de 70 cm	0.4113	0.1410
Mediciones a una profundidad de 80 cm	0.3595	0.2081
Mediciones a una profundidad de 90 cm	0.3854	0.2243
Papel Rojo Brillante	0.4731	0.1929
Papel Rojo Mate	0.3382	0.2373
Papel Azul Brillante	0.4169	0.2150
Papel Amarillo Brillante	0.4246	0.2117
Papel Amarillo Mate	0.3552	0.2267

En la cuarta etapa, el conjunto de datos se evaluó para identificar a qué tipo de papel corresponde cada instancia. El conjunto de datos originales con 4701 instancias se preprocesó para eliminar valores atípicos, cada una de las 31 columnas de atributos se evaluó de manera separada; cada instancia con al menos un valor atípico en cualquiera de sus columnas de atributos se eliminó del conjunto de datos. Cualquier valor en las columnas de atributos mayor a 3 desviaciones medianas absolutas (MAD por sus siglas en inglés) registradas lejos de la mediana se consideró un valor atípico. Se eliminaron 1424 instancias, resultando en un segundo conjunto de datos sin valores atípicos con 3277 instancias. Un tercer conjunto de datos se generó reemplazando los valores atípicos con una interpolación lineal de entradas no atípicas, conservando el mismo tamaño del conjunto de datos originales. Cada uno de los tres conjuntos de datos se normalizó con tres opciones *i*) mediante el método de puntuación Z (Z Score) para tener una media de 0 y una desviación de 1; *ii*) escalando los valores de 0 a 1; *iii*) escalando los valores de -1 a 1.

Se implementó validación cruzada para seleccionar la mejor partición de datos, 5 particiones se seleccionaron estimando la precisión en cada partición para evitar un sobre ajuste durante el entrenamiento de los modelos supervisados; 29 entrenamientos de modelos no optimizables se exploraron para seleccionar un tipo de clasificador debido a que el mejor tipo de clasificador depende de las características del conjunto de datos, se obtuvieron los resultados descritos en la Tabla 8.3, donde A es el conjunto de datos originales, B es el conjunto de datos sin valores atípicos, C es el conjunto de datos con los valores atípicos reemplazados por los valores interpo-

lados, A_N , B_N , y C_N son los conjuntos de datos A, B y C normalizados por el método de puntuación Z (Z Score), A_{01} , B_{01} , C_{01} son los conjuntos de datos A, B y C escalados de 0 a 1. A_{11} , B_{11} , C_{11} son los conjuntos de datos A, B y C escalados de -1 a 1. Obteniendo con el modelo de Ensemble de Subespacio KNN con los conjuntos de datos A_{01} y A_{11} los resultados con más alta exactitud (accuracy), con un valor de 99,3 %.

Para el modelo de Ensemble de Subespacio KNN con el conjunto de datos A_{01} , la Figura 8.7 muestra la matriz de confusión de validación, donde TVP son las “Tasas de Verdaderos Positivos”, TFN son las “Tasas de Falsos Negativos”, VPP son los “Valores Predictivos Positivos” y TDF son las “Tasas de Descubrimiento Falso”.

El Análisis de Componentes Principales (ACP) se aplicó para reducir la dimensionalidad del conjunto de datos, pero conforme disminuyó el número de componentes, la precisión de la validación también disminuyó, por lo que fue descartado.

Tabla 8.3: Porcentaje de exactitud de validación de los clasificadores de modelos

No.	Modelo Clasificador	Conjunto de Datos											
		A	A_N	A_01	A_11	B	B_N	B_01	B_11	C	C_N	C_01	C_11
1	Fine Tree	90.6	90.2	90.9	90.0	90.0	90.4	88.6	88.7	88.3	89.1	88.0	89.5
2	Medium Tree	79.7	77.9	78.9	79.9	75.2	75.3	74.3	76.4	78.4	78.3	78.8	77.9
3	Coarse Tree	69.7	68.1	68.8	69.1	69.7	69.7	69.6	70.2	69.5	69.6	69.6	69.4
4	Linear Discriminant	80.6	80.8	80.7	80.8	85.4	85.3	85.0	85.1	81.6	81.6	81.4	81.3
5	Quadratic Discriminant	Fallo	Fallo	Fallo	Fallo	Fallo	Fallo	Fallo	Fallo	Fallo	Fallo	Fallo	Fallo
6	Gaussian Naive Bayes	69.3	69.5	69.6	69.4	59.7	59.9	59.5	59.7	69.9	70.0	70.2	69.9
7	Kernel Naive Bayes	73.1	73.0	73.2	73.2	63.2	63.7	63.0	63.6	71.3	71.3	71.4	71.4
8	Linear SVM	83.6	83.6	83.8	83.8	83.8	83.6	83.8	84.1	84.4	84.6	84.7	84.5
9	Quadratic SVM	94.5	94.3	94.3	94.2	94.5	95.0	94.8	95.0	94.8	94.9	94.8	95.1
10	Cubic SVM	96.3	96.4	96.2	96.2	96.8	96.7	96.4	96.2	96.4	96.7	96.6	96.4
11	Fine Gaussain SVM	95.6	95.8	95.6	95.5	88.6	88.6	88.6	88.4	93.8	94.1	94.0	94.3
12	Medium Gaussain SVM	90.8	90.7	90.7	90.7	93.0	92.5	92.6	92.6	93.4	93.4	93.5	93.4
13	Coarse Gaussain SVM	80.2	80.3	80.2	80.2	79.5	79.7	79.4	79.7	81.2	81.3	81.3	81.2
14	Fine KNN	96.0	96.4	96.3	96.5	95.6	95.5	95.6	95.6	96.2	96.3	96.5	96.8
15	Medium KNN	94.0	94.2	94.3	94.4	93.4	93.4	93.4	93.3	94.9	94.8	94.7	95.1
16	Coarse KNN	83.5	83.5	83.5	83.6	83.1	83.2	83.1	82.9	85.1	85.4	85.3	85.4
17	Cosine KNN	93.6	93.0	93.2	93.6	92.6	93.2	92.7	92.9	93.5	93.8	93.8	93.9
18	Cubic KNN	92.3	96.3	92.1	92.3	92.5	92.2	92.2	92.0	93.7	93.9	93.5	93.9
19	Weighted KNN	95.7	92.0	96.0	96.3	95.3	95.5	95.3	95.4	96.4	96.3	96.3	96.6
20	Ensemble Boosted Trees	86.5	86.4	85.9	86.5	85.1	84.5	85.3	84.9	85.9	86.5	86.1	86.2
21	Ensemble Bagged Trees	97.2	97.6	97.5	97.7	96.7	96.8	96.8	96.7	97.4	97.7	97.5	97.6
22	Ensemble Subspace Discriminant	76.1	76.3	76.4	76.3	83.5	83.5	83.4	83.5	79.5	79.7	79.4	79.5
23	Ensemble Subspace KNN	90.2	97.8	99.3	99.3	88.3	96.7	97.2	96.9	90.8	97.5	97.8	97.8
24	Ensemble RUSBoosted Trees	82.9	82.9	82.5	83.3	73.6	74.4	72.6	74.5	80.0	80.9	81.6	79.9
25	Narrow Neural Network	95.9	95.0	95.7	95.6	95.2	94.3	94.9	94.4	95.3	95.1	95.1	95.4
26	Medium Neural Network	97.1	96.9	97.1	97.3	96.3	96.0	96.5	96.0	97.0	97.0	97.2	96.7
27	Wide Neural Network	97.3	97.4	97.5	97.4	96.7	96.2	96.8	96.4	97.2	97.1	97.3	96.9
28	Bilayered Neural Network	96.4	96.3	96.7	96.2	95.2	95.9	95.1	95.3	96.1	96.4	95.6	96.5
29	Trilayered Neural Network	96.7	96.3	96.7	96.6	95.4	95.3	95.5	95.5	96.2	95.9	95.8	96.0

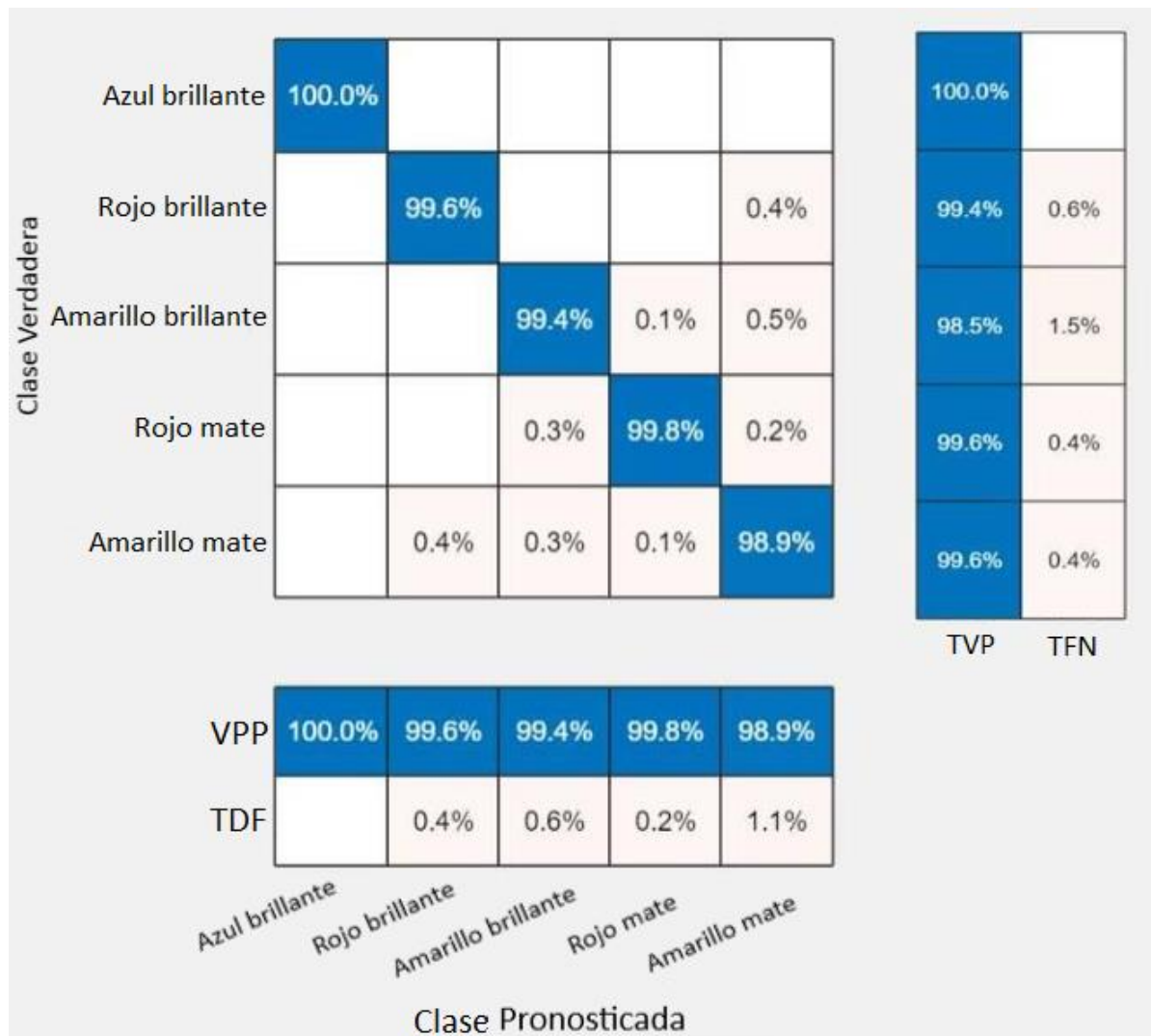


Figura 8.7: Matriz de confusión de validación del modelo de Ensemble de Subespacio KNN

