



FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA

DISEÑO DE UN SISTEMA DE DETECCIÓN DE HUMO EN AMBIENTES CERRADOS APLICANDO TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES

PRESENTADA POR

ROLANDO ESTEBAN APOLINARIO CASAÑO

CHESUAF PINEDO LIMA

ASESORES

FERNANDO MAURICIO JIMENEZ MOTTE

CHRISTIAN CARLOS DEL CARPIO DAMIÁN

TESIS

PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO ELECTRÓNICO

LIMA – PERÚ

2018





Reconocimiento - No comercial – Compartir igual CC BY-NC-SA

Los autores permiten transformar (traducir, adaptar o compilar) a partir de esta obra con fines no comerciales, siempre y cuando se reconozca la autoría y las nuevas creaciones estén bajo una licencia con los mismos términos.

http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/



ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA

DISEÑO DE UN SISTEMA DE DETECCIÓN DE HUMO EN AMBIENTES CERRADOS APLICANDO TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES

TESIS

PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO ELECTRÓNICO

PRESENTADA POR

APOLINARIO CASAÑO, ROLANDO ESTEBAN

PINEDO LIMA, CHESUAF

LIMA – PERÚ

2018

ÍNDICE

	Página
RESUMEN	viii
ABSTRACT	ix
INTRODUCCIÓN	x
CAPÍTULO I. MARCO TEÓRICO	1
1.1 Antecedentes	1
1.2 Bases teóricas	7
1.3 Definición de términos básicos	19
CAPÍTULO II . METODOLOGÍA	22
2.1 Materiales	22
2.2 Métodos	28
2.3 Tabla de parámetros de la metodología del diseño	43
CAPÍTULO III. DESARROLLO DEL PROYECTO	45
3.1 Análisis de los métodos del diseño	45
3.2 Diseño de Interfaz Gráfica (GUI)	59
3.3 Especificaciones del diseño	61
3.4 Limitaciones	61
3.5 Método de diseño	62
CAPÍTULO IV. PRUEBAS Y RESULTADOS	65
4.1 Resultados del video 1: Escenario con condiciones normales (sin perturbaciones)	65
4.2 Resultados del video 2: Escenario con perturbación de persona con prenda blanca	67

4.3 Resultados del video 3: Escenario con perturbación de	
paredes blancas	69
4.4 Resultados del video 4: Escenario con perturbaciones de	
paredes blancas y persona con prenda blanca	71
4.5 Resultados del video 5: Escenario con perturbaciones de	
paredes blancas y persona	73
4.6 Resultados del video 6: Escenario con perturbaciones de	
sectores claros	75
4.7 Resultados de los 6 videos: Tiempo de respuesta del Diseño	
de detección de humo mediante cámara versus Detectores de	
humo convencionales	77
CAPÍTULO V. DISCUSIONES Y APLICACIONES	79
CONCLUSIONES	80
RECOMENDACIONES	82
FUENTES DE INFORMACIÓN	83
ANEXOS	88

ÍNDICE DE FIGURAS

	Página
Figura 1.1 Principio de funcionamiento de los detectores de	
humo iónicos.	1
Figura 1.2 Principio de funcionamiento de los detectores de	
humo fotoeléctricos.	2
Figura 1.3 Principio de funcionamiento de un sistema de	
detección utilizando una cámara de video.	8
Figura 1.4 Detección utilizando cámara de video versus	
detectores convencionales.	8
Figura 1.5 Adquisición y representación de imágenes a través	
del ojo humano.	9
Figura 1.6 Proceso de adquisición de una imagen digital.	10
Figura 1.7 Representación tridimensional del modelo RGB.	10
Figura 1.8 Colores primarios del modelo RGB.	11
Figura 1.9 Modelo de color en escala de grises.	12
Figura 1.10 Histograma de una imagen.	14
Figura 1.11 Tipos de etiquetados.	15
Figura 1.12 Dilatación de objetos.	16
Figura 1.13 Modelos de elemento estructural.	17
Figura 1.14 Centro de masa.	18
Figura 1.15 Representación de la distancia euclidiana en una	
vecindad de pixel.	19
Figura 2.1 Estructura de cámara Vivotek IP8161.	25
Figura 2.2 Conexión de la cámara de video con el switch PoE.	27
Figura 2.3 Estructura para el soporte de la cámara IP.	28
Figura 2.4 Diagrama pictórico del diseño de detección de humo a	
través de captura de imágenes.	28
Figura 2.5 Diagrama de bloques del sistema de detección.	29

Figura 2.6 Diagrama de flujo del sistema de detección de humo.	31
Figura 2.7 Diagrama de flujo de la etapa de pre-procesamiento.	31
Figura 2.8 Diagrama de flujo de la etapa de procesamiento.	33
Figura 2.9 Diagrama de flujo de la etapa de pos-procesamiento.	35
Figura 2.10 Diagrama CAD del sistema de detección de humo.	36
Figura 2.11 Modelo de filtro de mediana.	38
Figura 3.1 Matriz del componente verde del modelo de color RGB	
de la imagen de referencia.	45
Figura 3.2 Matriz resultante redimensionado del componente verde	
del modelo de color RGB de la imagen de referencia.	46
Figura 3.3 Redimensionamiento de una imagen.	47
Figura 3.4 Matriz con vecindades de pixeles.	48
Figura 3.5 Matriz resultante de la aplicación del filtro de mediana a	
las vecindades del pixel.	49
Figura 3.6 Corrección gamma en imágenes.	50
Figura 3.7 Conversión de la imagen de referencia del modelo de	
color RGB a escala de grises.	52
Figura 3.8 Conversión de la imagen a analizar del modelo de color	
RGB a escala de grises.	52
Figura 3.9 Coeficiente de correlación entre dos imágenes	
similares.	53
Figura 3.10 Coeficiente de correlación entre dos imágenes	
diferentes.	54
Figura 3.11 Sustracción de imágenes.	55
Figura 3.12 Segmentación por umbralización de la imagen.	56
Figura 3.13 Segmentación por color de la imagen.	57
Figura 3.14 Dilatación de objetos en la imagen.	57
Figura 3.15 Análisis del comportamiento del humo.	58
Figura 3.16 Diseño de interfaz gráfica GUI MATLAB para la	
configuración de video grabado.	59

Figura 3.17 Diseño de interfaz gráfica GUI MATLAB para la	
reproducción del video grabado.	60
Figura 3.18 Diseño de interfaz gráfica GUI MATLAB para la	
configuración de la cámara IP	60
Figura 3.19 Diseño de Interfaz Gráfica GUI MATLAB para video en	
vivo.	61
Figura 3.20 Imagen resultante del método de sustracción de fondo.	62
Figura 4.1 Fotograma 311 capturado en el 20 ^{vo} segundo.	66
Figura 4.2 Fotograma 529 capturado en el 35 ^{vo} segundo.	68
Figura 4.3 Fotograma 682 capturado en el 46 ^{vo} segundo.	70
Figura 4.4 Fotograma 1512 capturado en el 101ºº segundo.	72
Figura 4.5 Fotograma 6048 capturado en el 108ºº segundo.	74
Figura 4.6 Fotograma 75 capturado en el 5 ^{to} segundo.	76

ÍNDICE DE TABLAS

	Página
Tabla 2.1 Modelos de cámaras de video compatibles con el	
programa MATLAB.	22
Tabla 2.2 Tabla comparativa para la elección de la cámara de	
video.	26
Tabla 4.1 Resultados de los fotogramas capturados en el video 1.	66
Tabla 4.2 Resultados de los fotogramas capturados en el video 2.	68
Tabla 4.3 Resultados de los fotogramas capturados en el video 3.	70
Tabla 4.4 Resultados de los fotogramas capturados en el video 4.	72
Tabla 4.5 Resultados de los fotogramas capturados en el video 5.	74
Tabla 4.6 Resultados de los fotogramas capturados en el video 6.	76
Tabla 4.7 Tabla de resultados del tiempo de detección por parte de	
los detectores de humo convencional y detección de	
humo mediante cámaras IP.	78

RESUMEN

La presente tesis tiene como objetivo brindar una alternativa de detección y alerta temprana en caso de eventualidad de un posible incendio en ambientes cerrados como hogares, tiendas, policlínicos, micro y pequeñas empresas. Ello permitió diseñar un sistema de detección de humo mediante el uso de técnicas de procesamiento digital de imágenes, cuya finalidad es prevenir los incendios y así, salvaguardar vidas humanas. La ejecución del sistema implicó el análisis de seis (6) videos grabados en diferentes escenarios y en diversas horas del día con el fin de evaluar el desempeño del diseño frente a los distintos ambientes en los cuales puede aplicarse. Como resultado, el diseño presenta una eficacia mayor al 85% y una probabilidad de falsas alarmas, menor al 15%.

ABSTRACT

The present thesis aims at providing an alternative to early detection and warning in case of a conflagration in confined spaces such as homes, shops, urgent care clinics, micro and small enterprises. That permitted us to design a smoke detection system through the usage of techniques of digital image processing, whose objective is to prevent fires and hence safeguard human lives. The implementation of the system entailed the analysis of six (6) recorded videos in different scenarios and in different day times so as to assess the design's performance in the diverse environments in which they can be applied. As a result, the device presents efficacy greater than 85% and a probability of false alarms less than 15%.

INTRODUCCIÓN

Los sistemas de detección de incendios son un elemento que aumenta la seguridad de cualquier tipo de edificio y juega un papel determinante en relación con la prevención para salvaguardar la vida humana.

Edificios residenciales y públicos como hoteles, hospitales, colegios y centros comerciales son lugares donde es un requisito para la seguridad y que los protocolos de evacuación deben de estar a la orden del día y la reacción ante eventos de esta índole debe ser en el menor tiempo posible en pro de la seguridad, sin embargo a pesar de tener un sistema detección de incendio, el número de incendios es elevado. En los hogares, el uso de un sistema de detección de incendios no es obligatorio a pesar de que en muchos de los incendios tiene origen en estos recintos.

Según el Cuerpo general de bomberos del Perú, los incendios son la tercera emergencia más recurrente que ocurre en el Perú. Solo en el 2018 ya se han registrado 2175 casos a nivel de Lima, Callao e Ica (ver Anexo A).

Los incendios se desarrollan de manera descontrolada e instantánea, pueden provocar daños materiales, afectación del medio ambiente e inclusive pérdidas de vidas humanas. Se resalta que la ocurrencia de un incendio trae consigo la generación de humo. El humo es el gas proveniente de la combustión incompleta de los combustibles tales como madera, tela, plásticos, carbón aceites, grasas, etc. El humo tiende a imposibilitar la visión y crea un riesgo para la salud, además este absorbe los gases y se convierte en tóxico.

La tecnología que se emplea para los sistemas de detección son los detectores de humo, estos utilizan una tecnología que capta la cantidad y densidad del humo para luego emitir una señal de alarma indicando que se está suscitando un incendio.

Según las recomendaciones de la edición actual de la Norma 72 de la NFPA ('National Fire Protection Association'), el fabricante debe recomendar que

Х

cuando se va a utilizar detectores de humo estos sean colocados en los distintos sectores de un ambiente. Un estudio realizado por la FEMA ('Federal Emergency Management Agency') indica que los detectores de humo pueden fallar no activándose o no emitiendo una advertencia temprana en un 35% de todos los incendios. (Fire Lite Alarms, 2002).

Por otra parte, existen sistemas de detección que emplean las cámaras de video vigilancia como detectores de humo. Estos sistemas a comparación de los que utilizan detectores de humo convencionales su tiempo de detección es más rápida, su tecnología no se basa en la cantidad ni densidad del humo sino en el comportamiento con el que se desarrolla.

Por lo expuesto anteriormente se conoce que el índice de incendios en el Perú es alarmante, de ahí surge la necesidad de buscar maneras de cómo prevenirlas. Una forma de prevenir que más incendios se produzcan por causa de no ser detectadas a tiempo, es colocando sistemas de detección en los diferentes ambientes.

En cuanto para la identificación del problema, se pudo observar que algunos escenarios y ambientes de la comunidad (hogares, tiendas, policlínicos, micro y pequeñas empresas) no cuentan con sistemas de detección y alarmas de incendio debido al costo que se requiere para realizar las instalaciones.

Existen establecimientos e instituciones que cuentan con sistemas de detección de incendios tradicionales que presentan limitaciones debido al tipo de ambiente donde se encuentran instalados produciendo falsas alarmas.

Además algunos de estos ambientes no cuentan con la arquitectura adecuada para poder colocar detectores de humo. Para estos ambientes una alternativa puede ser colocar el sistema de detección de humo por cámaras de video vigilancia. Como problema principal de los sistemas de detección de humo tradicionales son las alarmas involuntarias y el tiempo de demora en la activación de la alarma.

El objetivo general para solucionar el problema es diseñar un sistema de detección de humo color blanquecino en ambientes cerrados aplicando técnicas de procesamiento digital de imágenes.

Como objetivos específicos se señalan los siguientes:

- Diseñar, analizar e implementar un algoritmo para la detección de humo a través del procesamiento digital de imágenes
- Obtener imágenes de diferentes ambientes cerrados a través de una cámara de video.
- Implementar una red LAN para la comunicación Computador-Cámara IP.
- Generar una alarma audible cuando se detecta la señal de humo.
- Desarrollar en MATLAB una interfaz gráfica (GUI) que sea amigable con el usuario.
- Validar la metodología aplicada en el desarrollo del proyecto mediante los resultados obtenidos en las pruebas de simulaciones y resultados.