CAPÍTULO 9

CONCLUSIONES

Después de investigar, describir y discutir la importancia de la detección remota y los sistemas de visión artificial de última generación con relación a tecnologías fundamentales, así como sus aplicaciones principales. Un sistema de visión técnica ha sido presentado y se han descrito sus fortalezas en comparación con otras tecnologías, se ha abordado la intención de mejorar sus capacidades para dotarlo con la habilidad de realizar mediciones de color de coordenadas 3D. Se ha discutido el rol de las mediciones de coordenadas 3D como una emulación de la percepción visual humana con el potencial de añadir color en ellas. Por estos motivos, este trabajo se enfoca en la extracción de información del color de las coordenadas espaciales 3D de un objeto mediante un sistema de visión técnica basado en los principios del escaneo óptico y triangulación dinámica. Con la tecnología de medición del TVS, se puede recopilar una gran cantidad de coordenadas, datos que pueden reflejar la información geométrica de los objetos. Las mediciones de las coordenadas espaciales 3D proporcionan información detallada sobre la topografía de la superficie y se puede estimar la textura, incluso el modelo del cuerpo podría reconstruirse, en especial es útil para aquellos objetos con figuras complejas, donde agregar el color de la superficie podría proveer mejor percepción del objeto. Posterior al diseño de experimentos, las mediciones se realizaron a través del campo de visión en diversas coordenadas de un objeto cubierto con materiales de distintos colores, las señales optoelectrónicas adquiridas se han caracterizado para obtener 31 atributos de cada una de ellas, obteniendo una matriz de 4701

x 32. Representando 4701 instancias (mediciones), 4701 etiquetas y 31 atributos. El conjunto de datos se ha pre-procesado para aplicarse a modelos supervisados de inteligencia artificial; se evaluaron 29 modelos. Se obtuvo exitosamente un modelo basado en el algoritmo de Ensemble de Subespacio KNN con una validación de exactitud de 99.3 %. Concluyendo el éxito de la metodología que se propuso para estimar el color de las mediciones del sistema de visión técnica. Los trabajos futuros requieren la extensión del diseño de experimento para más colores de coordenadas 3D con el fin de aumentar el conjunto de datos para el entrenamiento, la evaluación de algoritmos no supervisados y la adición del modelo obtenido al cálculo de mediciones de coordenadas 3D del TVS.

CAPÍTULO 10

PRODUCTOS ACADÉMICOS

10.1. Registro de Derechos de Autor

10.1.1. Programa de Cómputo

Extracción de características en el dominio del tiempo de señales optoelectrónicas de un sistema de visión técnica, ver Registro en Figura [10.1](#), descripción en Apéndice [A](#).

10.1.2. Compilación de datos (Base de datos).

Conjunto de datos de señales optoelectrónicas (Base de datos), ver Registro en Figura [10.2](#), descripción en Apéndice [B](#).

CERTIFICADO

Registro Público del Derecho de Autor

Para los efectos de los artículos 13, 162, 163 fracción I, 164 fracción I, y demás relativos de la Ley Federal del Derecho de Autor, se hace constar que la **OBRA** cuyas especificaciones aparecen a continuación, ha quedado inscrita en el Registro Público del Derecho de Autor, con los siguientes datos:

AUTORES: ALBA CORPUS IVAN YENISEYSK
ARELLANO VEGA EDUARDO
FLORES FUENTES WENDY
GONZALEZ NAVARRO FELIX FERNANDO
HERNANDEZ BALBUENA DANIEL
MIRANDA VEGA JESUS ELIAS
MURRIETA RICO FABIAN NATANAEL
RODRIGUEZ QUIÑONEZ JULIO CESAR
SERGIYENKO OLEG

TÍTULO: EXTRACCION DE CARACTERISTICAS EN EL DOMINIO DEL TIEMPO DE SEÑALES OPTOELECTRONICAS DE UN SISTEMA DE VISION TECNICA

RAMA: PROGRAMAS DE COMPUTACION

TITULAR: UNIVERSIDAD AUTONOMA DE BAJA CALIFORNIA (CON FUNDAMENTO EN EL ARTICULO 83 DE LA L.F.D.A.)

Con fundamento en lo establecido por el artículo 168 de la Ley Federal del Derecho de Autor, las inscripciones en el registro establecen la presunción de ser ciertos los hechos y actos que en ellas consten, salvo prueba en contrario. Toda inscripción deja a salvo los derechos de terceros. Si surge controversia, los efectos de la inscripción quedarán suspendidos en tanto se pronuncie resolución firme por autoridad competente.

Con fundamento en los artículos 2, 208, 209 fracción III y 211 de la Ley Federal del Derecho de Autor; artículos 64, 103 fracción IV y 104 del Reglamento de la Ley Federal del Derecho de Autor; y artículos 1, 3 fracción I, 4, 8 fracción I y 9 del Reglamento Interior de Instituto Nacional del Derecho de Autor, se expide el presente certificado.

Número de Registro: 03-2023-020111075200-01

Ciudad de México, a 07 de febrero de 2023

EL DIRECTOR DEL REGISTRO PÚBLICO DEL DERECHO DE AUTOR

JESÚS PARETS GÓMEZ



SECRETARÍA DE CULTURA
INSTITUTO NACIONAL DEL
DERECHO DE AUTOR
DIRECCIÓN DEL REGISTRO
PÚBLICO
DEL DERECHO DE AUTOR



CULTURA
SECRETARÍA DE CULTURA



INDAUTOR
INSTITUTO NACIONAL DEL DERECHO DE AUTOR

Figura 10.1: Certificado de Registro Público del Derecho de Autor 03-2023-020111075200-01

CERTIFICADO

Registro Público del Derecho de Autor

Para los efectos de los artículos 13, 162, 163 fracción I, 164 fracción I, y demás relativos de la Ley Federal del Derecho de Autor, se hace constar que la **OBRA** cuyas especificaciones aparecen a continuación, ha quedado inscrita en el Registro Público del Derecho de Autor, con los siguientes datos:

AUTORES: ALBA CORPUS IVAN YENISEYSK
ARELLANO VEGA EDUARDO
FLORES FUENTES WENDY
GONZALEZ NAVARRO FELIX FERNANDO
HERNANDEZ BALBUENA DANIEL
MIRANDA VEGA JESUS ELIAS
MURRIETA RICO FABIAN NATANAEL
RODRIGUEZ QUIÑONEZ JULIO CESAR
SERGIYENKO OLEG

TÍTULO: CONJUNTO DE DATOS DE SEÑALES OPTOELECTRONICAS

RAMA: COMPILACION DE DATOS (BASE DE DATOS)

TITULAR: UNIVERSIDAD AUTONOMA DE BAJA CALIFORNIA (CON FUNDAMENTO EN EL ARTICULO 83 DE LA L.F.D.A.)

Con fundamento en lo establecido por el artículo 107 de la Ley Federal del Derecho de Autor, las bases de datos o de otros materiales legibles por medio de máquinas o en otra forma, que por razones de selección y disposición de su contenido constituyan creaciones intelectuales, quedarán protegidas como compilaciones. Dicha protección no se extenderá a los datos y materiales en sí mismos.

Con fundamento en lo establecido por el artículo 168 de la Ley Federal del Derecho de Autor, las inscripciones en el registro establecen la presunción de ser ciertos los hechos y actos que en ellas consten, salvo prueba en contrario. Toda inscripción deja a salvo los derechos de terceros. Si surge controversia, los efectos de la inscripción quedarán suspendidos en tanto se pronuncie resolución firme por autoridad competente.

Con fundamento en los artículos 2, 208, 209 fracción III y 211 de la Ley Federal del Derecho de Autor; artículos 64, 103 fracción IV y 104 del Reglamento de la Ley Federal del Derecho de Autor; y artículos 1, 3 fracción I, 4, 8 fracción I y 9 del Reglamento Interior del Instituto Nacional del Derecho de Autor, se expide el presente certificado.

Número de Registro: 03-2023-020111081800-01

Ciudad de México, a 07 de febrero de 2023

EL DIRECTOR DEL REGISTRO PÚBLICO DEL DERECHO DE AUTOR

JESÚS PARETS GÓMEZ



CULTURA
SECRETARÍA DE CULTURA



INDAUTOR
INSTITUTO NACIONAL DEL DERECHO DE AUTOR

Figura 10.2: Certificado de Registro Público del Derecho de Autor 03-2023-020111081800-01

APÉNDICE A

Programa de Cómputo

1.0.1. Autores del programa de cómputo

Wendy Flores Fuentes, Eduardo Arellano Vega, Oleg Sergiyenko, Iván Y. Alba Corpus, Julio C. Rodríguez Quiñonez, Félix F. González Navarro, Jesús E. Miranda Vega, Daniel Hernández-Balbuena, Fabián N. Murrieta-Rico.

1.0.2. Introducción al desarrollo del programa de cómputo

A fin de evaluar los efectos del tipo de superficie de objetos escaneados por un sistema de visión artificial, llamado “Sistema de visión técnica” (TVS, de sus siglas en inglés), el presente programa de cómputo extrae las características en el dominio del tiempo de las señales optoelectrónicas adquiridas por dicho sistema. El TVS consta de un posicionador láser (PL, de sus siglas en inglés) que emite una señal óptica sobre una escena, la cual al tocar la superficie de un objeto es reflejada ya sea de forma especular o difusa, para inmediatamente ser capturada por un fotosensor que se encuentra en una apertura optoelectrónica (OA, de sus siglas en inglés), que escanea la escena en busca de estas reflexiones y genera una señal optoelectrónica, la cual es procesada a fin de calcular por medio de triangulación dinámica las coordenadas de la superficie de los objetos identificados. Debido a que las características de la señal reflejada dependen de las propiedades de la superficie del objeto, posición, color y textura, es decir, la reflexión del

láser se ve afectada por la posición del objeto y la topología de su superficie, se requiere extraer las características en el dominio del tiempo de señales optoelectrónicas para ser utilizadas como insumo en algoritmos de inteligencia artificial para identificar y clasificar el tipo de superficies de los objetos escaneados. Para estudiar el principio del funcionamiento y las ecuaciones que rigen el comportamiento del TVS ver [62].

1.0.3. Propósito del programa de cómputo

Post-procesar señales optoelectrónica adquiridas por un TVS para extraer sus características en el dominio del tiempo para la generación de un conjunto de datos donde cada instancia corresponde a una medición (un escaneo), la cual se identifica con una etiqueta (superficie escaneada) y se integra por las características extraídas de dicha medición.

1.0.4. Descripción de Programa de Cómputo

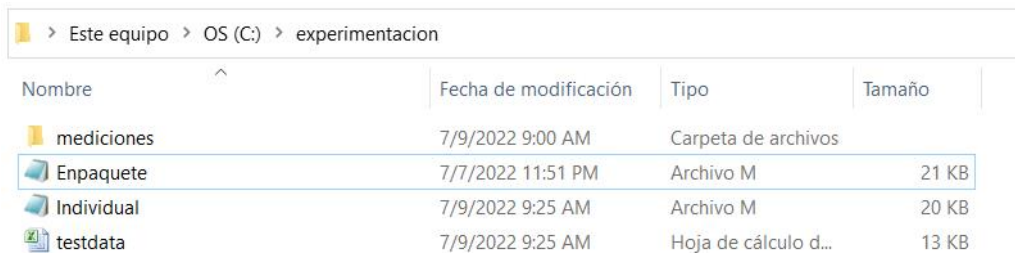
A continuación se describen dos versiones del programa. La primera versión “Individual” para procesar una señal individual (señal optoelectrónica formada con la adquisición de 1952 lecturas de voltaje, cada lectura se capturo cada 0.00032 s, corresponde a aproximadamente de 10 a 12 rotaciones de escaneo de la OA) lo cual permite graficar los extractos de señal (cada rotación de escaneo de la OA) y tener acceso a los valores de las variables utilizadas para calcular parámetros con los que se extraen las características de cada extracto de la señal. La segunda versión “Enpaquete” permite procesar de manera automática todas las señales optoelectrónicas guardadas en un folder (cada folder puede representar una categoría de etiqueta, si contiene todas las mediciones realizadas a través de un mismo tipo de superficie).

1. Instrucciones Generales

Se debe de colocar en la carpeta C:\experimentacion

- Los programas “Individual.m” y “Enpaquete.m”.

- Un archivo de Excel llamado “testdata”, donde se guardarán los resultados (características extraídas en el dominio del tiempo de tiempo), cada vez que se corran los programas se sobre escribirán los resultados, se recomienda reemplazarlo por un archivo nuevo cada vez que se corra un programa.
- Un folder “mediciones” con las subcarpetas y archivos con señales optoelectrónicas que se procesaran.



Nombre	Fecha de modificación	Tipo	Tamaño
mediciones	7/9/2022 9:00 AM	Carpeta de archivos	
Enpaquete	7/7/2022 11:51 PM	Archivo M	21 KB
Individual	7/9/2022 9:25 AM	Archivo M	20 KB
testdata	7/9/2022 9:25 AM	Hoja de cálculo d...	13 KB

Figura 1.1: Subcarpetas y archivos.

2. Para procesar una señal optoelectrónica individual

- En Matlab se invoca el programa “Individual.m”.
- Se especifica la ruta donde se localiza el archivo que se procesara en la variable “s1”.
- Se especifica el nombre del archivo que se procesara en la variable “s2”.
- Se ejecuta el programa.

```
clear; %remueve variables del wokspace
clc; %limpia la pantalla
s1='C:\experimentacion\mediciones\brillante\rojo\70\0\' %ruta donde se encuentran
archivos de datos
s2='3093z2.49375x57.99375'%nombre del archivo
s3='.csv' %extensión del archivo de datos
```

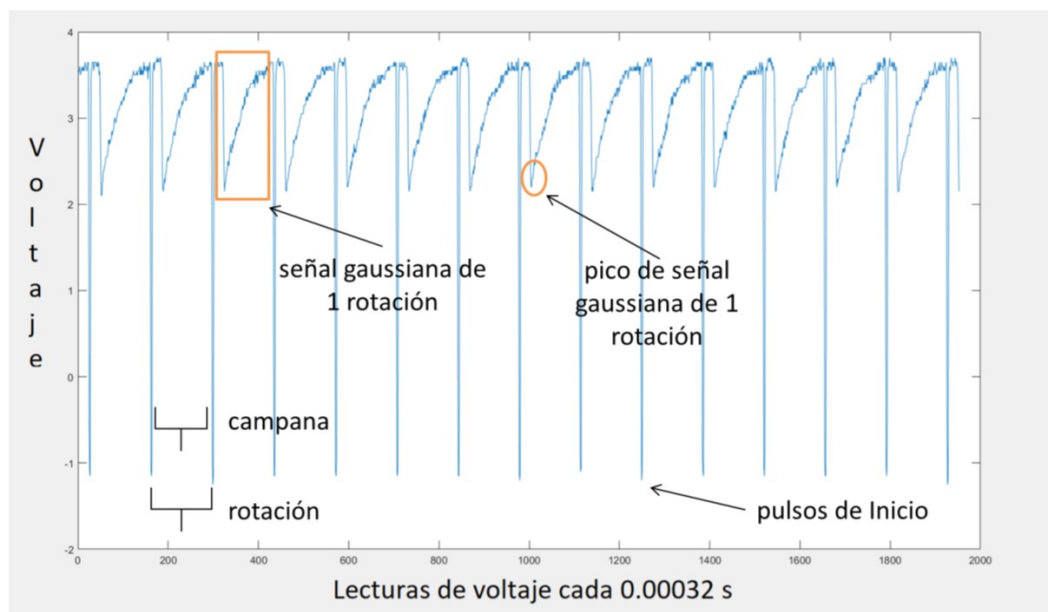
- Del nombre del archivo se extraer el dato “str” con el que se calcula el ángulo de posicionamiento del PL.
- Se calcula el ángulo de posicionamiento del láser “PL”.
- Se crea la ruta “s” del archivo que se procesara.

- Se guardan los datos del archivo que se procesara en “data”.

```

str=split(s2,"Z");           %separa el nombre del archivo de datos para extraer el valor en
pasos del Posicionador Laser (PL)
str=str2double(str(1));     %pasos en el que se encuentra el posicionador láser(PL)
PL=(str*45)/2400;          %aplica regla de 3 para calcular el ángulo del PL, si a 45
grados los pasos son 2400,a partir de otro valor de pasos se puede calcular el ángulo
del PL
s=strcat (s1,s2,s3);        %ruta y nombre de archivo
data=readmatrix(s);        %lectura de datos en la ruta y nombre de archivo primer
columna tiempo de muestreo, segunda columna valores de voltaje
    
```

- Identifica los pulsos que indican el inicio de una rotación “pulsos”.
- Define la posición de inicio y final de cada ciclo de rotación en la variable “rotación”, y calcula el ancho de una rotación “tamanoreal”.
- Selecciona dentro de rotación un rango de valores “campana” en los que busca la señal gaussiana del fotosensor (ver [63] para identificar el concepto de señal gaussiana).
- Identifica el valor del voltaje de los picos “picos” de las señales gaussianas (“tamaño” corresponde al tamaño de este rango de valores).
- Determina la posición central del ancho del pico de cada gaussiana “v” de “cf”.
- Calcula el ancho de los picos (en cantidad de lecturas) “anchodepico”.
- Calcula el ángulo de la OA “EA”.



```

[row col]=size(data);      %tamaño del archivo de datos
j=1;
for i=1:1:row              %en este paso comenzamos a barrer los valores y determinar los
pulsos
    if (data(i,2))<=0.75   %solo el pulso de inicio de rotación alcanza valores menores a
0.75
        pulsos(j,1)=i;    %pulsos guarda la posición de renglón donde se obtuvieron los
valores de amplitud de pulsos de inicio, cada pulso de inicio dura aproximadamente 4
lecturas
        j=j+1;
    end
end

qty=1;
for j=1:1:length(pulsos)-1
    if pulsos(j+1)==pulsos(j)+1      %revisa cada valor de la variable pulsos, cuando
hay un cambio incrementa, significa que ya es otro pulso e incrementa qty
        else
            qty=qty+1;                %cantidad de pulsos de inicio (rotaciones de la apertura)
        end
    end
end

j=1;
contador=0;
for i=1:1:length(pulsos)-1
    if pulsos(i)==pulsos(i+1)-1      %compara cada valor de la variable pulsos para
identificar cada grupo de 4 datos que representan un pulso de inicio, cuando se rompe la
secuencia significa que es otro pulso de inicio
        contador=contador+1;
    else
        %crea una matriz de 2 columnas donde en cada
renglón son los límites de la señal entre 2 pulsos de inicio consecutivos, cuando
detecta que hubo un cambio entre valores de la variable pulso, lo cual indica que paso
de un pulso de inicio a otro
        campana(j,1)=pulsos(i);      %en la primer columna guarda la posición de la
ultima lectura del primer pulso de inicio
        campana(j,2)=pulsos(i+1);    %en la segunda columna guarda la posición de la
primer lectural del siguiente pulso de inicio
        rotacion(j,1)=pulsos(i-contador); %en la primer columna guarda la posición
de la primera lectura del primer pulso de inicio
        rotacion(j,2)=pulsos(i+1);   %en la segunda columna guarda la posición de
la primera lectura del siguiente pulso de inicio
        anchopulso(j)=contador;      %para sumarle a la posición donde se encuentra
el pico de la señal
        contador=0;
        j=j+1;
    end
end

end

M=data(:,2);              %guarda en M todas las lecturas de voltaje
[row col]=size(campana);  %en row se encuentra la cantidad de campanas
gaussianas (señal de voltaje entre 2 pulsos de inicio)
sumo=3;                  %este valor es para eliminar el comienzo del
pulso, tomar un límite más interno dentro de la gaussiana del lado izquierdo
resto=3;                 %este valor es para acortar antes de llegar al
pulso final, tomar un límite más interno dentro de la gaussiana del lado derecho
for i=1:1:row
    picos(i)=min(M(campana(i,1)+sumo:campana(i,2)-resto)); %estos son los
valores pico de la señal, buscar el valor menor entre cada rango que corresponde a una
campana guaussiana
end
end
for i=1:1:length(campana)
tamano(i)=((campana(i,2)-resto)-(campana(i,1)+sumo)); % el tamaño de cada
"campana gaussiana" cantidad de lecturas de voltaje de toda la rotación entre pulsos de
inicio dentro de los límites para evitar errores
end
end
%se calcula el tamaño real considerando de flanco de subida a flanco de
%subida
for i=1:1:length(campana) %longitud de campana=longitud de rotación
tamanoreal(i)=(rotacion(i,2)-(rotacion(i,1))); % el tamaño de cada
"campana gaussiana" cantidad de lecturas de voltaje de toda la rotación entre pulsos de
inicio dentro de los límites para evitar errores
end
end