En cuanto para el desarrollo de la tesis, se presentan las siguientes justificaciones. En el aspecto técnico, el uso de cámaras de video vigilancia es una tecnología muy común en la actualidad, por tal motivo, el diseño será adaptado a las cámaras de video vigilancia de estos establecimientos, así estas cámaras servirán como sistema de vigilancia y sistema de detección de humo. El desarrollo del diseño incluye los equipos que se encuentran en el mercado nacional. Por otro lado, en el aspecto económico, es un producto novedoso que utiliza tecnología moderna y dentro del mercado existe una alta probalidad de obtener mayores ingresos económicos en comparación al costo invertido durante

el desarrollo del proyecto. Y por último, en el aspecto social, el incremento de incendios en la actualidad va en aumento, por ello el proporcionar un sistema que pueda brindar un mayor control de seguridad ante un posible incendio, ayudará a salvaguardar las vidas humanas.

El desarrollo de la tesis muestra viabilidades técnica, económica y social. En la viabilidad técnica, para construir el diseño existe disponibilidad de recursos necesarios (hardware y software) en el mercado nacional. También se cuenta con los conocimientos adquiridos y los asesores especialistas para validar los resultados. Como viabilidad económica, el diseño solo conlleva al gasto en relación a tener un sistema de cámaras de video vigilancia; ya que este diseño es manipulado a través de un computador. El monto para el desarrollo del diseño fue de S/.3500.00 (revisar el Anexo B). En la viabilidad social, el proyecto aporta beneficios a la sociedad como nuevas oportunidades de trabajos, los materiales que se utilizan para la implementación no causan ningún impacto negativo al medio ambiente.

La estructura de la tesis comprende cinco (5) capítulos. En el primero, se mencionan los productos y tecnologías en detección de incendios existentes en el mercado actual y se detallan en el estado de arte las principales publicaciones a nivel mundial que guiaron a la elección de la técnica apropiada para el desarrollo del diseño. En el segundo, se describen los materiales y las especificaciones técnicas de cada equipo empleado en el diseño; también se detallan los métodos utilizados en el procesamiento digital de imágenes. En el tercero, se desarrolla el análisis de las etapas descritas en el capítulo anterior, y se precisan los valores de los principales parámetros. En el cuarto, se efectúan pruebas para verificar la efectividad del algoritmo para la detección de humo; y en el quinto capítulo, se aborda discusiones y aplicaciones del diseño acuerdo a su desempeño.

CAPÍTULO I

MARCO TEÓRICO

1.1 Antecedentes

1.1.1 Productos y soluciones existentes

En este apartado, se describen las diferentes tecnologías que se emplean en los sistemas de detección que existen en el mercado:

1.1.1.1 Detectores de Humo lónicos

Trabaja con base en una cámara formada por dos placas y un material radiactivo (Americio 241), que ioniza el aire que pasa entre las placas, generando una pequeña corriente eléctrica permanente, que es medida por un circuito electrónico conectado a las placas, esta es la condición "normal" del detector (ver Figura 1.1).



Figura 1.1 Principio de funcionamiento de los detectores de humo iónicos. (a) Forma de emisión de partículas. (b) Distribución de iones. (c) Distribución de iones y partículas de combustión.

Fuente: Universidad Nacional de Trujillo (2012). El Efecto fotoeléctrico y sus aplicaciones.

Cuando se genera la combustión, las partículas liberadas interfieren en la ionización que se lleva a cabo en la cámara del detector; esto afecta la producción de corriente que se ve disminuida, por lo que la corriente medida por circuito eléctrico será menor, y cuando sea inferior a un valor predeterminado se genera la condición de alarma.

1.1.1.2 Detectores de Humo Fotoeléctricos

Estos detectores funcionan con el principio de dispersión de luz. En el interior de la cámara del detector, se encuentra un LED emisor de luz y un fotosensor. La luz emitida por el LED incide en un área de la cámara donde no puede ser captada por el fotosensor, esta es la condición "normal" del detector (ver Figura 1.2).



 Figura 1.2 Principio de funcionamiento de los detectores de humo fotoeléctricos. (a) Detector por dispersión de luz. (b) Detector por dispersión de luz con humo.
 Fuente: Universidad Nacional de Trujillo (2012). El Efecto fotoeléctrico y sus aplicaciones.

Cuando se genera un incendio también se origina humo que entra en la cámara del detector, y obscurece el medio en el que se propaga la luz emitida por el LED, esto hace que la luz de dicho emisor se disperse y se refleje hacia el fotosensor, que al recibir la luz genera la condición de alarma.

Así, como los sistemas de detección pueden ser muy útiles para alertar y prevenir un incendio, también son susceptibles a fallos debidos que como cualquier sistema cuentan con algunas limitaciones, por ejemplo:

- Las partículas del humo de un incendio pueden no llegar a los detectores de humo.
- La cantidad de humo puede ser insuficiente para activar los detectores de humo.

- Los detectores de humo, incluso cuando funcionan correctamente, tienen limitaciones de detección. Los detectores de humo fotoeléctricos tienden a detectar mejor los incendios que arden sin llamas que los que producen llamas y tienen poco humo visible. Los detectores de humo iónicos tienden a detectar mejor los incendios que producen llamas rápidamente que los incendios que arden sin llamas. Los incendios se desarrollan de diferentes maneras y su avance es a menudo impredecible, no puede afirmarse que un tipo de detector se necesariamente el adecuado.
- Los detectores de humo son pasibles de emitir falsas alarmas, por ejemplo, cuando son instalados en los ambientes polvorientos o con vapor.

1.1.2 Estado de arte

En el estado del arte global investigado entorno al desarrollo en procesamiento digital de imágenes por cámara de video para la implementación de un sistema de detección de humo se tienen técnicas como lo que propone S.R.Vijayalakshmi, en su artículo "Smoke detection in video images using background subtraction method for early fire alarm system", en la Bharathiar University, Tamilnadu, India (S.R.Vijayalakshmi (2010)), utilizando la técnica de sustracción de fondo "Fuzzy cmeans" (FCM) para segmentar las regiones en movimiento en marco de video. Se basa en tres tipos de sustracción de fondo. La primera es la sustracción de fondo usando la diferencia de cuadro pixel por pixel, la segunda es la mediana de filtrado y la tercera es el modelo de mezcla gaussiana. Los resultados muestran que el algoritmo de detección de humo propuesto reduce la tasa de falsas alarmas y alta fiabilidad en espacios abiertos y grandes. Las limitaciones que presentó esta técnica fueron que todas las pruebas se realizaron en escenarios con presencia de humo y sin presencia de humo, no se realizaron pruebas con presencia de personas en el escenario, obteniendo una tasa de detección de humo de 89.5% como máximo.

En el año 2010, en la International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence, Li Ma y Kaihua Wu del Hangzhou Dianzi University, de China presentaron el proyecto "Fire smoke detection in video images Using Kalman filter and Gaussian Mixture Color model" (Li Ma, Kaihua Wu (2010)), que aplica técnicas de sustracciones de fondo de una escena en movimiento en los sistemas de vigilancia a través de Filtro Kalman que puede rastrear sistemas dinámicos lineales bajo ruido gaussiano obteniendo buena calidad en el fondo extraído y mediante análisis de Moving History (MHI) logran efectos acumulativos para detectar el movimiento del humo. Las limitación que presenta este proyecto es que todas las imágenes capturadas es en base a una resolución de 720×480 para evitar que la carga computacional sea elevada.

Otro método es presentado en el paper "Fire and Smoke detection without sensors: Image Processing Based Approach", en el año 2007 en la 15th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2007), desarrollado por Turgay Celik, Hüseyin Özkaramanli y Hasan Demirel (Turgay Celik, Hüseyin Özkaramanli, Hasan Demirel (2007)) del departamento Electrical and Electronic Engineering de la Eastern Mediterranean University de Turquía, para realizar la detección de fuego proponen la técnica RGB y para la detección de humo proponen el uso de la técnica YCbCr por medio de capturas de imágenes a través de una cámara de video. El diseño presenta limitaciones como las imágenes adquiridas para las pruebas son de resolución 320x240 obtenidas de internet, no se realizaron pruebas con escenarios donde exista la presencia de fuego, sino que se basaron en trabajar con colores parecidos al fuego.

En el año 2015, en el Automation Research Center de Dalian Maritime University de China, presentaron el proyecto "Video Smoke detection based on semitransparent Properties" desarrollado por Yuan De Fei, Hu Ying y Bi Feng-long (Yuan De Fei, Hu Ying, Bi Feng-long (2015)), sustentando que la detección de humo se realiza con una secuencia de capturas de imágenes a través de una cámara de video para ser procesada a través del uso de la técnica de extracción de áreas semitransparentes e inmediatamente después ser restauradas y modeladas. El proyecto sustentado presenta un índice de falsas alarmas de 6% en los videos capturados, donde explican que las falsas alarmas originadas se deben a las paredes blancas en los escenarios y a las personas u objetos en movimiento dentro de la escena.

En el año 2017, Alexander Filonenko, Danilo Cáceres Hernández y Kang-Hyun Jo miembros de la IEEE, publicaron el paper "Fast Smoke Detection for Video Surveillance using CUDA" (Alexander Filonenko, Danilo Cáceres, Kang-Hyun Jo (2017)), que para realizar la detección rápida utilizan un hardware más complejo denominado GPU a comparación del CPU tradicional y como algoritmo adoptan la técnica de substracción de fondo a través de una cantidad de imágenes capturadas por una cámara de video procesando la verificación si existe cambios en cada una de las imágenes capturadas. El proyecto presenta la limitación de un costo elevado en la adquisición de esta tarjeta CUDA para mejorar el procesamiento de las imágenes y videos.

En el año 2009 en la IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics Suntec Convention and Exhibition Center en Singapore, Chao-Ching Ho Y Tzu-Hsin Kuo miembros de la IEEE, en el proyecto "Real Time Video-Based Fire Smoke Detection System" (Chao-Ching Ho, Tzu-Hsin Kuo (2009)), proponen un diseño de un algoritmo denominado "CAMSHIFT" que consiste en implementar una cámara de video que pueda trazar las regiones del fuego y humo generado mediante la combinación de las características espaciales, espectrales y temporales para conseguir una mejor precisión en la detección y una cantidad mínima de falsas alarmas. La propuesta mencionada, trabajan con una secuencia de imágenes adquiridas de una cámara de video en resoluciones de 320×240.

En el año 2017 en 2nd International Conference for Convergence in Technology, Divya Pritam y Jaya H. Dewan, del Department of Information Technology del Primpri Chinchwad College of Engineering de la India, en la publicación "Detection of fire using image processing techniques with LUV color space" (Divya Pritam, Jaya H. Dewan (2017)), aclaran que existen diferentes técnicas de procesamiento de imágenes para la detección del fuego y el humo, pero solo se basan en utilizar la combinación de las técnicas de detección del color y la detección del borde de la flama para poder definir el área o región del fuego para ser analizado y comparado mediante la técnica adicional del parpadeo de marcos (Flickering frames) para conseguir reducir la tasa de falsas alarmas.

En el año 2015, Nyma Alamgir, Wageeh Boles y Vinod Chandran, de la School of Electrical Engineering and Computer Science de la Queensland University of Tecnology en Australia, en el proyecto "A Model Integrating Fire Prediction and Detection for Rural-Urban Interface" (Nyma Alamgir, Wageeh Boles, Vinod Chandran (2015)), que explican la detección de incendios en zonas rurales a campo abierto mediante los parámetros meteorológicos como la máxima temperatura, el promedio de humedad y lluvia durante el día, para conseguir la detección de la región de interés se realiza el método de substracción mediana en la escala de grises con un umbral de intensidad pre determinado y para reducir la tasa de falsas alarmas se utiliza el método de Fuzzy C-Mean.

1.2 Bases teóricas

La detección de incendio por medio de cámaras de video es una tecnología que representa una nueva generación en capacidades de detección integrada en las propias cámaras, lo cual evita tener que disponer de otros equipos para el análisis.

El sistema de detección de incendio por video debe ser utilizado para reducir las falsas alarmas y acelera el tiempo de reacción, lo cual ayuda a detener las amenazas antes de que se extiendan.

1.2.1 Detección de humo mediante uso de cámaras

La marca Bosch lanzó al mercado el modelo de cámara "AVIOTEC IP starlight 8000", la cual detecta llamas y humo en el punto donde se originan en cuestión de segundos en condiciones difíciles emitiendo una señal de alarma por la red.

Estos sistemas de detección utilizan las cámaras de video como detectores de humo.



Figura 1.3 Principio de funcionamiento de un sistema de detección utilizando una cámara de video.

Fuente: Bosch security (2016). Principio de funcionamiento de un sistema de detección utilizando una cámara de video.

Cuando se genera un incendio, la cámara mediante un software desarrollado, analiza la imagen y detecta de forma inmediata donde se está originando, para posteriormente, emitir la señal de alarma como se aprecia en la Figura 1.3.

En el Anexo C, se observa la comparativa de las características técnicas de las tecnologías que se usan para un sistema de detección de incendios.

En la Figura 1.4, se puede apreciar el actuar de los sistemas de detección frente a una eventualidad. Los sistemas de detección por cámaras de video son capaces de detectar y emitir la señal de alarma cuando el humo o fuego recién se está iniciando. En cambio, los detectores de humo convencionales necesitan gran cantidad de humo o fuego para que se activen y emitan la señal.