```

```

for i=1:1:length(tamano) %para repetir este proceso para cada gaussiana, cantidad de
gaussianas, cantidad de ciclos i es cada campana
q=1;
for j=1:1:tamano(i) % para repetir este proceso la cantidad de puntos que dura
una gaussiana
if M(campana(i,1)+sumo+j-1)==picos(i) %le resto 1 para no reducir más la campana
al sumarle j
cf(q,i)=j; %en cada columna i (para cada gaussiana) registra las posiciones j
donde se encontraban valores igual al pico, lo más exacto seria restarles sumo y
recordar que son con referencia a cada gaussiana
q=q+1;
end
end
end

[x y]=size(cf); %y igual a no. de columnas (1 por gaussiana)
for i=1:1:y %proceso para checar en qué punto
fue el pico mas alto
checar=length(find(cf(:,i))); %variable checar=la cantidad de posiciones en
donde encontraron valores iguales al valor pico
if mod(checar,2) %verifica si checar es un no. par o impar al
dividirlo entre 2 y ver si hay remanente
v(i)=round(mean(find(cf(:,i)))); %si el pico fue muy ancho encuentra el valor
de enmedio, redondeando todas las posiciones en donde se encontró el valor igual al
pico, renglones de cf (cada columna una gaussiana).
else
v(i)=floor(mean(find(cf(:,i)))); %lo mismo que el anterior, son necesarias las
dos funciones dependiendo si el no. de checar fue par o impar
end %el valor de v, es en referencia a cf y cf de campana, y se debe de
considerar sumo y el ancho del pulso para la exactitud.
end

%verifico el ancho de la punta del pico (cuantas veces se obtuvo el valor
%pico
contadora=0
for i=1:1:y %para que revise cada columna, datos de cada gaussina

for j=1:1:x %para que cuente cuantos valores son diferentes de cero en cada
columna que representa a una gaussiana

if cf(j,i)~=0;
contadora=contadora+1;
end
anchodepico(i)=contadora %dice cuántos valores tuvieron el valor pico en una
gaussiana
end
contadora=0;
end

for i=1:1:y %y igual a no. de columnas (1 por gaussiana)
% ángulo calculado de la apertura de escaneo
AE(i)=(360/tamanoreal(i))*(cf(v(i),i)+anchopulso(i)+sumo);
end

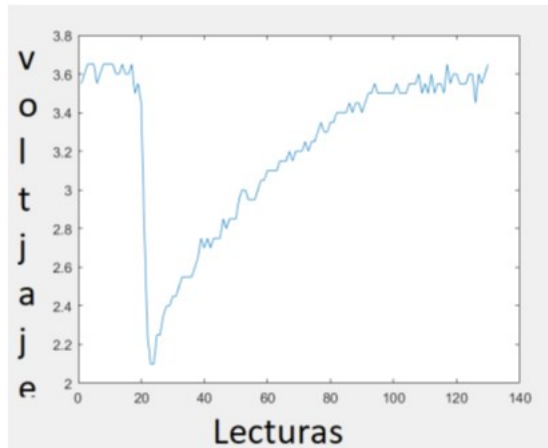
```

- Si se desea graficar la señal gaussiana de un barrido (opcional).

```

%PLOT(M(campana(i,1)+sumo:campana(i,2)-resto)) para sacar los datos o para
%graficar cada gaussiana, i es el no. de gaussiana, en campana están los
%límites de donde empieza y donde termina con respecto al archivo de datos M
%ejemplo cuando i=1 primer gaussiana
plot(M(campana(1,1)+sumo:campana(1,2)-resto))

```



- Cálculo de la coordenada x, y, z a la que corresponde la señal optoelectrónica.

```
a=100; %distancia entre apertura y posicionador laser
for i=1:length(AE)
    xd(i)=a*((sind(AE(i))*sind(PL))/(sind(AE(i)+PL))); % cálculos de las
    %distancias en x,y,z
    yd(i)=a*((1/2)-(cosd(AE(i))*sind(PL)/(sind(AE(i)+PL))));
    zd(i)=a*((sind(AE(i))*sind(PL)*tand(0))/(sin(AE(i)+PL))); %solo considera el
    %plano horizontal de z, si se desea modificar z, se cambia el ángulo de tand()
end
```

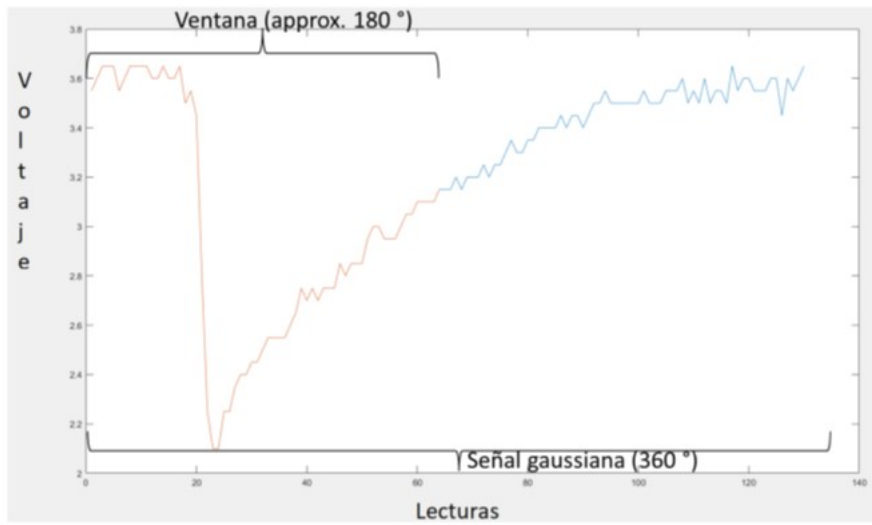
- Se acota una ventana para extraer los las características en el dominio del tiempo de los valores de toda la señal gaussiana de un barrido (360 °) y de una ventana que cubre aproximadamente (180 °).

```
%aparta todas las señales, cuando termina de encontrar valores rellena con
%ceros.
umbral=4.0;
[rowc colc]=size(campana);
p=1;
while p<=rowc
    j=1;
    for i=(campana(p,1)+sumo):1:(campana(p,2)-resto)
        test=i
        if M(i,1)< umbral % valor de umbral para la muestra
            muestra(j,p)=M(i);
            marcas(j,p)=i;
            j=j+1;
        end
    end
    p=p+1; end

%para acotar una ventana más chica (180 grados), se toma la mitad de los 360 grados
%se saca el promedio de tamaño y se divide entre 2
tamanopromedio=mean(tamano);
nuevolimite=round(tamanopromedio/2);
```

- Si se desea graficar la señal gaussiana de un barrido (opcional) y de la ventana (opcional).

```
plot (M(campana (1,1)+sumo:campana (1,2)-resto))
plot ((muestra (1:nuevolimite, 1)))
```



- Extracción de características en el dominio del tiempo para la los 360 grados de señal optoelectrónica y para los aproximadamente 180 grados de la ventana seleccionada.

```

[ row_col ] = size ( muestra );
for i = 1 : 1 : col
media ( i ) = mean ( muestra ( 1 : length ( find ( muestra (: , i ) ) ) , i ) );  media muestra completa
media_w ( i ) = mean ( muestra ( 1 : nuevoolimite , i ) );  %media ventana
end
for i = 1 : 1 : col
varianza ( i ) = var ( muestra ( 1 : length ( find ( muestra (: , i ) ) ) , i ) );  %varianza
varianza_w ( i ) = var ( muestra ( 1 : nuevoolimite , i ) );
end
for i = 1 : 1 : col
S ( i ) = std ( muestra ( 1 : length ( find ( muestra (: , i ) ) ) , i ) );  %desviación estandar
S_w ( i ) = std ( muestra ( 1 : nuevoolimite , i ) );
end
for i = 1 : 1 : col
raizma ( i ) = rms ( muestra ( 1 : length ( find ( muestra (: , i ) ) ) , i ) );  % rms
raizma_w ( i ) = rms ( muestra ( 1 : nuevoolimite , i ) );
end
for i = 1 : 1 : col
mediana ( i ) = median ( muestra ( 1 : length ( find ( muestra (: , i ) ) ) , i ) );  %mediana
mediana_w ( i ) = median ( muestra ( 1 : nuevoolimite , i ) );
end

for i = 1 : 1 : col
maximo ( i ) = max ( muestra (: , i ) );  %obtengo el valor más grande de la señal (ya que el
pico es el más pequeño), logica inversa por la señal volteada
pp ( i ) = maximo ( i ) - picos ( i );
end

for i = 1 : 1 : col
maximo_w ( i ) = max ( muestra (: , i ) );  %obtengo el valor más grande de la señal (ya que
el pico es el más pequeño), logica inversa por la señal volteada
pp_w ( i ) = maximo_w ( i ) - picos ( i );
end
for i = 1 : 1 : col
dma ( i ) = mad ( muestra ( 1 : length ( find ( muestra (: , i ) ) ) , i ) );  %desviacion media
absoluta
dma_w ( i ) = mad ( muestra ( 1 : nuevoolimite , i ) );
end
for i = 1 : 1 : col
sk ( i ) = skewness ( muestra ( 1 : length ( find ( muestra (: , i ) ) ) , i ) );  %skewness
sk_w ( i ) = skewness ( muestra ( 1 : nuevoolimite , i ) );
end
for i = 1 : 1 : col
ku ( i ) = kurtosis ( muestra ( 1 : length ( find ( muestra (: , i ) ) ) , i ) );  %kurtosis
ku_w ( i ) = kurtosis ( muestra ( 1 : nuevoolimite , i ) );
end

for i = 1 : 1 : col
aux = 0;
aux2 = 0;
for j = 1 : 1 : row
aux = muestra ( j , i ) ^ 2;
aux2 = aux + aux2;
end
sumaraices ( i ) = sqrt ( aux2 );  %rss
end

for i = 1 : 1 : col
aux = 0;
aux2 = 0;
for j = 1 : 1 : nuevoolimite
aux = muestra ( j , i ) ^ 2;
aux2 = aux + aux2;
end
sumaraices_w ( i ) = sqrt ( aux2 );  %rss
end

```

- Código para enviar los resultados al archivo C:\experimentación\testdata

```

%código para mandar a archivo de excel ejemplo %A=('Time','Temperature'; 12,98;
13,99; 14,97)
%considerar si hay adquisiciones con 11, 10, 9 campanas...no se autoajusta para otra
cantidad

    if length(picos)==11

        celda=[' A3';' A4';' A5'; ' A6';' A7';' A8';' A9';'A10';'A11';'A12']; %posiciona en
el siguiente renglon

A=('Path','PosicionadorLaser','AperturadeScaneo','X','Y','Z','tamanociclo','tamanociclot
omado','tamanopromedio','limiteventana','vpico','anchopico','pp','pp_w','media','media_w
','mediana','mediana_w','rms','rms_w','varianza',
'varianza_w','DStandard','DStandard_w','DMAbsoluta','DMAbsoluta_w','Skewness','Skewness_
_w','Kurtosis','Kurtosis_w','RSSquare','RSSquare_w';s,PL,AE(1),Xd(1),yd(1),zd(1),
tamanoreal(1),tamano(1),tamanopromedio,nuevolimite,picos(1),anchodepico(1),pp(1),pp_w(1)
,media(1),media_w(1),mediana(1),
mediana_w(1),raizma(1),raizma_w(1),varianza(1),varianza_w(1),
S(1),S_w(1),dma(1),dma_w(1),sk(1),sk_w(1),ku(1), ku_w(1),sumaraices(1),
sumaraices_w(1)); %datos que para registrar titulo y primer renglon
    xlsxwrite ('C:\experimentacion\testdata.xlsx',A); %registra
titulo y primer renglon
    for i=1:1:10

B=(s,PL,AE(i+1),xd(i+1),yd(i+1),zd(i+1),tamanoreal(i+1),tamano(i+1),tamanopromedio,nuevo
limite,picos(i+1),anchodepico(i+1),pp(i+1),pp_w(i+1),media(i+1),media_w(i+1),mediana(i+1)
), mediana_w(i+1),raizma(i+1),raizma_w(i+1),varianza(i+1),varianza_w(i+1),
S(i+1),S_w(i+1),dma(i+1),dma_w(i+1),sk(i+1),sk_w(i+1),ku(i+1),
ku_w(i+1),sumaraices(i+1), sumaraices_w(i+1));
%datos para registrar los 10 renglones faltantes
    xlsxwrite ('C:\experimentacion\testdata.xlsx',B,'Hojal',celda(i,:));
end

    else
        if length(picos)==10

            celda=[' A3';' A4';' A5'; ' A6';' A7';' A8';' A9';'A10';'A11']; %posiciona en el
siguiente renglon

A=('Path','PosicionadorLaser','AperturadeScaneo','X','Y','Z','tamanociclo','tamanociclot
omado','tamanopromedio','limiteventana','vpico','anchopico','pp','pp_w','media','media_w
','mediana','mediana_w','rms','rms_w','varianza',
'varianza_w','DStandard','DStandard_w','DMAbsoluta','DMAbsoluta_w','Skewness','Skewness_
_w','Kurtosis','Kurtosis_w','RSSquare','RSSquare_w';s,PL,AE(1),Xd(1),yd(1),zd(1),
tamanoreal(1),tamano(1),tamanopromedio,nuevolimite,picos(1),anchodepico(1),pp(1),pp_w(1)
,media(1),media_w(1),mediana(1),
mediana_w(1),raizma(1),raizma_w(1),varianza(1),varianza_w(1),
S(1),S_w(1),dma(1),dma_w(1),sk(1),sk_w(1),ku(1), ku_w(1),sumaraices(1),
sumaraices_w(1)); %datos que para registrar titulo y primer renglon
    xlsxwrite ('C:\experimentacion\testdata.xlsx',A); %registra
titulo y primer renglon
    for i=1:1:9

B=(s,PL,AE(i+1),xd(i+1),yd(i+1),zd(i+1),tamanoreal(i+1),tamano(i+1),tamanopromedio,nuevo
limite,picos(i+1),anchodepico(i+1),pp(i+1),pp_w(i+1),media(i+1),media_w(i+1),mediana(i+1)
), mediana_w(i+1),raizma(i+1),raizma_w(i+1),varianza(i+1),varianza_w(i+1),
S(i+1),S_w(i+1),dma(i+1),dma_w(i+1),sk(i+1),sk_w(i+1),ku(i+1),
ku_w(i+1),sumaraices(i+1), sumaraices_w(i+1));
%datos para registrar los 10 renglones faltantes
    xlsxwrite ('C:\experimentacion\testdata.xlsx',B,'Hojal',celda(i,:));
end
    end

```

```

else

    celda=[' A3';' A4';' A5'; ' A6';' A7';' A8';' A9';'A10']; %posiciona en el siguiente
    renglon

A={'Path','PosicionadorLaser','AperturadeScaneo','X','Y','Z','tamanociclo','tamanociclot
omado','tamanopromedio','limiteventana','vpico','anchopico','pp','pp_w','media','media_w
','mediana','mediana_w','rms','rms_w','varianza',
'varianza_w','DStandard','DStandard_w','DMAbsoluta','DMAbsoluta_w','Skewness','Skewness_
w','Kurtosis','Kurtosis_w','RSSquare','RSSquare_w';s,PL,AE(1),xd(1),yd(1),zd(1),
tamanoreal(1),tamano(1),tamanopromedio,nuevolimite,picos(1),anchodepico(1),pp(1),pp_w(1)
,media(1),media_w(1),mediana(1),
mediana_w(1),raizma(1),raizma_w(1),varianza(1),varianza_w(1),
S(1),S_w(1),dma(1),dma_w(1),sk(1),sk_w(1),ku(1),ku_w(1),sumaraices(1),
sumaraices_w(1)}; %datos que para registrar titulo y primer renglon
    xlswrite ('C:\experimentacion\testdata.xlsx',A); %registra
    titulo y primer renglon
for i=1:1:8

B={s,PL,AE(i+1),xd(i+1),yd(i+1),zd(i+1),tamanoreal(i+1),tamano(i+1),tamanopromedio,nuevo
limite,picos(i+1),anchodepico(i+1),pp(i+1),pp_w(i+1),media(i+1),media_w(i+1),mediana(i+1)
),mediana_w(i+1),raizma(i+1),raizma_w(i+1),varianza(i+1),varianza_w(i+1),
S(i+1),S_w(i+1),dma(i+1),dma_w(i+1),sk(i+1),sk_w(i+1),ku(i+1),
ku_w(i+1),sumaraices(i+1),sumaraices_w(i+1)};
%datos para registrar los 10 renglones faltantes
    xlswrite ('C:\experimentacion\testdata.xlsx',B,'Hojal',celda(i,:));
end

end
end
end

```

- Ver los resultados en el archivo de Excel testdata.

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
Path	Posicionador	AperturadeSc	X	Y	Z	tamanociclo	tamanociclot	tamanoprom	limiteventana	vpico	anchopico	pp	pp_w	media	media_w	mediana	mediana_w
C:\experimen	45.99375	73.5766423	79.3236142	26.6186477	0	137	129	127.571429	64	2.1	2	1.55	1.55	3.22423077	2.99375	3.4	2
C:\experimen	45.99375	74.1176471	79.9728644	27.2457583	0	136	128	127.571429	64	2.15	1	1.55	1.55	3.21666667	2.98671875	3.35	2
C:\experimen	45.99375	74.1176471	79.9728644	27.2457583	0	136	128	127.571429	64	2.15	1	1.5	1.5	3.22015504	2.9828125	3.4	2
C:\experimen	45.99375	73.5766423	79.3236142	26.6186477	0	137	128	127.571429	64	2.15	2	1.55	1.55	3.22131783	2.98515625	3.35	2
C:\experimen	45.99375	71.4705882	76.860062	24.1391036	0	136	128	127.571429	64	2.2	2	1.5	1.5	3.2255814	2.99140625	3.4	2
C:\experimen	45.99375	74.6666667	80.6390441	27.8892209	0	135	127	127.571429	64	2.15	1	1.5	1.5	3.21640625	2.98359375	3.4	2
C:\experimen	45.99375	74.1176471	79.9728644	27.2457583	0	136	127	127.571429	64	2.15	1	1.55	1.55	3.22070313	2.990625	3.35	2
C:\experimen	45.99375	72	77.4701771	24.8284136	0	135	127	127.571429	64	2.2	2	1.45	1.45	3.22226563	2.98203125	3.4	2
C:\experimen	45.99375	72	77.4701771	24.8284136	0	135	127	127.571429	64	2.15	2	1.55	1.55	3.22382813	2.99453125	3.375	2
C:\experimen	45.99375	74.1176471	79.9728644	27.2457583	0	136	127	127.571429	64	2.2	2	1.5	1.5	3.23048875	2.99765625	3.4	2

3. Para procesar paquetes de señales optoelectrónicas.

- En Matlab se invoca el programa “Enpaquete.m”.
- Se especifica la ruta donde se localiza el folder con todas las señales optoelectrónicas que se procesaran.
- Se ejecuta.

APÉNDICE A. Programa de Cómputo

```

%Esta versión realiza el procesamiento en bunch, es decir, de todos los
%archivos en un folder
clear;
clc;
%Save the folder of files in the current directory
path_directory='C:\experimentacion\mediciones\nobrillante\rojo\90\0\';
original_files=dir([path_directory '*.*csv']);
for k=1:length(original_files)
    filename=[path_directory original_files(k).name];
end

for k=1:length(original_files)
    % for k=1:2

s1=original_files(k).folder
sa='\ '
s2=original_files(k).name

```

- Se realiza el mismo procesamiento del paso 2 a cada archivo en el folder.
- Ver los resultados en el archivo de Excel testdata, se creara una pestaña para cada archivo.