Figura 1.4. Detección utilizando cámara de video versus detectores convencionales. Fuente: Bosch security (2016). Detección utilizando cámara de video versus detectores convencionales.

1.2.2 Adquisición de imágenes

La adquisición de imágenes está definida como la proyección de una escena en 3D a una imagen en 2D mediante un dispositivo de captura, el dispositivo tiene el propósito de imitar el proceso que realiza el ojo humano punto por punto que pertenecen a la escena (ver Figura 1.5).



Figura 1.5 Adquisición y representación de imágenes a través del ojo humano. Fuente: Ginés García Mateos, Universidad de Murcia (2010). Espacios de Color y el dominio frecuencial.

El proceso de adquisición de datos comienza cuando la energía proveniente de la fuente de iluminación es reflejada desde el elemento de escena. El sistema de imágenes captura la energía entrante que le llega del elemento de escena y lo enfoca en el plano de imagen (interno).

Si la iluminación es ligera, el extremo frontal del sistema de imágenes es una lente que proyecta la escena vista en el plano focal de la lente. La matriz de sensores, que es coincidente con el plano focal, produce salidas proporcionales a la integral de la luz recibida en cada sensor. Los circuitos digitales y analógicos barren estas salidas y las convierten en una señal de video, que luego se digitaliza en otra sección del sistema de imágenes y es representada como una imagen de salida (digitalizada). (González R. y Woods. R. (2nd. Edition), (2002), Digital Image Processing). (ver Figura 1.6).



Figura 1.6 Proceso de adquisición de una imagen digital.

Fuente: González R. y Woods. R. (2nd. Edition). (2002). Digital Image Processing. New Jersey. United Stated of America. Prentice Hall. pp. 49-50.

1.2.3 Modelo de color RGB

El modelo RGB es la composición de intensidades de los tres colores primarios Rojo, Verde y Azul (*Red*, *Green* y *Blue*), que cuando en pantalla se mezclan pueden producir hasta 16,7 millones tonalidades de colores (ver Figura 1.7).



Figura 1.7 Representación tridimensional del modelo RGB. Fuente: Ginés García Mateos, Universidad de Murcia (2010). Espacios de Color y el dominio frecuencial.

Para colorear un pixel se asigna un valor de intensidad de cada componente (R, G, B) en la sintaxis decimal donde (0, 0, 0) corresponde al color negro y (255, 255, 255) al color blanco.

Por lo tanto para obtener el color rojo la sintaxis decimal a usar es (255, 0, 0), de la misma forma para obtener el color verde es (0, 255, 0) y el color azul la sintaxis es (0, 0, 255).

En caso de que los tres componentes tengan los mismos valores, el matiz resultante muestra tonalidades de gris.



Figura 1.8 Colores primarios del modelo RGB. Fuente: RokerHRO (2009). Representación tridimensional del modelo RGB.

En la Figura 1.8, se muestran algunas combinaciones intermedias cuando los colores primarios están en su máxima intensidad, por ejemplo, para obtener el color amarillo se tiene los valores (255, 255, 0), el cian tiene los valores (255, 255, 0) y el magenta tiene los valores (255, 0, 255).

1.2.4 Modelo de color en escala de grises

La escala de grises es la representación acromática de una imagen en la que para dibujar un pixel se opta por utilizar su valor de luminancia. La escala de grises son mapas de bits, que pueden ser aplicadas en cada pixel de una imagen dentro de una serie de tonalidades neutras que aumenta de acuerdo con su luminosidad que va desde blanco (intensidad más clara) hasta negro (intensidad más oscura) (ver Figura 1.9).



Figura 1.9 Modelo de color en escala de grises. Fuente: Ginés García Mateos, Universidad de Murcia (2010). Diagrama Cromático.

1.2.5 Filtro de mediana

El filtro de mediana es uno de los filtros de estadísticas de orden más utilizado en el procesamiento de imágenes. El filtro de mediana como su propio nombre lo indica, analiza los valores de tonalidades o intensidades de la vecindad de un pixel y lo reemplaza con el valor de la mediana de dicha vecindad. Normalmente, la vecindad de un pixel tiende a ser 3×3, 5×5, 7×7, etc.

Los filtros de mediana tienen la capacidad de desenfocar menos una imagen a comparación de otros filtros de suavizado de similar tamaño, su uso particularmente es para la reducción de ruido.

1.2.6 Redimensionamiento de imágenes

El redimensionar una imagen es reducir o aumentar en proporción el tamaño de la imagen. El redimensionamiento, a veces, es requerido en el procesamiento digital de imágenes, dado que la imagen necesitase compararse, realizar operaciones lógicas y aritméticas, etc., con otra imagen de menor o mayor tamaño.

Por otro lado, el redimensionar el tamaño de una imagen también puede aliviar la carga computacional que provoca en el sistema.

1.2.7 Corrección gamma

La corrección gamma es una operación no lineal en los pixeles de una imagen, puede inferir en el contraste y en términos de negros y blancos que producen la luminosidad con respecto a una imagen.

1.2.8 Coeficiente de correlación

Es una técnica que permite el análisis experimental basado en el tratamiento de imágenes digitales (*Digital Image Correlation*).

El coeficiente de correlación entre imágenes sucesivas se basa en la maximización de un coeficiente de correlación que se determina mediante el análisis del subconjunto de pixeles entre las dos imágenes. (PhD. Esteban Sáez, 2010, Correlación de imágenes digitales).

1.2.9 Sustracción de fondo

La sustracción de dos imágenes se obtiene a partir de la diferencia entre los pares correspondientes a los píxeles de las imágenes. Según González R. y Woods R., los planos de bits de orden superior de una imagen llevan una cantidad significativa de detalles visualmente relevantes, mientras que los planos inferiores contribuyen más al detalle fino (a menudo imperceptible).

1.2.10 Segmentación por umbralización

La umbralización (*threshold*) es una de las técnicas más importantes para la segmentación de imágenes. La umbralización está basada en la información del histograma de una imagen (ver Figura 1.10).



Figura 1.10 Histograma de una imagen. Fuente: Fotoigual. (2015). Histogramas de una imagen.

La finalidad de aplicar un valor de umbral al histograma de una imagen es para convertir una imagen de escala de grises a una imagen con solo dos niveles.

1.2.11 Etiquetado de una imagen

El proceso de etiquetado consiste en identificar regiones en una imagen binaria que corresponden a objetos de interés en una escena, es decir, permite identificar las características propias de cada objeto estableciendo las regiones de interés en pixeles.

Toda imagen presenta componentes conexas, que permiten identificar con mayor precisión los píxeles de cada una de las regiones de interés. En definitiva, el proceso de etiquetado consiste en asignar una misma etiqueta a cada uno de los píxeles que pertenecen a una componente conexa.

La etiqueta tiene la función principal de adquirir un valor numérico que permita identificar con facilidad a todos píxeles que conforman una misma región de interés para una extracción individualizada (ver Figura 1.11).





Fuente: González R. y Woods. R. (2nd. Edition). (2002). Digital Image Processing. New Jersey. United Stated of America. Prentice Hall.

1.2.12 Dilatación de objetos

La dilatación es una operación morfológica muy útil, que recrece el tamaño de los objetos de la imagen binaria que tienen valores 0 y 1. Su principal uso se da cuando se interesa rellenar agujeros o unir objetos próximos (ver Figura 1.12).



Figura 1.12 Dilatación de objetos. (a) Imagen original. (b) Imagen dilatada. Fuente: González R. y Woods. R. (2nd. Edition). (2002). Digital Image Processing. New Jersey. United Stated of America. Prentice Hall.

La dilatación binaria se da en una imagen b por un elemento estructural e, está denotado por $b \oplus e$. La dilatación de b por e se define por:

$$b \oplus e = \{ z | (\hat{e})_z \cap b \neq \emptyset \}$$
(1.1)

Donde \hat{e} es el reflejo del elemento estructurador e. En otras palabras, es el conjunto de ubicaciones de píxeles z, donde el elemento de estructura reflejado se solapa con los píxeles de primer plano en b cuando se traduce en z. (González R. y Woods. R. (2nd. Edition), 2002, Digital Image Processing).

1.2.12.1 Elemento estructural

El elemento estructural en la morfología matemática, es una forma de máscara que se utiliza para interactuar con una imagen binaria con la finalidad de reformar la imagen. Normalmente se utiliza en operaciones morfológicas, como la dilatación, la erosión, la apertura y el cierre. Existen varios modelos para el elemento estructural, que son mostrados a continuación (ver Figura 1.13).





- f) Elemento estructural tipo 'Par'. g) Elemento estructural tipo 'Rectángulo'.
- h) Elemento estructural tipo 'Cuadrado'.

Fuente: González R. y Woods. R. (2nd. Edition). (2002). Digital Image Processing. New Jersey. United Stated of America. Prentice Hall.

1.2.13 Centro de masa

El centro de masa determina el punto medio de los objetos que se encuentran en una imagen.

Para determinar el centro de masa de cada objeto, se utiliza la siguiente ecuación:

$$C_x = \frac{\sum_x \sum_y x \cdot b(x, y)}{\sum_x \sum_y b(x, y)}$$
(1.2)

$$C_{y} = \frac{\sum_{x} \sum_{y} y \cdot b(x, y)}{\sum_{x} \sum_{y} b(x, y)}$$
(1.3)

Donde C_x y C_y son las coordenaas espaciales que indica el centro de masa del objeto. x e y son las coordenadas espaciales de la imagen b.

En el caso del diseño elaborado, se calcula en centro de masa del objeto a seguir para poder analizar el comportamiento del humo dentro de la imagen (ver Figura 1.14).



Figura 1.14 Centro de masa.

Fuente: González R. y Woods. R. (2nd. Edition). (2002). Digital Image Processing. New Jersey. United Stated of America. Prentice Hall.

1.2.14 Distancia euclidiana

La distancia euclidiana es una de las distancias más conocidas y de mayor utilización. Para determinar la distancia que existe entre un objeto y otro se utiliza la siguiente ecuación:

$$d = \sqrt{(C_{x1} - C_{x2})^2 + (C_{y1} - C_{y2})^2}$$
(1.4)

Donde *d* indica la distancia entre los objetos. C_{x1} y C_{y1} son las coordenadas espaciales del centro de masa del primer objeto. C_{x2} y C_{y2} son las coordenadas espaciales del centro de masa del segundo objeto.

La representación de la distancia euclidiana con respecto al entorno de vecindad de un pixel centrado en la cuadrícula se representa en la Figura 1.15.

$\sqrt{8}$	$\sqrt{5}$	2	$\sqrt{5}$	$\sqrt{8}$
$\sqrt{5}$	$\sqrt{2}$	1	$\sqrt{2}$	$\sqrt{5}$
2	1	0	1	2
$\sqrt{5}$	$\sqrt{2}$	1	$\sqrt{2}$	$\sqrt{5}$
$\sqrt{8}$	$\sqrt{5}$	2	$\sqrt{5}$	$\sqrt{8}$

Figura 1.15 Representación de la distancia euclidiana en una vecindad de pixel. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

1.3 Definición de términos básicos

1.3.1 Compresión MJPEG

Motion JPEG o M-JPEG es definida como una secuencia de vídeo digital compuesta por una serie de imágenes JPEG (Joint Photographic Experts Group - Grupo de Expertos Fotográficos Unidos) individuales. El principio se basa cuando se visualizan 16 o más imágenes por segundo, el ojo humano lo percibe como un vídeo en movimiento.

1.3.2 ONVIF

ONVIF (Foro abierto de interfaces de vídeo en red), desarrollado en el año 2008 por las marcas mundiales en cámaras de video como son Axis, Bosch y Sony que tiene como objetivo principal desarrollar un estándar global para la interfaz de productos de vídeo en red. La especificación ONVIF garantiza la interoperabilidad entre productos de vídeo en red con independencia de la marca comercial.

1.3.3 IEEE 802.3af/at

Power Over Ethernet es regulada por la norma denominada IEEE 802.3af, y está diseñado de manera que no interfiera con el rendimiento de comunicación de los datos en la red o disminuir el alcance de la red. El principio PoE funciona de manera que la corriente suministrada a través de la infraestructura LAN se activa de forma automática cuando se identifica un terminal compatible y se bloquea ante dispositivos preexistentes que no sean compatibles.

1.3.4 IEEE 802.1X

La IEEE 802.1X es una norma del IEEE diseñada para el control de acceso a red basada en puertos Ethernet que permite la autenticación de dispositivos conectados a un puerto LAN, estableciendo una conexión punto a punto o previniendo el acceso por ese puerto si la autenticación falla.

1.3.5 Sensibilidad

La sensibilidad es el parámetro de validación que define la probabilidad de muestras que tenga un resultado positivo en la prueba. Para el caso del presente diseño a desarrollar, la sensibilidad detalla la probabilidad que los objetos detectados son humo realmente (ver Anexo I).

20

1.3.6 Especificidad

La especificidad es el parámetro de validación que define la probabilidad de muestras negativas que son identificadas correctamente en la prueba. Para el caso del presente diseño a desarrollar, la especificidad detalla la probabilidad de que no hay detección cuando no hay humo (ver Anexo I).
CAPÍTULO II

METODOLOGÍA

2.1 Materiales

2.1.1 Cámara de Video

La elección de la cámara de video se basó en la siguiente Tabla 2.1, donde se muestran algunos modelos de cámaras IP y sus respectivas URLS que cumplen con los requisitos que exige el programa MATLAB para la adquisición y reproducción de video.