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
Path	PosicionadorI	AperturadeSc	X	Y	Z	tamanociclo	tamanocicloti	tamanopromi	limiteventana	vpico	anchopico	pp	pp_w	media	media_w	mediana	mediana_w	
C:\experimen	45.99375	73.5766423	79.3236142	26.6186477	0	137	129	127.571429	64	2.1	2	1.55	1.55	3.22423077	2.99375	3.4	2.9	
C:\experimen	45.99375	74.1176471	79.9728644	27.2457583	0	136	128	127.571429	64	2.15	1	1.55	1.55	3.21666667	2.98671875	3.35	2.9	
C:\experimen	45.99375	74.1176471	79.9728644	27.2457583	0	136	128	127.571429	64	2.15	1	1.5	1.5	3.22015504	2.9828125	3.4	2.1	
C:\experimen	45.99375	73.5766423	79.3236142	26.6186477	0	137	128	127.571429	64	2.15	2	1.55	1.55	3.22131783	2.98515625	3.35	2.92	
C:\experimen	45.99375	71.4705882	76.860062	24.2391036	0	136	128	127.571429	64	2.2	2	1.5	1.5	3.2255814	2.99140625	3.4	2.92	
C:\experimen	45.99375	74.6666667	80.6390441	27.8892209	0	135	127	127.571429	64	2.15	1	1.5	1.5	3.21640625	2.98359375	3.4	2.9	
C:\experimen	45.99375	74.1176471	79.9728644	27.2457583	0	136	127	127.571429	64	2.15	1	1.55	1.55	3.22070313	2.990625	3.35	2.9	
C:\experimen	45.99375	72	77.4701771	24.8284136	0	135	127	127.571429	64	2.2	2	1.45	1.45	3.22226563	2.98203125	3.4	2.1	
C:\experimen	45.99375	72	77.4701771	24.8284136	0	135	127	127.571429	64	2.15	2	1.55	1.55	3.22382813	2.99451125	3.375		
C:\experimen	45.99375	74.1176471	79.9728644	27.2457583	0	136	127	127.571429	64	2.2	2	1.5	1.5	3.23046875	2.99765625	3.4	2.92	

APÉNDICE B

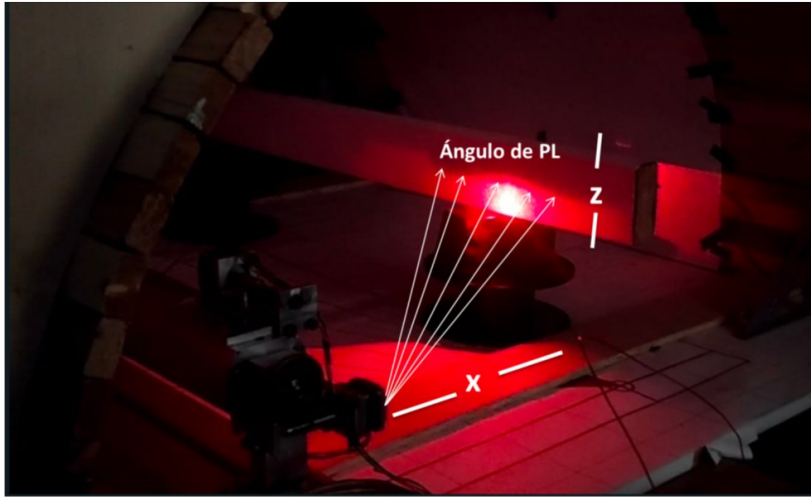
Descripción de la Compilación de Datos

2.0.1. Autores de la compilación de datos

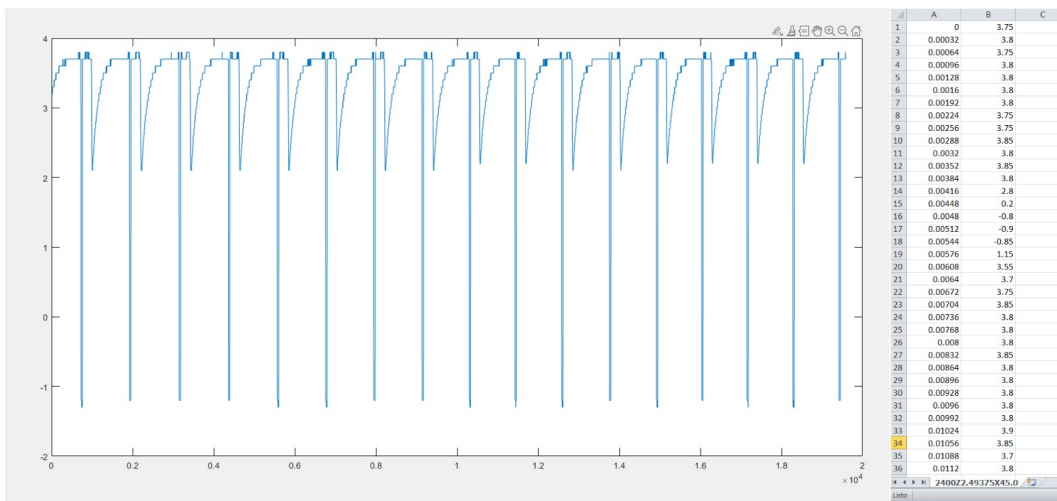
Wendy Flores Fuentes, Eduardo Arellano Vega, Oleg Sergiyenko, Iván Y. Alba Corpus, Julio C. Rodríguez Quiñonez, Félix F. González Navarro, Jesús E. Miranda Vega, Daniel Hernández-Balbuena, Fabián N. Murrieta-Rico.

2.0.2. Descripción de la compilación de datos

Señales optoelectrónicas adquiridas para las mediciones de coordenadas de superficies de diferentes colores, colocadas a distintas posiciones de profundidad (x), realizadas en 3 planos en (z), a través de un posicionamiento del láser (PL, de sus siglas en inglés) de 45° a 80° , realizadas con un sistema de visión técnico (TVS, de sus siglas en inglés).



Cada archivo contiene una señal, es una matriz de 1952×2 , la segunda columna corresponde a las lecturas de voltaje, la primera columna corresponde al tiempo. Cada lectura se capturo cada 0.00032 s, el archivo completo corresponde a aproximadamente de 10 a 12 rotaciones de escaneo. A continuación se muestra graficada la señal completa de un archivo, y se muestra la tabla de datos de los primeros 36 renglones.

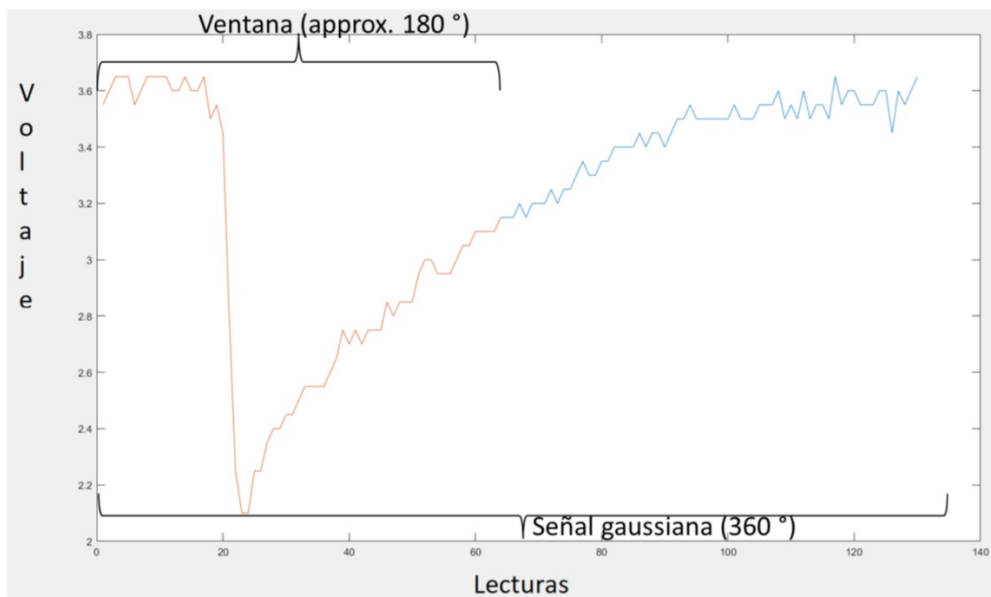


El folder mediciones contiene la siguiente estructura por cada tipo de superficie escaneada.

APÉNDICE B. Descripción de la Compilación de Datos

Tipo de Superficie escaneada	Color	Profundidad "x"	Plano "z" (ángulo β)	Angulo del Posicionador Laser	Cantidad de archivos	Cantidad de instancias por archivo
Brillante / No Brillante	Rojo /Azul	70 cm	2.5	De 45° a 80°	36	De 9 a 11
		70 cm	0	De 45° a 80°	36	De 9 a 11
		70 cm	-2.5	De 45° a 80°	36	De 9 a 11
		80 cm	2.5	De 45° a 80°	36	De 9 a 11
		80 cm	0	De 45° a 80°	36	De 9 a 11
		80 cm	-2.5	De 45° a 80°	36	De 9 a 11
		90 cm	2.5	De 45° a 80°	36	De 9 a 11
		90 cm	0	De 45° a 80°	36	De 9 a 11
		90 cm	-2.5	De 45° a 80°	36	De 9 a 11

Una vez procesadas las señales optoelectrónicas.



A través del Programa de Cómputo “Extracción de características en el dominio del tiempo de señales optoelectrónicas de un sistema de visión técnica” se obtiene de cada instancia los siguientes parámetros:

Parámetro	Descripción
Path	Ruta y nombre del archivo procesado
PosicionadorLaser	Ángulo en el que se colocó el posicionador láser
AperturadeScaneo	Ángulo en el que la apertura de escaneo (OA), ver descripción del programa de cómputo.
X	Valor de x en la coordenada 3D de la superficie escaneada por TVS
Y	Valor de y en la coordenada 3D de la superficie escaneada por TVS
Z	Valor de z en la coordenada 3D de la superficie escaneada por TVS
tamanociclo	Cantidad de muestras que corresponden a una rotación de 360 °
tamanociclotomado	Cantidad de muestras que corresponden a una rotación de 360 ° menos las señales de pulso de inicio para buscar la señal gaussiana dentro de esta nueva ventana.
tamanopromedio	El tamaño promedio de todas las rotaciones de 360 ° de un archivo (de las 9 o 11 rotaciones que contiene).
limiteventana	Cantidad de muestra que corresponden a aproximadamente media rotación, es decir, 180 °, para acotar una ventana
vpico	El valor del voltaje en el que se encuentra el pico de una gaussiana
anchopico	La cantidad de lecturas que contienen el valor pico de una gaussiana
pp	Voltaje del nivel más alto al más bajo de una gaussiana para 360 °
pp_w	Voltaje del nivel más alto al más bajo de una gaussiana para 180 °
media	La media aritmética para una gaussiana para 360 °
media_w	La media aritmética para una gaussiana para 180 °
mediana	La mediana aritmética para una gaussiana para 360 °
mediana_w	La mediana aritmética para una gaussiana para 180 °
rms	La raíz cuadrada del valor medio de los cuadrados para una gaussiana para 360 °
rms_w	La raíz cuadrada del valor medio de los cuadrados para una gaussiana para 180 °
varianza	La varianza aritmética para una gaussiana para 360 °
varianza_w	La varianza aritmética para una gaussiana para 180 °
DStandard	La desviación estándar aritmética para una gaussiana para 360 °
DStandard_w	La desviación estándar aritmética para una gaussiana para 180 °
DMAbsoluta	La desviación absoluta para una gaussiana para 360 °
DMAbsoluta_w	La desviación absoluta para una gaussiana para 180 °
Skewness	La oblicuidad aritmética para una gaussiana para 360 °
Skewness_w	La oblicuidad aritmética para una gaussiana para 180 °
Kurtosis	La kurtosis aritmética para una gaussiana para 360 °
Kurtosis_w	La kurtosis aritmética para una gaussiana para 180 °
RSSquare	La raíz de suma de cuadrados para una gaussiana para 360 °
RSSquare_w	La raíz de suma de cuadrados para una gaussiana para 180 °