Marca	Número de Modelo	HTTP MJPEG URL
Foscam	FI9821W V2	http:// <dirección ip:="" puerto="">/cgi- bin/CGIStream.cgi?cmd=GetMJStream</dirección>
DLINK	DCS-2132L	http:// <dirección ip:="" puerto="">/video1.mjpg</dirección>
Trendnet	TV-IP572WI	http:// <dirección ip:="" puerto="">/video/mjpg.cgi</dirección>
Vivotek	IB8168	http:// <dirección ip:="" puerto=""> /video.mjpg</dirección>
Eje	0519-004	http:// <dirección ip:="" puerto=""> /mjpg/video.mjpg</dirección>
Sony	SNC-CH110	http:// <dirección ip:="" puerto=""> / mjpeg</dirección>

Tabla 2.1 Modelos de cámaras de video compatibles con el programa MATLAB.

2.1.1.1 Cámara de video Foscam FI982WV2

Es una cámara de video en HD que utiliza un sensor CMOS Color 1.3Mp de ¼" para capturar video a una resolución de 1280×720, 640×480, 320×24, con formato de compresión en H.264 y MJPEG (Motion JPEG) con velocidades de cuadro predeterminadas de 30, 25 fotogramas por segundo según la frecuencia (60/50 Hz) seleccionada. Con un precio de \$250.00 dólares americanos que incluye envío desde Estados Unidos, en aproximadamente, 30 días hábiles. En el Anexo J, se describen los principales parámetros técnicos de la cámara de video Foscam FI982WV2.

2.1.1.2 Cámara de video DLINK DCS-2132L

Cámara de video de resolución HD que utiliza un sensor "CMOS progressive" color 1.3Mp de ¼" para capturar video a una resolución de 1280×800, 1280×720, con formato de compresión de video en H.264, MPEG-4 y M-JPEG (Motion JPEG) con velocidades de cuadro predeterminadas de 30, 25 fotogramas por segundo según la frecuencia (60/50 Hz) seleccionada. Con un precio de \$200.00 dólares americanos que incluye envío desde Estados Unidos, en aproximadamente, 20 días hábiles. En el Anexo K, se describen los principales parámetros técnicos de la cámara de video DLINK DCS-2132L.

2.1.1.3 Cámara de video Trendnet TV-IP572WI

Es una cámara de video en HD que utiliza un sensor CMOS 1.3Mp de ¼" para capturar video a una resolución de 1280×800 (WXGA), 640×480, 320×24, con formato de compresión en H.264, MPEG-4 y M-JPEG (Motion JPEG) con velocidades de cuadro predeterminadas de 30, 25 fotogramas por segundo según la frecuencia seleccionada. Con un precio de \$499.99 dólares americanos que incluye envío desde Estados Unidos, en aproximadamente, 45 días hábiles. En el Anexo L, se describen los principales parámetros técnicos de la cámara de video Trendnet TV-IP572WI.

23

2.1.1.4 Cámara de video AXIS Eje 0519-004

Es una cámara de video que utiliza un sensor Scan RGB CMOS de ¼" para capturar video a una resolución de 800×600 a 320×24, con formato de compresión en H.264, MPEG-4 y M-JPEG (Motion JPEG). Con un precio de \$190.00 dólares americanos que incluye envío desde Estados Unidos, en aproximadamente, 30 días hábiles. En el Anexo M, se describen los principales parámetros técnicos de la cámara de video AXIS Eje 0519-004.

2.1.1.5 Cámara de video Sony SNC-CH110.

Es una cámara de video en HD que utiliza un sensor CMOS 1.3Mp de ¼" para capturar video a una resolución de 1280×960, 640×480, 176×144, con formato de compresión en H.264, MPEG-4 y M-JPEG (Motion JPEG) con velocidades de cuadro predeterminadas de 30 fotogramas por segundo según la frecuencia seleccionada. Con un precio de \$480.00 dólares americanos que incluye envío desde Estados Unidos, en aproximadamente, 25 días hábiles. En el Anexo N, se describen los principales parámetros técnicos de la cámara de video Sony SNC-CH110.

2.1.1.6 Cámara de video Vivotek IP8161

Es una cámara de video en HD que utiliza un sensor CMOS 2.0Mp de 1/3.2" para capturar video a una resolución de 1600×1200, 1280×720, con formato de compresión en H.264, MPEG-4 y M-JPEG (Motion JPEG) con velocidades de cuadro predeterminadas de 30, 15 fotogramas por segundo según la frecuencia seleccionada. Con un precio de \$150.00 dólares americanos.

En la Figura 2.1, se muestran las partes que conforman la cámara de video.



Figura 2.1 Estructura de cámara Vivotek IP8161. (a) Vista frontal. (b) Vista posterior. (c) Lente de la cámara de video. Fuente: VIVOTEK (2010). Cámara VIVOTEK.

Para que el software Matlab pueda adquirir imágenes desde una cámara IP es necesario que la cámara soporte el formato de compresión de video MJPEG (Motion JPEG), de acuerdo a esto se muestran las características técnicas de la cámara elegida (ver Anexo D).

2.1.1.7 Tabla comparativa de las cámaras de video

En la tabla comparativa 2.2, se describen las especificaciones técnicas de cada una de las cámaras compatibles con el Matlab mencionadas anteriormente, se realizó el siguiente criterio de elección:

Foscam F19821¥V2		DLINK DCS- 2132L	TRENDNET TV- IP572¥I	VIVOTEK IP8161	AXIS EJE 0519- 004	SONY SNC- CH110
B/N o Color	Color	B/N y Color	Color	B/N y Color	B/N y Color	Color
Visión mediante IR	×	Sí	×	×	×	×
Audio	×	×	×	Jack Externo	×	×
Lente	Lente de cristal f:2.8mm/Ángulo de visión 70°	Lente de cristal f:3.45mm/Ångulo de visión 66°	Lente de cristal f:4mm/Ångulo de visión 60 [.]	Lente de cristal f:3.1mm/Ångulo de visión 80.61	Lente de cristal f:2.8mm/Ångulo de visión 70°	Lente de cristal f:2.8mm/Ångulo de visión 70°
lluminación mínima	10 Lux	0 Lux con IR encendida	0 Lux con IR externa	0.001Lux con IR externa	1.2 Lux con IR externa	5 Lux
Sensor de Imagen	CMOS Color 1.3Megapixel-1/4"	1.3 Megapixel sensor progresivo CMOS-1/4"	1.3 Megapixel sensor progresivo CMOS-1/4"	2.0 Megapixel sensor progresivo CMOS-1/4"	1.3 Megapixel sensor progresivo CMOS-1/4"	1.3 Megapixel sensor progresivo CMOS-1/4"
Calidad de imagen	30 fps y 25 fps configurable	30 fps y 25 fps configurable	30 fps, 25 fps y 15 fps configurable	30 fps y 25 fps configurable	31 fps y 25 fps configurable	
Resolución	720P(1280 x 720), VGA(640 x 480), VGA(640 x 360), QVGA(320 x 240), QVGA(320 x 180)	1280 x 720, 800 x 448, 640 x 360, 480 x 272, 320x176	Resolution: 1280 x 800, 640 x 400, 320 x 192, 160 x 96	Resolution: 1600x1200, 1280 x 800, 640 x 400	Resolution: 800 x 600, 320 x 192	HD(1280×960)720P(1280 × 720), VGA(640 × 480)
Métodos de compresión	H.264 y MJPEG	H.264 y MJPEG	H.264/MPEG-4 y MJPEG	H.264/MPEG-4 y MJPEG	H.264/MPEG-4 y MJPEG	H.264/MPEG-4 y MJPEG
Soporta Power over Ethernet	×	Sí	×	Sí	×	×
Detección de Movimiento	×	Sí	×	Sí	×	Sí
Soporte incluído	×	Sí	×	Sí	×	×
Conexiones	RJ 45 10/100	RJ 45 10/100	RJ 45 10/100	RJ 45 10/100	RJ 45 10/100	RJ 45 10/100
Dimensiones y peso	117(L)*114(W)*129(H) mm/Peso Neto 350g	95(L)*58(W)*126(H) mm/Peso Neto 73g	75(L)*115(W)*30(H) mm/PesoNeto120g	154(L)*72(W)*62(H) mm/Peso Neto 620g	65(L)*98(W)*30(H) mm/Peso Neto 65g	95(L)*58(W)*126(H) mm/Peso Neto 95g
Precio aproximado	\$250.00	\$200.00	\$499.00	\$150.00	\$190.00	\$480.00
Mercado Local	No disponible	No disponible	No disponible	Disponible	No disponible	No disponible
Días de Entrega(días hábiles)	30	20	45	2	30	30

Tabla 2.2 Tabla comparativa para la elección de la cámara de video.

Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

Se optó por elegir el modelo de cámara Vivotek IP8161 por los siguientes criterios:

<u>Criterio 1</u>: La cámara de video cuenta con una mejor resolución (2 Megapíxeles) de captura de video a comparación de las demás cámaras (1.3 Megapíxeles).

<u>Criterio 2</u>: El precio es menor y se encuentra disponible en el

mercado local.

<u>Criterio 3</u>: Al estar disponible en el mercado local, los días de entrega después de la compra es de dos días hábiles.

<u>Criterio 4</u>: La alimentación de la cámara es a través del protocolo PoE (Power Over Ethernet).

2.1.2 Switch Ethernet

Es un dispositivo que se utiliza para interconectar, en una red, la Estación de Trabajo y la cámara de video, el switch también cuenta con protocolo PoE ('Power Over Ethermet') que facilita la alimentación de la cámara de video como se muestra en la Figura 2.2. A continuación se muestra las especificaciones técnicas del switch (ver Anexo E).



Figura 2.2 Conexión de la cámara de video con el switch PoE. Fuente: VIVOTEK (2010). Switch PoE.

2.1.3 Computadora (Estación de trabajo)

La estación de trabajo lo conforma una computadora donde es instalado el algoritmo para el procesamiento de detección de humo, para ello se especifica en el Anexo H los requerimientos mínimos que se necesitan.

2.1.4 Soporte para cámara de video

El soporte está diseñado de material aluminio que tiene una altura regulable de 80cm a 2m con una carga máxima de peso de hasta 2kg para poder regular la visualización del video. Para el anclaje de la cámara de video, se utiliza una rosca de ¼" como se muestra en la Figura 2.3.





Fuente: Linio Perú (2018). Soporte para cámara de video.

2.2 Métodos

2.2.1 Representación mediante diagramas del diseño

2.2.1.1 Diagrama pictórico

El diseño propuesto es capaz de detectar humo de tonalidad blanquecina-gris, las imágenes son enviadas a un computador y en el software MATLAB son procesadas a través de una imagen obtenida de una cámara de video, para luego enviar una alarma sonora por medio de parlantes que indica la detección de humo, como se muestra en el diagrama pictórico siguiente:



Figura 2.4 Diagrama pictórico del diseño de detección de humo a través de captura de imágenes.

2.2.1.2 Diagrama de bloques

En la figura 2.5, muestra el diseño propuesto, presentando cuatro (4) etapas de procesamiento y un máximo de siete (7) niveles de jerarquía detallando cada paso, con el fin de detectar el humo a través de una cámara de video.



Figura 2.5 Diagrama de bloques del sistema de detección. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

2.2.1.3 Diagrama de flujo

Para el diseño se desarrollaron los algoritmos necesarios para obtener la detección del humo. A continuación, se presenta el siguiente diagrama de flujo para obtener la detección del humo (ver Figura 2.6).



Figura 2.6 Diagrama de flujo del sistema de detección de humo. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

2.2.1.3.1 Etapa de pre-procesamiento

Esta primera parte del diagrama de flujo es definido como Etapa de pre-procesamiento. En esta etapa se preparan las imágenes para su posterior análisis (ver Figura 2.7).



Figura 2.7 Diagrama de flujo de la etapa de pre-procesamiento. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

Los pasos seguidos, en la etapa de preprocesamiento, son los siguientes:

Captura de imagen de referencia, al iniciar el algoritmo se procede a la captura de una imagen de referencia del ambiente vacío a monitorear a través de una cámara de seguridad de video.

Captura de imagen a analizar, con el algoritmo puesta en marcha se obtiene una imagen a analizar con respecto a la imagen de referencia obtenida en el paso anterior a través de la cámara de video.

Eliminar ruido de ambas imágenes, a través de un filtro de mediana se procedió a eliminar el ruido de las imágenes que se obtienen a través de la cámara de video, el filtro de mediana se detalla más adelante.

Redimensionar tamaño de ambas imágenes, para que la carga computacional durante el procesamiento del algoritmo no sea demasiado pesado, se realiza un redimensionamiento del tamaño de las imágenes obtenidas (imagen de referencia e imagen a analizar) sin distorsionar su calidad.

Corregir el contraste de ambas imágenes, se utiliza la técnica de corrección de gama con la finalidad de realzar el contraste y color de las imágenes obtenidas sea el de referencia como la imagen a analizar para una mejor detección del humo en ambientes donde el humo se pueda confundir por otro objeto.

2.2.1.3.2 Etapa de procesamiento

En esta etapa, se emplearon técnicas del procesamiento digital de imágenes para determinar si hay presencia de humo en la imagen a analizar.



Figura 2.8 Diagrama de flujo de la etapa de procesamiento. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

La figura 2.8 muestra el diagrama de flujo con la secuencia seguida para la determinación de la existencia de humo:

Convertir del modelo de color RGB a escala de grises, en esta etapa de procesamiento se convierte del modelo de color RGB a escala de grises para poder realizar la comparación entre las imágenes de forma más rápida.

Comparar ambas imágenes a través del coeficiente de correlación, de acuerdo con el coeficiente de correlación configurada dependiente al ambiente a monitorear, por medio de ésta técnica se puede realizar la comparación entre la imagen de referencia y la imagen a analizar para evaluar los cambios o diferencias entre ellas.

Sustracción de Fondo, todos los cambios o diferencias entre ambas imágenes (imagen de referencia e imagen a analizar) se le aplica la técnica de sustracción de fondo para poder clasificar si pertenece al comportamiento del humo o a otro objeto en movimiento.

Segmentación de imagen a analizar por umbralización, realizado la sustracción de fondo en el paso anterior y cuando los niveles de intensidad de los objetos y del fondo son suficientemente distintos es posible segmentar una imagen a través de la umbralización.

Segmentación por colores del humo, realizado la segmentación por umbralización se compara el objeto segmentado con la tabla de colores predefinida semejante al color blanco.

Analizar el comportamiento del humo por centro de masa, se establece el centro de detección en el objeto en movimiento que cumpla con los pasos mencionados anteriormente.

Dilatar objetos de imagen binaria, una vez identificado el objeto en movimiento se realiza la dilatación para extender el área de detección con la finalidad de obtener el objeto en movimiento en su totalidad.

Encerrar área detectada en la imagen a analizar, definido el centro de masa y la dilatación de la imagen binaria el algoritmo

34

procede a encerrar en un cuadro la posible presencia del objeto similar al comportamiento del humo.

2.2.1.3.3 Etapa de post-procesamiento

Visualizar la imagen analizada, realizada la parte I y II se visualiza la imagen analizada con detección ante la presencia del humo o sin detección de ningún objeto debido a la semejanza de la imagen de referencia con la imagen a analizar (ver Figura 2.9).

Emitir señal de alarma, cuando el algoritmo detecte la presencia de humo se emite una señal audible a través de las bocinas de la computadora (estación de trabajo).



Figura 2.9 Diagrama de flujo de la etapa de pos-procesamiento. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

2.2.1.4 Diagrama CAD

En la Figura 2.10, se puede visualizar como va a estar conectado el sistema de detección de humo a través de una cámara de video, indicando cada equipo, material y herramienta para lograr el propósito del diseño.



Figura 2.10 Diagrama CAD del sistema de detección de humo. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

2.2.2 Métodos matemáticos del diseño

La funcionalidad del diseño, en resumen, requiere la extracción de fotogramas de una cámara IP que funciona como sistema de seguridad.

2.2.2.1 Método matemático para determinar la señal de humo

El humo es una sustancia que se define como una combustión incompleta compuesta por partículas sólidas y líquidas, en el aire, que cuando se produce el contacto con los ojos puede producir dificultad en la visión. En un incendio es uno de los factores más peligrosos, debido a que puede llegar a ser inflamable.

En el diseño, el humo al ser capturada por la cámara IP, presenta características digitales.

Así como puede haber, en el fotograma capturado, presencia de humo también podría haber presencia de objetos que no son humo. Para diferenciar entre el humo y otro objeto se toma en cuenta las siguientes consideraciones:

36

Consideración para determinar objetos que no son humo:

Consideración 1:

$$R > B \quad \lor \quad G > B \tag{2.1}$$

Consideración 2:

$$B - R > T_h \tag{2.2}$$

Consideración 3:

$$B \le 50 \quad \land \quad B > 10 \tag{2.3}$$

Consideración para determinar el humo:

Consideración 1:

$$B \ge R \quad \land \quad B \ge G \tag{2.4}$$

Consideración 2:

$$B > T \tag{2.5}$$

Consideración 3:

$$B - R \le T_h \tag{2.6}$$

Donde *R*, *G* y *B* son los componentes rojo, verde y azul del modelo de color RGB. T_h es el valor de tolerancia para determinar los pixeles de humo. Si se cumple cualquiera de las consideraciones indica que no son humo.

2.2.2.2 Etapa de pre-procesamiento

2.2.2.2.1 Método del redimensionamiento de imágenes

El redimensionamiento del tamaño de una imagen se logra mediante la ecuación 2.8:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix}$$
(2.7)

$$f'(x',y') = f\left(\left(\frac{m-1}{f_{\nu}}\right) \cdot x, \left(\frac{n-1}{f_{h}}\right) \cdot y\right)$$
(2.8)

Siendo: $m = 0, 1, \dots, M - 1$ y $n = 0, 1, \dots, N - 1$

Donde f'(x', y') es la imagen reducida resultante con respecto de la imagen de entrada f(x, y) de tamaño $M \times N$. f_v y f_h son los

factores de reducción de la imagen de forma vertical y horizontal respectivamente.





Figura 2.11 Modelo de filtro de mediana. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

En la Figura 2.11, se observa una vecindad de 3×3 con coordenadas: v(x-1, y-1), v(x, y-1), v(x+1, y-1), v(x-1, y), v(x, y), v(x+1, y), v(x-1, y+1), v(x, y+1) y v(x+1, y+1). Los valores que se encuentran en esas coordenadas posteriormente son ordenados de menor a mayor. El valor de la mediana se halla aplicando la Ecuación 2.9 para luego ser colocada en la coordenada v(x, y).

$$v_{\frac{n+1}{2}}(x,y) = MEDIANA(v_1(x-1,y-1), \dots, v_n(x+1,y+1))$$
(2.9)

$$v(x,y) = v_{\frac{n+1}{2}}(x,y)$$
 (2.10)

Donde v representa las coordenadas de los pixeles de la vecindad y n el número total de pixeles de la vecindad.

2.2.2.3 Método de la aplicación de la corrección gamma para mejoramiento de imágenes

La corrección gamma está dada por la siguiente

ecuación:

$$s = C \cdot r^{\gamma} \tag{2.11}$$

Donde s la imagen resultante con la corrección

gamma, C es una contante, r es la imagen de entrada y γ es el factor gamma.

El factor gamma γ es un valor numérico intrínseco que produce y modifica la luminosidad de una imagen. El factor gamma puede tomar cualquier valor positivo, este valor va a definir el efecto de la curva que se va a producir de la imagen de entrada con respecto a la imagen resultante (ver Anexo F).

- Si 0 < γ < 1, el efecto es una curva logarítmica. En este caso, para valores pequeños de color hay un aumento de contraste mientras que para valores grandes de color el contraste disminuye.
- Si γ > 1, el efecto es una curva exponencial. En este caso, es lo inverso al efecto de la curva logarítmica, para valores pequeños de color hay una disminución de contraste mientras que para valores grandes de color el contraste aumenta.

• Si $\gamma = 1$, no hay ningún efecto de corrección

2.2.2.3 Etapa de procesamiento

2.2.2.3.1 Método de la etapa de conversión a escala de grises

Para poder realizar la conversión de la escala de colores (RGB) a la escala de grises se emplea la ecuación 2.12 mostrada a continuación:

$$g(x, y) = (0.2989 \cdot R(x, y)) + (0.5870 \cdot G(x, y)) + (0.1140 \cdot B(x, y))$$
(2.12)

Donde g es la luminancia de la imagen de entrada, está denota la imagen de entrada en tonalidades de grises. R, G y B son los componentes rojo, verde y azul del modelo de color RGB.

2.2.2.3.2 Método para determinar el coeficiente de correlación para la medir el grado de semejanza de las imágenes

Para determinar el coeficiente de correlación de dos imágenes se emplea la ecuación 2.13:

$$\rho = \frac{cov}{\sqrt{\sigma_P^2 \cdot \sigma_Q^2}} \tag{2.13}$$

Donde:

$$cov = \sum_{x=1}^{M} \sum_{y=1}^{N} (P(x, y) - \bar{P}) \cdot (Q(x, y) - \bar{Q})$$
(2.14)

$$\sigma_{P}^{2} = \sum_{x=1}^{M} \sum_{y=1}^{N} (P(x, y) - \bar{P})^{2}$$
(2.15)

$$\sigma_Q^2 = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (Q(x, y) - \bar{Q})^2$$
(2.16)

Reemplazar (2.14), (2.15) y (2.16) en (2.13):

$$\rho = \frac{\sum_{x=1}^{M} \sum_{y=1}^{N} (P(x, y) - \bar{P}) \cdot (Q(x, y) - \bar{Q})}{\sqrt{\left(\sum_{x=1}^{M} \sum_{y=1}^{N} (P(x, y) - \bar{P})^2\right) \cdot \left(\sum_{x=1}^{M} \sum_{y=1}^{N} (Q(x, y) - \bar{Q})^2\right)}}$$
(2.17)

Donde P y Q son imágenes en escala de grises. \overline{P}

y \overline{Q} son los valores promedios de cada imagen. ρ viene a ser el coeficiente de correlación que permite medir el grado de semejanza que existe entre las 2 imágenes.

Los valores del coeficiente de correlación que pueden obtenerse a través de la Ecuación 2.17 varían entre el rango [-1, +1]. Donde si el valor $\rho = 1$, indica un grado de similitud perfecto entre las dos imágenes; si $-1 \le \rho < 0$ y $0 < \rho < 1$, indica sectores diferentes entre ambas imágenes; y si $\rho = 0$, indica que las dos imágenes son no correlacionadas. La interpretación de los diferentes valores que puede tener el coeficiente de correlación se observa en ver Anexo G.

2.2.2.3.3 Método de sustracción de fondo

La sustracción de imágenes es denotada por la

siguiente ecuación:

$$t(x, y) = r(x, y) - h(x, y)$$
(2.18)

Donde r(x, y) y h(x, y) son imágenes de entradas a color, y t(x, y) es la imagen resultante de la sustracción.

2.2.2.3.4 Método de segmentación por umbralización de una imagen

Para convertir una imagen de escala de grises a una imagen con solo dos niveles (Ecuación 2.19).

$$b(x,y) = \begin{cases} 1, & si: g(x,y) > T \\ 0, & si: g(x,y) \le T \end{cases}$$
(2.19)

Donde g(x, y) es la imagen de entrada en escala

de grises y b(x, y) es la imagen resultante (imagen binaria). *T* es el umbral para determinar los pixeles con valor 1 corresponden y los pixeles con valor 0. Cuando *T* solo depende de g(x, y), el umbral es denominado global, en cambio cuando *T* depende a la misma vez de b(x, y) y g(x, y), el umbral se denomina local. Si además *T* depende de las coordenadas x y y, el umbral es denominado dinámico. (González R. y Woods. R. (2nd. Edition), 2002, Digital Image Processing).

Parámetro	Significado	Unidad	Rango		
v	Vecindad de pixeles.	Lúmenes	9×9		
n	Número total de pixeles de la vecindad.	Valor numérico	No definido		
f	Imagen de entrada.	Lúmenes	[0 – 255]		
f'	Imagen redimensionada con respecto a f .	Lúmenes	[0 – 255]		
f_v	Factor de reducción de forma vertical.	Valor numérico	$0 < f_v < M$		
f _h	Factor de reducción de forma horizontal.	Valor numérico	$0 < f_h < N$		
М	Número de filas de la imagen.	Valor numérico	0 < M		
Ν	Número de columnas de la imagen.	Valor numérico	0 < N		
S	Imagen resultante con corrección gamma.	Lúmenes	[0 – 255]		
С	Constante (varía de acuerdo al valor de γ).	Valor numérico	1		
r	Imagen entrante en modelo de color RGB.	Lúmenes	[0 – 255]		
γ	Constante gamma.	Valor numérico	0 < γ		
g	Imagen en escala de grises.	Lúmenes	[0 – 255]		
R	Primer componente del modelo de color RGB.	Lúmenes	[0 – 255]		
G	Segundo componente del modelo de color RGB.	Lúmenes	[0 – 255]		
В	Tercer componente del modelo de color RGB.	Lúmenes	[0 – 255]		
T _h	Valor de tolerancia.	Valor decimal	[0 – 255]		
Т	Valor de umbral.	Valor decimal	[0 – 255]		
ρ	Coeficiente de correlación entre dos imágenes.	Valor decimal	[-1.0 – 1.0]		
Р	Imagen 1 en escala de grises.	Lúmenes	[0 – 255]		
Q	lmagen 2 en escala de grises.	Lúmenes	[0 – 255]		
Ē	Valor promedio de la imagen 1 en escala de grises.	Valor decimal	[0 – 255]		
\bar{Q}	Valor promedio de la imagen 2 en escala de grises.	Valor decimal	[0 – 255]		
h	Imagen en modelo de color RGB.	Lúmenes	[0 – 255]		

2.3 Tabla de parámetros de la metodología del diseño

t	Imagen resultante de la sustracción.	Lúmenes	[0 – 255]
b	Imagen binaria.	Lúmenes	0 o 1
е	Elemento estructurador.	N.A.	NN
$b\oplus e$	Dilatación de imagen binaria.	N.A.	NN
C _x	Coordenada espacial en el eje x del centro de masa del objeto	Valor numérico	0 < M
Cy	Coordenada espacial en el eje y del centro de masa del objeto	Valor numérico	0 < N
d	Distancia euclidiana entre 2 objetos	Valor numérico	0 < <i>d</i>
x	Coordenada espacial en el eje x.	Valor numérico	0 < M
У	Coordenada espacial en el eje y.	Valor numérico	0 < N

CAPÍTULO III

DESARROLLO DEL PROYECTO

3.1 Análisis de los métodos del diseño

Columns 1 through 31

3.1.1 Análisis de redimensionamiento del tamaño una imagen

La etapa de pre-procesamiento es para acrecentar la eficacia del diseño. Una forma es redimensionando el tamaño de las imágenes (ver Figura 3.1), con el fin de reducir el tiempo de procesamiento del sistema.