2.0.3. Resultados del procesamiento de la compilación de datos

El archivo “DATASET.xlsx” contiene el resultado del procesamiento de las mediciones previamente descritas. 4701 instancias, con una etiqueta y 31 características por instancia. En la

primera hoja del documento “Original” se encuentran todos los datos en el orden en que fueron procesados, incluyen la dirección (path) donde se encuentra el archivo al cual corresponden los resultados. En la segunda hoja del documento “Clasificadaxcolor” se encuentran todos los datos clasificados con una Etiqueta por color (corresponde al color del objeto escaneado). En la tercera hoja del documento “Clasificadaxtipodepapel” se encuentran todos los datos clasificados con una Etiqueta por tipo de papel (corresponde al color y textura brillante u opaca del objeto escaneado). En la cuarta hoja del documento “Clasificadaxprofundidad” se encuentran todos los datos clasificados con una Etiqueta por color de papel y ordenados por la profundidad a la que se encontraba ubicado el objeto escaneado).

2.0.4. Liga a la compilación de datos

<https://drive.google.com/drive/folders/1ZWXpHs0kANoroZOYaXEI-v6zhXF0fvPb?usp=sharing>

REFERENCIAS

- [1] Weiping Liu, Jia Sun, Wanyi Li, Ting Hu, and Peng Wang. Deep learning on point clouds and its application: A survey. *Sensors*, 19(19):4188, 2019.
- [2] Hernández Balbuena Daniel, Sergiyenko Oleg, Tyrsa Vira, Rivas Lopez Moisés, Rodríguez Quiñonez Julio César, Basaca Preciado Luis Carlos, and Flores Fuentes Wendy. Mx 344504 b, sistema óptico de triangulación dinámica para la medición de ángulos y coordenadas en un espacio tridimensional. *Titular: Universidad Autónoma de Baja California, Instituto Mexicano de la Propiedad Industrial, México*, 2016.
- [3] Hernández Balbuena Daniel, Sergiyenko Oleg, Tyrsa Vira, Rivas Lopez Moisés, Rodríguez Quiñonez Julio César, and Lindner Lars. Mx 394727, sistema técnico de visión por triangulación dinámica generando un campo de visión continuó. *Titular: Universidad Autónoma de Baja California, Instituto Mexicano de la Propiedad Industrial, México*, 2022.
- [4] Javier Rivera-Castillo, Wendy Flores-Fuentes, Moisés Rivas-López, Oleg Sergiyenko, Felix F Gonzalez-Navarro, Julio C Rodríguez-Quíñonez, Daniel Hernández-Balbuena, Lars Lindner, and Luis C Básaca-Preciado. Experimental image and range scanner datasets fusion in shm for displacement detection. *Structural Control and Health Monitoring*, 24(10):e1967, 2017.
- [5] Julio C Rodriguez-Quinonez, Oleg Sergiyenko, Felix F Gonzalez-Navarro, Luis Basaca-Preciado, and Vera Tyrsa. Surface recognition improvement in 3d medical laser scanner using levenberg–marquardt method. *Signal Processing*, 93(2):378–386, 2013.

-
- [6] Luis C Básaca-Preciado, Oleg Yu Sergiyenko, Julio C Rodríguez-Quinonez, Xochitl García, Vera V Tyrsa, Moises Rivas-Lopez, Daniel Hernandez-Balbuena, Paolo Mercorelli, Mikhail Podrygalo, Alexander Gurko, et al. Optical 3d laser measurement system for navigation of autonomous mobile robot. *Optics and Lasers in Engineering*, 54:159–169, 2014.
- [7] Ivan Yeniseysk Alba Corpus, Lars Lindner, Oleg Sergiyenko, Mykhailo Ivanov, Wendy Flores Fuentes, Julio C Rodriguez, Daniel Hernandez Balbuena, Fabián N Murrieta Rico, and Alexander Gurko. Transimpedance amplifier for laser scanning system range extension. In *2020 IEEE 29th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, pages 1421–1426. IEEE, 2020.
- [8] Lars Lindner, Oleg Sergiyenko, Julio C Rodríguez-Quinonez, Moises Rivas-Lopez, Daniel Hernandez-Balbuena, Wendy Flores-Fuentes, Fabian Natanael Murrieta-Rico, and Vera Tyrsa. Mobile robot vision system using continuous laser scanning for industrial application. *Industrial Robot: An International Journal*, 2016.
- [9] Liang Du, Yiwen Lai, Chunwang Luo, Yong Zhang, Jun Zheng, Xiaohong Ge, and Yuan-gang Liu. E-quality control in dental metal additive manufacturing inspection using 3d scanning and 3d measurement. *Frontiers in bioengineering and biotechnology*, 8:1038, 2020.
- [10] Filipe Dmengen Pedreiro Balbino, Khrissy Aracélly Reis Medeiros, and Carlos Roberto Hall Barbosa. Comparative analysis of object digitization techniques applied to the characterization of deformed materials in ballistic tests. *Sensors*, 20(18):5017, 2020.
- [11] Sheng Wu, Weiliang Wen, Boxiang Xiao, Xinyu Guo, Jianjun Du, Chuanyu Wang, and Yongjian Wang. An accurate skeleton extraction approach from 3d point clouds of maize plants. *Frontiers in plant science*, 10:248, 2019.
- [12] Zishang Yang and Yuxing Han. A low-cost 3d phenotype measurement method of leafy vegetables using video recordings from smartphones. *Sensors*, 20(21):6068, 2020.

- [13] Guoxiang Sun, Xiaochan Wang, Ye Sun, Yongqian Ding, and Wei Lu. Measurement method based on multispectral three-dimensional imaging for the chlorophyll contents of greenhouse tomato plants. *Sensors*, 19(15):3345, 2019.
- [14] J Reznicek and K Pavelka. New low-cost 3d scanning techniques for cultural heritage documentation. 2008.
- [15] Ting On Chan, Linyuan Xia, Yimin Chen, Wei Lang, Tingting Chen, Yeran Sun, Jing Wang, Qianxia Li, and Ruxu Du. Symmetry analysis of oriental polygonal pagodas using 3d point clouds for cultural heritage. *Sensors*, 21(4):1228, 2021.
- [16] Tianxu Xu, Dong An, Yuetong Jia, and Yang Yue. A review: Point cloud-based 3d human joints estimation. *Sensors*, 21(5):1684, 2021.
- [17] NM Sabitha, Santosh G Thampi, and D Sathish Kumar. Application of a distributed hydrologic model to assess the impact of climate and land-use change on surface runoff from a small urbanizing watershed. *Water Resources Management*, pages 1–22, 2022.
- [18] Narushige Shiode. 3d urban models: Recent developments in the digital modelling of urban environments in three-dimensions. *GeoJournal*, 52:263–269, 2000.
- [19] Jiacheng Lu, Yuanxiang Li, and Zongcheng Zuo. Satmvs: A novel 3d reconstruction pipeline for remote sensing satellite imagery. In *Proceedings of the International Conference on Aerospace System Science and Engineering 2021*, pages 521–538. Springer, 2022.
- [20] Caihong Ma, Wei Xia, Fu Chen, Jianbo Liu, Qin Dai, Liyuan Jiang, Jianbo Duan, and Wei Liu. A content-based remote sensing image change information retrieval model. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 6(10):310, 2017.
- [21] Rui Yu, Minghao Lyu, Jiahui Lu, Yang Yang, Guochun Shen, and Fei Li. Spatial coordinates correction based on multi-sensor low-altitude remote sensing image registration for monitoring forest dynamics. *IEEE Access*, 8:18483–18496, 2020.

- [22] Sandra Lorenz, Sara Salehi, Moritz Kirsch, Robert Zimmermann, Gabriel Unger, Erik Vest Sørensen, and Richard Gloaguen. Radiometric correction and 3d integration of long-range ground-based hyperspectral imagery for mineral exploration of vertical outcrops. *Remote Sensing*, 10(2):176, 2018.
- [23] Lars Lindner, Oleg Sergiyenko, Moises Rivas-López, Daniel Hernández-Balbuena, Wendy Flores-Fuentes, Julio C Rodríguez-Quíñonez, Fabian N Murrieta-Rico, Mykhailo Ivanov, Vera Tyrsa, and Luis C Básaca-Preciado. Exact laser beam positioning for measurement of vegetation vitality. *Industrial Robot: An International Journal*, 44(4):532–541, 2017.
- [24] Jin Liu, Fan Zhang, Aleksey Kudreyko, Wenjia Ren, and Haima Yang. Novel laser tracking measurement system based on the position sensitive detector. *Mathematical biosciences and engineering: MBE*, 20(1):572–586, 2023.
- [25] Gabriel Trujillo-Hernández, Julio C Rodríguez-Quíñonez, Wendy Flores-Fuentes, Oleg Sergiyenko, Eduardo Ontiveros-Reyes, Oscar Real-Moreno, Daniel Hernández-Balbuena, Fabian N Murrieta-Rico, and Raúl Rascón. Development of an integrated podometry system for mechanical load measurement and visual inspection. *Measurement*, 203:111866, 2022.
- [26] Julio C Rodríguez-Quíñonez, Oleg Yu Sergiyenko, Luis C Basaca Preciado, Vera V Tyrsa, Alexander G Gurko, Mikhail A Podrygalo, Moises Rivas Lopez, and Daniel Hernandez Balbuena. Optical monitoring of scoliosis by 3d medical laser scanner. *Optics and Lasers in Engineering*, 54:175–186, 2014.
- [27] O Yu Sergiyenko. Optoelectronic system for mobile robot navigation. *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, 46:414–428, 2010.
- [28] József Lénárt. Extending an industrial robot with image processing system. In *Vehicle and Automotive Engineering 4: Select Proceedings of the 4th VAE2022, Miskolc, Hungary*, pages 568–574. Springer, 2022.