121	122	127	135	142	142	142	139	139	136	133	123	122	116	116
122	126	135	143	143	142	137	128	116	116	121	121	115	115	115
126	135	143	145	145	140	127	107	92	92	101	104	104	104	107
126	137	139	145	140	127	107	90	€4	64	78	86	86	87	93
125	129	138	138	127	111	90	64	45	45	59	68	68	69	76
124	125	128	124	114	95	75	44	35	40	45	53	54	54	59
124	124	124	114	105	86	69	37	30	30	40	46	47	50	52
124	124	120	114	105	86	69	37	33	33	40	46	47	49	51
124	125	122	117	109	92	74	42	36	36	44	49	49	50	54
126	126	126	122	116	99	81	46	38	38	49	54	54	55	60
126	128	128	123	121	108	85	53	40	40	54	56	59	60	60
126	126	126	123	119	108	85	53	40	40	53	55	59	59	60
124	124	124	121	114	101	77	49	37	37	44	53	53	54	56
124	122	121	115	109	94	70	40	31	30	35	43	44	43	45
121	120	120	111	104	88	64	31	24	23	26	32	33	32	-33
120	120	117	108	101	84	€0	28	14	14	24	26	26	25	28
120	119	117	108	101	84	€0	28	17	17	24	26	26	25	26
121	120	118	109	102	86	62	33	19	19	26	29	28	27	28
123	120	120	111	105	89	65	37	19	19	31	31	31	28	29
123	122	120	112	106	91	67	37	19	19	31	31	31	29	29

Figura 3.1 Matriz del componente verde del modelo de color RGB de la imagen de referencia.

Para reducir el tamaño de la imagen de referencia a la mitad se hace uso de la ecuación 2.8, donde:

$$f_{\nu} = f_h = 2$$
$$M = 1440 \quad \land \quad N = 1920$$

$$I_{RR}(x,y) = I_R\left(\left(\frac{m-1}{2}\right) \cdot x, \left(\frac{n-1}{2}\right) \cdot y\right)$$
(3.1)

Siendo: $m = 0, 1, \dots, 1439$ y $n = 0, 1, \dots, 1919$

Con el valor asignado a los factores de reducción (f_v y f_h) se logra reducir la imagen de referencia ($I_R(x, y)$) a la mitad. Por lo tanto, como la imagen de referencia tenía un tamaño de 1440×1920, al aplicarle la ecuación 10, la imagen resultante ($I_{RR}(x, y)$) ahora tiene un tamaño 720×960 (ver Figura 3.2).

Colum	ns l tl	hrough	31											
122	122	135	142	139	136	123	116	118	123	124	118	116	117	120
123	135	145	140	107	92	104	104	110	117	120	114	110	111	114
123	129	138	111	€4	45	68	69	81	89	93	89	91	92	97
123	124	114	86	37	30	46	50	55	66	70	68	80	82	86
123	125	117	92	42	36	49	50	55	65	73	71	82	88	93
123	128	123	108	53	40	56	60	63	69	73	69	73	84	86
123	124	121	101	49	37	53	54	59	64	65	61	61	63	65
123	120	111	88	31	23	32	32	36	41	42	39	39	40	42
123	119	108	84	28	17	26	25	28	32	33	30	30	32	34
123	120	111	89	37	19	31	28	30	33	34	31	30	31	33
123	123	120	97	36	20	33	29	29	33	33	33	30	32	33
124	128	124	104	38	26	39	32	33	33	33	33	35	35	35
124	128	122	102	46	31	41	35	32	33	33	33	35	35	35
124	127	120	98	50	33	39	33	32	32	32	32	35	35	35
124	126	117	95	53	33	34	30	33	33	33	33	35	35	35
125	125	117	92	52	32	32	27	29	33	33	33	34	35	35
126	125	121	88	50	33	33	31	27	28	31	32	34	34	34
126	125	121	88	50	33	33	32	27	28	31	32	34	34	34
125	125	121	88	50	33	33	32	27	28	31	32	34	34	34
126	125	121	88	50	33	33	32	27	28	31	32	34	34	34

Figura 3.2 Matriz resultante redimensionado del componente verde del modelo de color RGB de la imagen de referencia.

Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

Del mismo modo, que se realizó el redimensionamiento del tamaño de la imagen de referencia se hace para la imagen a analizar ($I_A(x, y)$).

$$I_{AR}(x,y) = I_A\left(\left(\frac{m-1}{2}\right) \cdot x, \left(\frac{n-1}{2}\right) \cdot y\right)$$
(3.2)

Siendo:
$$m = 0, 1, \dots, 1439$$
 y $n = 0, 1, \dots, 1919$

Tanto el tamaño de la imagen de referencia como de la imagen a analizar son grandes al momento de reducirlas a la mitad no se altera la calidad de las imágenes (ver Figura 3.3).



Figura 3.3 Redimensionamiento de una imagen. (a) Imagen a analizar de tamaño 1440×1920. (b) Imagen a analizar de tamaño 720×960. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

3.1.2 Análisis del filtro de mediana para la eliminación del ruido y suavizado de las imágenes

El proceso de capturar una imagen mediante una cámara, en ocasiones suele introducirle ruido. Para tratar este aspecto, se suele aplicar un filtro pasa bajas a la imagen, con el fin de lograr la eliminación del ruido; ya que el ruido se localiza en las frecuencias altas.

El filtro pasa bajas de mayor efectividad es el filtro de mediana, la cual de forma iterativa extrae de la imagen una vecindad de pixel de 3×3, ordena los valores de la vecindad y elige el valor de la mediana mediante la ecuación 8.

	Columns	1	through	31
--	---------	---	---------	----

182	166	152	150	158	166	171	177	178	173	165	159	156	155	154
193	172	151	145	152	164	173	181	178	171	163	156	154	154	154
196	172	147	139	145	157	168	176	167	162	155	151	151	152	154
194	170	145	136	142	152	159	165	152	150	147	147	149	151	152
192	169	144	138	143	150	151	153	143	143	145	148	152	153	153
192	169	146	141	145	150	148	148	142	143	147	152	156	158	156
193	168	145	143	149	149	143	139	148	149	149	150	150	150	150
199	178	156	151	153	152	147	145	155	155	156	156	156	155	155
207	192	175	169	167	163	159	157	161	162	161	161	160	159	159
209	202	191	182	173	167	166	167	162	162	161	160	159	158	158
217	212	197	177	159	154	161	171	160	160	158	157	156	155	156
227	224	205	173	146	142	157	173	157	158	156	154	154	154	155
210	217	209	180	147	137	147	160	153	153	152	150	150	151	153
176	197	206	185	152	134	134	139	149	149	147	146	146	148	150
154	179	200	193	161	133	126	133	148	144	141	143	148	154	158
149	173	194	188	161	137	132	138	149	146	143	142	146	152	156
143	163	181	176	155	139	140	150	153	149	146	145	148	154	158
143	155	165	159	144	138	147	161	154	153	150	150	153	158	163
145	151	153	144	133	133	147	161	150	151	151	152	154	159	164
152	156	156	149	138	137	147	157	146	148	151	152	153	156	160

Figura 3.4 Matriz con vecindades de pixeles. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

Para poder aplicar el filtro de mediana en la matriz de una imagen, se crean vecindades en toda la matriz. Para comprender como actúa el filtro de mediana en la matriz de una imagen, a continuación, se toma 1 de las 5 vecindades resaltadas que se muestran en la Figura 3.4:

Vecindad de pixel 3×3:

147	139	145
145	136	142
144	138	143

Agrupación de valores:

 $I_{AR\frac{n+1}{2}}(x,y) = MEDIANA(147, 145, 144, 139, 136, 138, 145, 142, 143)$ (3.3)

Ordenamiento de menor a mayor:

$$I_{AR} \frac{n+1}{2}(x, y) = MEDIANA(136, 138, 139, 142, 143, 144, 145, 145, 147)$$
(3.4)

Valor de mediana:

Como la vecindad es de 3×3 , n = 9

$$\frac{n+1}{2} = \frac{9+1}{2} = 5 \tag{3.5}$$

$$I_{FMA}(x, y) = I_{AR_5}(x, y) = 143$$
(3.6)

En la Figura 3.5, se muestra la matriz resultante con la aplicación del filtro de mediana para las 5 vecindades de ejemplo.

Colum	ns l tl	hrough	31											
176	166	152	152	158	164	166	173	173	171	164	160	156	155	154
189	172	151	150	152	164	171	176	176	167	162	156	154	154	154
194	172	147	145	145	157	165	168	167	162	155	151	151	152	154
194	170	145	143	143	151	157	159	153	150	148	149	151	152	152
192	169	145	143	143	150	151	151	148	145	147	148	152	153	153
192	169	145	144	145	149	149	148	143	145	148	150	152	153	153
193	169	151	146	149	149	148	147	148	149	150	152	155	155	154
199	178	168	153	152	152	149	148	155	155	156	156	156	155	155
201	192	178	169	167	163	159	159	161	161	161	160	159	158	158
202	202	191	175	167	163	163	161	162	161	161	160	159	158	158
209	209	197	177	167	159	166	162	162	160	158	157	156	156	156
212	212	205	177	154	147	157	160	160	157	156	154	154	154	155
197	209	205	180	147	146	142	153	153	153	152	150	150	151	153
177	200	197	185	152	137	134	147	149	149	147	147	148	150	153
167	179	193	188	161	134	134	138	146	147	144	146	146	150	154
149	173	181	181	161	139	137	140	148	146	144	145	148	154	157
146	163	173	165	155	140	139	149	150	149	146	146	150	154	158
146	153	159	155	144	140	147	150	153	151	150	150	153	158	160
149	153	155	149	138	138	147	150	153	151	151	152	153	158	163
152	156	156	153	144	147	151	150	150	150	151	152	153	154	159

Figura 3.5 Matriz resultante de la aplicación del filtro de mediana a las vecindades del pixel.

Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

3.1.3 Análisis de la aplicación de la corrección gamma para mejoramiento de imágenes

Las imágenes al ser capturadas por la cámara IP, esté les modifica el contraste. Una forma para corregir el contraste a las imágenes es asignándole valores al factor gamma hasta encontrar el valor adecuado en la ecuación 2.11.

Para la aplicación de la corrección gamma a la imagen de referencia y a la imagen a analizar se emplean las ecuaciones 3.7 y 3.8.

$$I_{CGR}(x,y) = I_{FMR}(x,y)^{\gamma}$$
(3.7)

$$I_{CGA}(x,y) = I_{FMA}(x,y)^{\gamma}$$
(3.8)

Donde $I_{CGR}(x, y)$ y $I_{CGA}(x, y)$ son las imágenes resultantes de la aplicación de la corrección gamma a la imagen de referencia $(I_{FMR}(x, y))$ y a la imagen a analizar $(I_{FMA}(x, y))$. γ es el factor gamma.

En la figura 3.6, se muestra la imagen a analizar con diferentes valores de la constante gamma.



 $\begin{array}{ll} \mbox{Figura 3.6} & \mbox{Corrección gamma en imágenes. (a) Imagen a analizar ($$\gamma=1$).$ (b) Imagen a analizar ($$\gamma=0.5$). (c) Imagen a analizar ($$\gamma=1.5$).$ (d) Imagen a analizar ($$\gamma=3$). \end{array}$

Si la imagen analizada posee probabilidad de humo, entonces:

- Para 0 < γ < 1, los valores de intensidad del fondo aumentan sustancialmente y los valores de intensidad de los pixeles de humo aumentan ligeramente y la probabilidad de detección de humo disminuye.
- Para γ > 1, es lo inverso; los valores de intensidad del fondo disminuyen sustancialmente y los valores de intensidad de los pixeles de humo solo disminuyen ligeramente y la probabilidad de detección de humo aumenta.
- Si γ = 1, la probabilidad de detección de humo va a depender del contraste que posee la imagen a analizar.

3.1.4 Análisis de la etapa de conversión a escala de grises

Una vez aplicado el filtrado a las imágenes, se realiza los cálculos para convertir las imágenes del modelo de color RGB a escala de grises.

La imagen de referencia $(I_{RG}(x, y))$ es descompuesta en sus tres componentes R $(I_{CGR}(x, y, 1))$, G $(I_{CGR}(x, y, 2))$ y B $(I_{CGR}(x, y, 3))$, y cada una de ellas es multiplicada con las constantes de luminosidad para obtener la imagen de referencia en escala de grises (ver Figura 3.7).

$$I_{RG}(x, y) = (0.2989 \cdot I_{CGR}(x, y, 1)) + (0.5870 \cdot I_{CGR}(x, y, 2)) + (0.1140 \cdot I_{CGR}(x, y, 3))$$
(3.9)



Figura 3.7 Conversión de la imagen de referencia del modelo de color RGB a escala de grises. (a) Imagen de referencia en modelo de color RGB. (b) Imagen de referencia en escala de grises.

Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

Lo mismo que se hizo para la imagen de referencia se realiza para la imagen a analizar (ver Figura 3.8).

$$I_{AG}(x, y) = (0.2989 \cdot I_{CGA}(x, y, 1)) + (0.5870 \cdot I_{CGA}(x, y, 2)) + (0.1140 \cdot I_{CGA}(x, y, 3))$$
(3.10)

Donde $I_{CGA}(x, y, 1)$, $I_{CGA}(x, y, 2)$ y $I_{CGA}(x, y, 3)$, son las componentes rojo, verde y azul, respectivamente, del modelo de color RGB de la imagen a analizar. $I_{AG}(x, y)$, es la imagen resultante en escala de grises.