- [29] Chen Zhao, Jun Lv, and Shichang Du. Geometrical deviation modeling and monitoring of 3d surface based on multi-output gaussian process. *Measurement*, 199:111569, 2022.
- [30] D Bini, D Pamela, and Shajin Prince. Machine vision and machine learning for intelligent agrobots: A review. In *2020 5th International Conference on Devices, Circuits and Systems (ICDCS)*, pages 12–16. IEEE, 2020.
- [31] Wendy Flores-Fuentes, Julio C Rodríguez-Quiñonez, Daniel Hernandez-Balbuena, Moises Rivas-López, Oleg Sergiyenko, Felix F Gonzalez-Navarro, and Javier Rivera-Castillo. Machine vision supported by artificial intelligence. In *2014 IEEE 23rd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, pages 1949–1954. IEEE, 2014.
- [32] Oscar Real Real, Moises J Castro-Toscano, Julio Cesar Rodríguez-Quiñonez, Oleg Sergiyenko, Daniel Hernández-Balbuena, Moises Rivas-Lopez, Wendy Flores-Fuentes, and Lars Lindner. Surface measurement techniques in machine vision: Operation, applications, and trends. In *Optoelectronics in machine vision-based theories and applications*, pages 79–104. IGI global, 2019.
- [33] JB Li, WQ Huang, and CJ Zhao. Machine vision technology for detecting the external defects of fruits—a review. *The Imaging Science Journal*, 63(5):241–251, 2015.
- [34] Longsheng Fu, Fangfang Gao, Jingzhu Wu, Rui Li, Manoj Karkee, and Qin Zhang. Application of consumer rgb-d cameras for fruit detection and localization in field: A critical review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 177:105687, 2020.
- [35] Yunze He, Baoyuan Deng, Hongjin Wang, Liang Cheng, Ke Zhou, Siyuan Cai, and Francesco Ciampa. Infrared machine vision and infrared thermography with deep learning: A review. *Infrared physics & technology*, 116:103754, 2021.
- [36] Radu Horaud, Miles Hansard, Georgios Evangelidis, and Clément Ménier. An overview of depth cameras and range scanners based on time-of-flight technologies. *Machine vision and applications*, 27(7):1005–1020, 2016.

- [37] Tomislav Petković and Tomislav Pribanić. Multiprojector multicamera structured light surface scanner. *IEEE Access*, 10:90321–90337, 2022.
- [38] Moisés Rivas, Oleg Sergiyenko, Mario Aguirre, Luis Devia, Vera Tyrssa, and Ismael Rendón. Spatial data acquisition by laser scanning for robot or shm task. In *2008 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, pages 1458–1462. IEEE, 2008.
- [39] Yunhao Lin, Yanjun Wang, Shuhan Wang, Shaochun Li, Mengjie Wang, Hengfan Cai, and Fei Teng. Noise point detection from airborne lidar point cloud based on spatial hierarchical directional relationship. *IEEE Access*, 10:82076–82091, 2022.
- [40] Yanping Zheng, Guang Zeng, Haisheng Li, Qiang Cai, and Junping Du. Colorful 3d reconstruction at high resolution using multi-view representation. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, page 103486, 2022.
- [41] Michael Zollhöfer, Patrick Stotko, Andreas Görlitz, Christian Theobalt, Matthias Nießner, Reinhard Klein, and Andreas Kolb. State of the art on 3d reconstruction with rgb-d cameras. In *Computer graphics forum*, volume 37, pages 625–652. Wiley Online Library, 2018.
- [42] Wendy Flores-Fuentes, Gabriel Trujillo-Hernández, Iván Y Alba-Corpus, Julio C Rodríguez-Quinonez, Jesús E Mirada-Vega, Daniel Hernández-Balbuena, Fabian N Murrieta-Rico, and Oleg Sergiyenko. 3d spatial measurement for model reconstruction: A review. *Measurement*, page 112321, 2022.
- [43] Jesus A Armenta-Garcia, Felix F Gonzalez-Navarro, Jesus Caro-Gutierrez, Guillermo Galaviz-Yanez, Jorge E Ibarra-Esquer, and Wendy Flores-Fuentes. Mining wi-fi channel state information for breathing and heart rate classification. *Pervasive and Mobile Computing*, 91:101768, 2023.
- [44] L Liu, W Ouyang, X Wang, P Fieguth, J Chen, XJAS Liu, et al. Deep learning for generic object detection. *A Survey*, 2018.

- [45] Abida Khanum, Chao-Yang Lee, and Chu-Sing Yang. Involvement of deep learning for vision sensor-based autonomous driving control: A review. *IEEE Sensors Journal*, 2023.
- [46] Moises J Castro-Toscano, Julio C Rodriguez-Quinonez, Oleg Sergiyenko, Wendy Flores-Fuentes, Luis Roberto Ramirez-Hernandez, Daniel Hernández-Balbuena, Lars Lindner, and Raul Rascon. Novel sensing approaches for structural deformation monitoring and 3d measurements. *IEEE Sensors Journal*, 21(10):11318–11328, 2020.
- [47] Mykhailo Ivanov, Oleg Sergiyenko, Vera Tyrsa, Lars Lindner, Wendy Flores-Fuentes, Julio Cesar Rodriguez-Quinonez, Wilmar Hernandez, and Paolo Mercorelli. Influence of data clouds fusion from 3d real-time vision system on robotic group dead reckoning in unknown terrain. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 7(2):368–385, 2020.
- [48] Mikhail Ivanov, Oleg Sergiyenko, Vera Tyrsa, Lars Lindner, Miguel Reyes-García, Julio Cesar Rodríguez-Quinonez, Wendy Flores-Fuentes, Jesús Elías Miranda-Vega, Moisés Rivas-López, and Daniel Hernández-Balbuena. Data exchange and task of navigation for robotic group. *Machine Vision and Navigation*, pages 389–430, 2020.
- [49] Wendy Flores-Fuentes, Oleg Sergiyenko, Félix F Gonzalez-Navarro, Moisés Rivas-López, Julio C Rodríguez-Quinonez, Daniel Hernández-Balbuena, Vera Tyrsa, and Lars Lindner. Multivariate outlier mining and regression feedback for 3d measurement improvement in opto-mechanical system. *Optical and Quantum Electronics*, 48:1–21, 2016.
- [50] O Yu Sergiyenko, Mikhail V Ivanov, VV Tyrsa, Vladimir M Kartashov, Moises Rivas-López, Daniel Hernández-Balbuena, Wendy Flores-Fuentes, Julio C Rodríguez-Quinonez, Juan I Nieto-Hipólito, Wilmar Hernandez, et al. Data transferring model determination in robotic group. *Robotics and Autonomous Systems*, 83:251–260, 2016.
- [51] JC Rodríguez-Quinonez, O Sergiyenko, D Hernandez-Balbuena, M Rivas-Lopez, W Flores-Fuentes, and LC Basaca-Preciado. Improve 3d laser scanner measurements accuracy using a ffbp neural network with widrow-hoff weight/bias learning function. *Opto-Electronics Review*, 22(4):224–235, 2014.

- [52] Wendy Flores-Fuentes, Moises Rivas-Lopez, Oleg Sergiyenko, Julio C Rodriguez-Quinonez, Daniel Hernández-Balbuena, and Javier Rivera-Castillo. Energy center detection in light scanning sensors for structural health monitoring accuracy enhancement. *IEEE Sensors Journal*, 14(7):2355–2361, 2014.
- [53] Moisés Rivas, Wendy Flores, Javier Rivera, Oleg Sergiyenko, Daniel Hernández-Balbuena, and Alejandro Sánchez-Bueno. A method and electronic device to detect the optoelectronic scanning signal energy centre. *Optoelectronics-Advanced Materials and Devices, Mexico*, 2013.
- [54] Phillip J Marlow, Karl R Gegenfurtner, and Barton L Anderson. The role of color in the perception of three-dimensional shape. *Current Biology*, 32(6):1387–1394, 2022.
- [55] Pei-Yong Zhang and Hui-Yan Wang. A framework for automatic time-domain characteristic parameters extraction of human pulse signals. *Eurasip Journal on advances in signal Processing*, 2008:1–9, 2007.
- [56] Da Ke, Xiang Wang, Kaizhu Huang, Haoyuan Wang, and Zhitao Huang. Minimum power adversarial attacks in communication signal modulation classification with deep learning. *Cognitive Computation*, pages 1–10, 2022.
- [57] Mupeng Li, Tianhua Xu, Shuang Wang, Wenxiu Hu, Junfeng Jiang, and Tiegeng Liu. Probe pulse design in brillouin optical time-domain reflectometry. *IET Optoelectronics*, 16(6):238–252, 2022.
- [58] Cemil Altın and Orhan Er. Comparison of different time and frequency domain feature extraction methods on elbow gesture’s emg. *European journal of interdisciplinary studies*, 2(3):35–44, 2016.
- [59] Kensuke Murakami, Mahfuzul Islam, and Hidetoshi Onodera. Cdf distance based statistical parameter extraction using nonlinear delay variation models. In *2021 IEEE 27th*

- International Symposium on On-Line Testing and Robust System Design (IOLTS)*, pages 1–6. IEEE, 2021.
- [60] Alaa Alslaity and Rita Orji. Machine learning techniques for emotion detection and sentiment analysis: current state, challenges, and future directions. *Behaviour & Information Technology*, pages 1–26, 2022.
- [61] Sparsh Palkhiwala, Manush Shah, and Manan Shah. Analysis of machine learning algorithms for predicting a student’s grade. *Journal of Data, Information and Management*, pages 1–13, 2022.
- [62] Gabriel Trujillo-Hernández, Julio C Rodríguez-Quiñonez, Luis R Ramírez-Hernández, Moises J Castro-Toscano, Daniel Hernández-Balbuena, Wendy Flores-Fuentes, Oleg Sergiyenko, Lars Lindner, and Paolo Mercorelli. Accuracy improvement by artificial neural networks in technical vision system. In *IECON 2019-45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, volume 1, pages 5572–5577. IEEE, 2019.
- [63] Wendy Flores-Fuentes, Moises Rivas-Lopez, Oleg Sergiyenko, Felix F Gonzalez-Navarro, Javier Rivera-Castillo, Daniel Hernandez-Balbuena, and Julio C Rodríguez-Quiñonez. Combined application of power spectrum centroid and support vector machines for measurement improvement in optical scanning systems. *Signal Processing*, 98:37–51, 2014.