Figura 3.8 Conversión de la imagen a analizar del modelo de color RGB a escala de grises. (a) Imagen a analizar en modelo de color RGB. (b) Imagen a analizar en escala de grises.

3.1.5 Análisis para determinar el coeficiente de correlación para la medir el grado de semejanza entre las imágenes

Para analizar el grado de semejanza entre ambas imágenes mediante el coeficiente de correlación se utiliza la ecuación 3.11:

$$\rho = \frac{\sum_{x=1}^{M} \sum_{y=1}^{N} (I_{RG}(x, y) - \overline{I_{RG}}) \cdot (I_{AG}(x, y) - \overline{I_{AG}})}{\sqrt{\left(\sum_{x=1}^{M} \sum_{y=1}^{N} (I_{RG}(x, y) - \overline{I_{RG}})^2\right) \cdot \left(\sum_{x=1}^{M} \sum_{y=1}^{N} (I_{AG}(x, y) - \overline{I_{AG}})^2\right)}}$$
(3.11)

Para determinar mejor si existen diferencias entre la imagen de referencia y la imagen a analizar, ambas imágenes son divididas.

Una vez calculado el valor del coeficiente de correlación se visualiza la Tabla de Spearmann (ver Anexo G) para la interpretación de tal resultado (Ver Figura 3.9 y Figura 3.10).



Figura 3.9 Coeficiente de correlación entre dos imágenes similares. (a) Imagen de referencia. (b) Imagen a analizar ($\rho = 0.9100$, respecto con la imagen de referencia).



Figura 3.10 Coeficiente de correlación entre dos imágenes diferentes. (a) Imagen de referencia. (b) Imagen a analizar ($\rho = 0.8448$, respecto con la imagen de referencia).

Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

Los valores del coeficiente de correlación que se obtienen a través de la Ecuación 48 varían entre el rango [-1, +1]. Donde si el valor $\rho = 1$, indica que el grado de similitud entre las imágenes es perfecto ósea son totalmente idénticas y no hay probabilidad de humo; si $0.8 < \rho < 1$, indica una leve probabilidad de humo; y si $-1 \le \rho < 0.8$, indica una probabilidad moderada de existencia de humo en la imagen a analizar.

Para definir el valor que determina si las imágenes son iguales o diferentes, se analizaron los videos de muestra. Con el video 1 se determinó un valor de referencia de 0.9500 para determinar el grado de semejanza, pero este valor puede variar en los demás videos en un $\pm 5\%$.

Sí $\rho \ge 0.9500$ se presume que las dos imágenes son similares.

Sí $\rho < 0.9500$ se presume que las dos imágenes son diferentes y se procede a evaluar la imagen a analizar.

3.1.6 Análisis de sustracción de fondo

La sustracción de fondo en ocasiones es una técnica muy eficiente que permite extraer el área cambiante de una imagen con respecto a su fondo. En caso del presente diseño se usa esta técnica para extraer el humo, para ello se hace uso de la ecuación 3.12 que fue optada de la ecuación 2.18.

$$I_{SUB}(x, y) = I_{ACG}(x, y) - I_{RCG}(x, y)$$
(3.12)

Donde $I_{ACG}(x, y)$ es la imagen a analizar, $I_{RCG}(x, y)$ es la imagen de referencia, y $I_{SUB}(x, y)$ sería la imagen resultante de la sustracción. Si la imagen $I_{ACG}(x, y)$ presenta probabilidad de humo, los valores de pixeles de dicho segmento son altos, mientras que en la imagen de referencia $I_{RCG}(x, y)$ dichos valores son inferiores. Por lo tanto $I_{SUB}(x, y)$ muestra una buena probabilidad del segmento donde se encuentra el humo.





(a)



Figura 3.11 Sustracción de imágenes. (a) Imagen de referencia. (b) Imagen a analizar. (c) Imagen resultante de sustracción de fondo.

La figura 3.11 muestra el resultado de la sustracción de las imágenes, donde se aprecia claramente la ubicación del humo en la imagen 3.11(c).

3.1.7 Análisis de segmentación por umbralización

Dado que en el desarrollo del diseño se requiere solo la detección del humo se optó por usar la técnica de umbralización. Esta técnica permite segmentar los pixeles que poseen la tonalidad del humo, para lograr el resultado emplea la ecuación 3.13.

$$I_{BIN}(x,y) = \begin{cases} 1, & si: I_{ROI}(x,y) > T \\ 0, & si: I_{ROI}(x,y) \le T \end{cases}$$
(3.13)

Donde I_{ROI} es la imagen de entrada en escala de grises y I_{BIN} es la imagen resultante (imagen binaria). *T* es el umbral para determinar los pixeles de humo y el fondo. De este modo los pixeles con valor 1 corresponden a los pixeles del humo mientras los pixeles con valor 0 corresponden al fondo (ver Figura 3.12).

Para determinar un valor especifico de T en el desarrollo del diseño es complicado; ya que el valor de T no es constante debido a la variación de imágenes en la secuencia del video.



Figura 3.12 Segmentación por umbralización de la imagen. (a) Imagen en escala de color RGB. (b) Imagen segmentada por umbralización.

Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

3.1.8 Análisis para eliminación de objetos que no son humo y selección de pixeles de humo

Por medio de la técnica de segmentación de color, se adquiere información de intensidades de color, que ayuda a diferenciar la tonalidad del humo con respecto a otros objetos (ver Figura 3.13).



Figura 3.13 Segmentación por color de la imagen. (a) Imagen en escala de color RGB. (b) Imagen segmentada por color.

Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

3.1.9 Análisis de dilatación de objetos en una imagen binaria

La dilatación de un objeto es aumentar su tamaño con la finalidad de poder cerrar agujeros y unir objetos próximos (ver Figura 3.14).




La aplicación de dilatación a una imagen permite que los pixeles del borde del humo que no fueron tomados en cuenta por su baja intensidad en la binarización sean incluidos en la detección.

3.1.10 Análisis para determinar el comportamiento del humo mediante el centro de masa y la distancia euclidiana

Para determinar el movimiento del humo, se aplica la técnica de procesamiento digital de imágenes llamada centroide que calcula el centro de masa de los objetos que se encuentran en una imagen, tal como se aprecia en la Figura 3.15.



Figura 3.15 Análisis del comportamiento del humo. (a) Imagen con centro de masa captada un segundo antes. (b) Imagen con centro de masa capturada en el segundo presente. (c) Imagen resultante del comportamiento del humo.

3.2 Diseño de Interfaz Gráfica (GUI)

La Interfaz Gráfica (GUI) está diseñado a través del programa Matlab para la visualización y configuración de los principales parámetros de las imágenes analizadas. Para el proyecto se diseñó dos tipos de interfaz gráfica GUI.

Como se muestra, en la Figura 3.16, la interfaz gráfica corresponde a la configuración para cargar un video grabado donde se aprecia los campos como Nombre del Cliente/Empresa, tipos de iluminación del escenario, el grado de tolerancia para la detección y el Nombre del video.





Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

En la figura 3.17, se muestra la ventana donde se reproduce el video grabado, también el área de detección y los parámetros del video.



Figura 3.17 Diseño de interfaz gráfica GUI MATLAB para la reproducción del video grabado.

Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

En la Figura 3.18, se diseñó una interfaz gráfica GUI donde se ingresa la IP de la cámara que analiza el área de detección de humo con video en vivo, contiene el mismo diseño del Menú de configuración.



Figura 3.18 Diseño de interfaz gráfica GUI MATLAB para la configuración de la cámara IP.



En la figura 3.19, se muestra la ventana donde el video reproduce en vivo.

Figura 3.19 Diseño de Interfaz Gráfica GUI MATLAB para video en vivo. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

3.3 Especificaciones del diseño

El diseño presenta los siguientes valores para los parámetros más relevantes:

- I. El valor de tolerancia " T_h " es fijado en 50.
- II. La constante gamma "γ" es un parámetro que es definida en el valor
 2.
- III. El coeficiente de correlación " ρ " es evaluado con el valor 0.95 con una variación de ±50%.
- IV. El valor de umbral "T" es de característica dinámica en función del histograma de la imagen.

3.4 Limitaciones

Como sistema de detección de humo, el diseño presenta algunas limitantes:

- La limitante de los sistemas de detección por cámaras de video vigilancia es el ángulo de visión, pues no visualiza por completo un ambiente, por ejemplo, no detectaría el humo que se produjese debajo de la cámara por consiguiente no emitiría la señal de alarma.
- El sistema tiene un déficit de detección en ambientes donde existan objetos en movimiento color blanco, debido a que se asemeja a la tonalidad del humo y la cámara de video vigilancia no logra diferenciarla.
- El sistema no logra modificar el contraste de la cámara IP a través de MATLAB.

3.5 Método de diseño

3.5.1 Sustracción de fondo

El sistema emplea la sustracción de dos imágenes (ver Figura 3.20) como técnica primordial para evaluar el sector donde puede encontrarse el humo.



Figura 3.20 Imagen resultante del método de sustracción de fondo. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

Este método es aplicado al diseño debido a que permite visualizar los objetos que tienen variación en la imagen a analizar con respecto a la imagen de referencia. Así se puede observar los sectores donde están ubicados los objetos cambiantes.

3.5.2 Método de segmentación por color

La segmentación de color es un tratamiento digital de la imagen que consiste en la detección de una región de interés, basándose en la información de intensidades de color. Por ello, para el diseño es necesario utilizarlo pues ayuda a poder diferenciar la tonalidad del humo con respecto a otros objetos.

Para definir y diferenciar las tonalidades de los pixeles de humo frente a otros objetos se toman en cuenta las consideraciones descritas a continuación: Consideración para determinar objetos que no son humo:

Consideración 1:

$$R > B \quad \lor \quad G > B \tag{3.14}$$

Consideración 2:

$$B - R > 50$$
 (3.15)

Consideración 3:

$$B \le 50 \quad \land \quad B > 10 \tag{3.16}$$

Consideración para determinar el humo:

Consideración 1:

$$B \ge R \quad \wedge \quad B \ge G \tag{3.17}$$

Consideración 2:

$$B > T \tag{3.18}$$

Consideración 3:

$$B - R \le 50 \tag{3.19}$$

Donde *R*, *G* y *B* son los componentes rojo, verde y azul del modelo de color RGB. T_h es el valor de tolerancia para determinar los pixeles de humo. Si se cumple cualquiera de las consideraciones indica que no son humo.

CAPÍTULO IV

PRUEBAS Y RESULTADOS

Se realizaron pruebas para verificar la efectividad del algoritmo para la detección de humo. Las pruebas se realizaron en seis (6) videos en diferentes escenarios que fueron grabados con la cámara IP.

4.1 Resultados del video 1: Escenario con condiciones normales (sin perturbaciones)

Detalles de video 1:

- Ubicación de grabación: Lavandería
- Nombre: Video_Humo_1completo.avi
- Duración: 00:00:56
- Velocidad de fotogramas: 15 fotogramas/segundo
- ✤ Resolución: 1280 × 960

A continuación, se presenta un fotograma del 20^{vo} segundo en la que se detectó el humo (ver Figura 4.1).



Figura 4.1 Fotograma 311 capturado en el 20^{vo} segundo. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

En la tabla 4.1, se presentan los resultados del video 1.

		DIAGN		
		EXISTENCIA DE HUMO	INEXISTENCIA DE HUMO	
ADO DEL ST	POSITIVO	315	0	315
TESULT/	NEGATIVO	35	499	534
		350	499	849

Tabla 4.1 Resultados de los fotogramas capturados en el video 1.

A partir de los datos anteriores, se estiman los siguientes resultados probabilísticos:

Cálculo de especificidad:

$$Especificidad(\%) = \frac{499}{499} \times 100$$

$$Especificidad(\%) = 100\%$$

Cálculo de sensibilidad:

$$Sensibilidad(\%) = \frac{315}{350} \times 100$$

$$Sensibilidad(\%) = 90\%$$

Cálculo de falsas alarmas:

$$fa(\%) = \frac{35}{849} \times 100$$

$$fa(\%) = 4.12\%$$

4.2 Resultados del video 2: Escenario con perturbación de persona con prenda blanca

Detalles de video 2:

- Ubicación de grabación: Sala
- Nombre: Video_Humo_2completo.mp4
- ✤ Duración: 00:01:03
- Velocidad de fotogramas: 15 fotogramas/segundo
- Resolución: 1920 x 1080

A continuación, se presenta un fotograma del 35^{vo} segundo en la que se detectó el humo (ver Figura 4.2).



Figura 4.2 Fotograma 529 capturado en el 35^{vo} segundo. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

En la tabla 4.2, se presentan los resultados del video 2.

		DIAGN		
		EXISTENCIA DE HUMO	INEXISTENCIA DE HUMO	
ADO DEL ST	POSITIVO	606	60	666
TESULT/	NEGATIVO	45	245	290
		651	305	956

Tabla 4.2 Resultados de los fotogramas capturados en el video 2.

A partir de los datos anteriores, se estiman los siguientes resultados probabilísticos:

Cálculo de especificidad:

$$Especificidad(\%) = \frac{245}{305} \times 100$$

$$Especificidad(\%) = 80.33\%$$

Cálculo de sensibilidad:

$$Sensibilidad(\%) = \frac{606}{651} \times 100$$

$$Sensibilidad(\%) = 93.09\%$$

Cálculo de falsas alarmas:

$$fa(\%) = \frac{105}{956} \times 100$$

$$fa(\%) = 10.98\%$$

4.3 Resultados del video 3: Escenario con perturbación de paredes blancas

Detalles de video 3:

- Ubicación de grabación: Pasillo 3^{er} Piso Pabellón de Laboratorios – USMP
- Nombre: Video_Humo_3completo.mp4
- Duración: 00:01:47
- Velocidad de fotogramas: 15 fotogramas/segundo
- Resolución: 1920 x 1080

A continuación, se presenta un fotograma del 46^{vo} segundo en la que se detectó el humo (ver Figura 4.3).



Figura 4.3 Fotograma 682 capturado en el 46^{vo} segundo. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

En la tabla 4.3, se presentan los resultados del video 3.

		DIAGNO		
		EXISTENCIA DE HUMO	INEXISTENCIA DE HUMO	
ADO DEL ST	POSITIVO	922	0	922
NEGATIVO		113	583	696
		1045	583	1618

Tabla 4.3 Resultados de los fotogramas capturados en el video 3.

A partir de los datos anteriores, se estiman los siguientes resultados probabilísticos:

Cálculo de especificidad:

$$Especificidad(\%) = \frac{583}{583} \times 100$$

Especificidad(%) = 100%

Cálculo de sensibilidad:

$$Sensibilidad(\%) = \frac{922}{1045} \times 100$$

Sensibilidad(%) = 88.23%

Cálculo de falsas alarmas:

$$fa(\%) = \frac{113}{1618} \times 100$$

$$fa(\%) = 6.98\%$$

4.4 Resultados del video 4: Escenario con perturbaciones de paredes blancas y persona con prenda blanca

Detalles de video 4:

- Ubicación de grabación: Habitación
- Nombre: Video_Humo_4completo.mp4
- Duración: 00:02:08
- Velocidad de fotogramas: 15 fotogramas/segundo
- Resolución: 1920 x 1080

A continuación, se presenta un fotograma del 101^{vo} segundo en la que se detectó el humo (ver Figura 4.4).



Figura 4.4 Fotograma 1512 capturado en el 101^{vo} segundo. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

En la tabla 4.4, se presentan los resultados del video 4.

		DIAGN		
		EXISTENCIA DE HUMO	INEXISTENCIA DE HUMO	
ADO DEL ST	POSITIVO	358	44	402
RESULT/ TE	NEGATIVO	67	1459	1526
		425	1503	1928

Tabla 4.4 Resultados de los fotogramas capturados en el video 4.

A partir de los datos anteriores, se estiman los siguientes resultados probabilísticos:

Cálculo de especificidad:

$$Especificidad(\%) = \frac{1459}{1503} \times 100$$

$$Especificidad(\%) = 97.07\%$$

Cálculo de sensibilidad:

$$Sensibilidad(\%) = \frac{358}{425} \times 100$$

$$Sensibilidad(\%) = 84.24\%$$

Cálculo de falsas alarmas:

$$fa(\%) = \frac{111}{1928} \times 100$$

$$fa(\%) = 5.76\%$$

4.5 Resultados del video 5: Escenario con perturbaciones de paredes blancas y persona

Detalles de video 5:

- Ubicación de grabación: Dormitorio
- Nombre: Video_Humo_5completo.mp4
- Duración: 00:02:29
- Velocidad de fotogramas: 59 fotogramas/segundo
- Resolución: 1920 x 1080

A continuación, se presenta un fotograma del 108^{vo} segundo en la que se detectó el humo (ver Figura 4.5).



Figura 4.5 Fotograma 6048 capturado en el 108^{vo} segundo. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

En la tabla 4.5, se presentan los resultados del video 5.

		DIAGNO		
		EXISTENCIA DE HUMO	INEXISTENCIA DE HUMO	
ADO DEL ST	POSITIVO	5972	40	6012
RESULT/ TE	NEGATIVO	845	2130	2975
		6817	2170	8987

Tabla 4.5 Resultados de los fotogramas capturados en el video 5.

A partir de los datos anteriores, se estiman los siguientes resultados probabilísticos:

Cálculo de especificidad:

$$Especificidad(\%) = \frac{2130}{2170} \times 100$$

$$Especificidad(\%) = 98.16\%$$

Cálculo de sensibilidad:

$$Sensibilidad(\%) = \frac{5972}{6817} \times 100$$

$$Sensibilidad(\%) = 87.60\%$$

Cálculo de falsas alarmas:

$$fa(\%) = \frac{885}{8987} \times 100$$

$$fa(\%) = 9.85\%$$

4.6 Resultados del video 6: Escenario con perturbaciones de sectores claros

Detalles de video 6:

- Ubicación de grabación: Laboratorio 3B Pabellón de Laboratorios – USMP
- Nombre: Video_Humo_6completo.mp4
- ✤ Duración: 00:01:06
- Velocidad de fotogramas: 15 fotogramas/segundo
- Resolución: 1920 x 1080

A continuación, se presenta un fotograma del 75^{vo} segundo en la que el sistema no detectó el humo debido a que no existe contraste entre el humo y el sector (ver Figura 4.6).



Figura 4.6 Fotograma 75 capturado en el 5^{to} segundo. Elaboración: Rolando Apolinario, Chesuaf Pinedo (2018).

En la tabla 4.6, se presentan los resultados del video 6.

		DIAGN		
		EXISTENCIA DE HUMO	INEXISTENCIA DE HUMO	
ADO DEL ST	POSITIVO	142	167	309
TESULT/	NEGATIVO	632	49	681
		774	216	990

Tabla 4.6 Resultados de los fotogramas capturados en el video 6.

A partir de los datos anteriores, se estiman los siguientes resultados probabilísticos:

Cálculo de especificidad:

$$Especificidad(\%) = \frac{49}{216} \times 100$$

$$Especificidad(\%) = 22.69\%$$

Cálculo de sensibilidad:

$$Sensibilidad(\%) = \frac{142}{774} \times 100$$

Sensibilidad(%) = 18.35%

Cálculo de falsas alarmas:

$$fa(\%) = \frac{755}{990} \times 100$$
$$fa(\%) = 76.26\%$$

El tiempo de detección por parte de los detectores de humo convencional es prolongado y se basa en la altura en las que están colocadas; en cambio, la detección de humo mediante cámaras IP realizan la detección más rápida y no necesita la altura en la que está colocada (ver Tabla 4.7).

	Video 1	Video 2	Video 3	Video 4	Video 5	Video 6
Detectores de humo convencionales	11 seg.	12 seg.	21 seg.	11 seg.	13 seg.	8 seg.
Detección de humo mediante cámara IP	2 seg.	2 seg.	3 seg.	5 seg.	3 seg.	5 seg.

Tabla 4.7 Tabla de resultados del tiempo de detección por parte de los detectores de humo convencional y detección de humo mediante cámaras IP.

CAPÍTULO V

DISCUSIONES Y APLICACIONES

Durante las pruebas se obtuvo una base de datos de seis (6) videos en ambientes diferentes capturados por la cámara IP seleccionada, se puede precisar que el ambiente debe contar una iluminación apropiada, para que el algoritmo diseñado brinde resultados positivos.

De acuerdo con las imágenes capturadas en una resolución original, el algoritmo está diseñado para redimensionar la resolución original a una resolución menor, sin distorsionar la imagen, esto se realiza con la finalidad para ahorrar carga computacional al sistema y obtener de forma más rápida los resultados requeridos.

Las aplicaciones para el diseño están enfocadas a las diversas empresas, instituciones médicas y educativas que cuentan con sistema de cámaras de video vigilancia dentro de ambientes cerrados, las cámaras servirían como seguridad y adicional se utilizaría como detector de humo para prevenir incendios y salvaguardar la vida de las personas.

El usar un sistema de cámaras de video vigilancia con protocolo IP se puede monitorear remotamente en cualquier parte del mundo, haciendo aún más útil la aplicación del diseño integrado en estos dispositivos de monitoreo.

Para una aplicación de mejora futura del diseño, se podría emplear algoritmos de redes neuronales y filtros de Kalman y fuzzy C-means para una mejor detección del humo.

CONCLUSIONES

- El sistema permite estimar con mayor rapidez si hay generación de humo, en un ambiente, con la finalidad de prevenir un posible incendio. El sistema logra una probabilidad de detección de humo entre un 85% a 100% y un porcentaje de falsa alarma de 0% a 15%, la probabilidad de detección también es determinista de acuerdo al color del ambiente en el que se está desarrollando.
- El sistema propuesto permite reutilizar las cámaras de video vigilancia tanto como sistemas de seguridad y detectores de humo. Asimismo, el sistema puede monitorearse desde cualquier parte del mundo, esto debido a que se emplean cámaras con protocolos IP.
- 3. Para determinar el valor referencial con el cual va a ser comparado el coeficiente de correlación para medir el grado de semejanza entre las imágenes, se logra mediante el análisis de color del ambiente. Por otro lado, el valor del coeficiente de correlación ayuda a analizar cada imagen, si en caso el valor sea alto indica que no hay presencia de personas y/o humo, en cambio si el coeficiente de correlación es bajo hay un índice de probabilidad de presencia de personas y/o humo.
- Para la determinación del humo, se aplica la técnica de segmentación por color para analizar las intensidades de color que posee el humo y así separarlo de otros objetos como personas.
- 5. La aplicación del filtro de mediana y la corrección gamma en las imágenes logra el mejoramiento para apreciar mejor la silueta del humo, con el fin de lograr la detección del humo en mayor proporción.
- Por cada escenario que se requiera monitorear con la integración del diseño, se necesitaría configurar el parámetro de correlación para reducir las falsas alarmas.

- 7. El diseño de la interfaz gráfica GUI en MATLAB es de fácil manejo e interacción con el usuario para la visualización de las imágenes analizadas.
- 8. El sistema presenta un déficit de detección en ambientes donde existan objetos con tonalidades claras (blancas, grises, amarillos, etc.), debido a que la tonalidad del humo se asemeja a estos objetos y no existe contraste entre uno y otro, por tanto, el sistema no lograría detectar el humo.

RECOMENDACIONES

- Para la implementación del sistema es fundamental conocer los modelos de cámaras IP compatibles con el software Matlab, pues la cámara IP debe contener el tipo de compresión códec MJPEG para establecer comunicación con el programa y poder realizar la captura y el procesamiento para la detección de humo.
- Es pertinente precisar que la grabación de imágenes sea en formato MP4, debido a que presenta una mejor resolución y es un formato compatible con MATLAB.
- 3. El ambiente que se monitorea debe contar con iluminación constante y adecuada no muy cerca de la cámara de seguridad con la finalidad de evitar que el sistema confunda el humo con otros objetos y por consiguiente las falsas alarmas.
- 4. Las paredes del ambiente no deben ser de color blanco o gris, debido a que el sistema puede confundir el color del humo con el de las paredes y emitir falsas alarmas.
- 5. La carga computacional que provoca el sistema, en el computador, es relevante, por ello para aliviar y disminuir el tiempo de procesamiento del sistema una forma recomendable es la reducción del tamaño de las imágenes.

FUENTES DE INFORMACIÓN

Bibliográfica:

González, R. y Woods, R. (2nd. Edition). (2002). *Digital Image Processing*. New Jersey. United Stated of America. Prentice-Hall, Inc.

González, R. y Woods, R. (3rd. Edition). (2008). *Digital Image Processing*. New Jersey. United Stated of America. Prentice Education, Inc.

González, R., Woods, R. y Eddins, S. (2nd. Edition). (2009). *Digital Image Processing using MATLAB*. United Stated of America. A Division of Gatesmark Publising ®, LLC.

Salomon, C. y Breckon, T. (1st. Edition). (2011). *Fundamentals of Digital Image Processing*. New Jersey. John Wiley & Sons, Ltd.

Electrónicas:

S.R.Vijayalakshmi (2010). "Smoke detection in video images using background subtraction method for early fire alarm system". Recuperado el 23 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/8321258/.

Li Ma, Kaihua Wu (2010). "Fire smoke detection in video images Using Kalman filter and Gaussian Mixture Color model". Recuperado el 23 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/5655555/.

Turgay Celik, Hüseyin Özkaramanli, Hasan Demirel (2007). "Fire and Smoke detection without sensors: Image Processing Based Approach". Recuperado el 23 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/7099116/.

Yuan De Fei, Hu Ying, Bi Feng-long (2015). "Video Smoke detection based on semitransparent Properties". Recuperado el 23 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/7161719/.

Alexander Filonenko, Danilo Cáceres, Kang-Hyun Jo (2017). "Fast Smoke Detection for Video Surveillance using CUDA". Recuperado el 23 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/8052150/.

Chao-Ching Ho, Tzu-Hsin Kuo (2009). "Real Time Video-Based Fire Smoke Detection System". Recuperado el 23 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/5229791/.

Divya Pritam, Jaya H. Dewan (2017). "Detection of fire using image processing techniques with LUV color space". Recuperado el 23 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/8226309/.

Nyma Alamgir, Wageeh Boles, Vinod Chandran (2015). "A Model Integrating Fire Prediction and Detection for Rural-Urban Interface". Recuperado el 23 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/7371217/.

Limin Guan, Hongyu Li, Kang Pang (2014). "Desing of the test Equipment for the Response Time of Smoke Detector Based on the Embedded System". Recuperado el 27 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/6747559/.

Xiaofei Ji, Xuan Xie, Xinmeng Zuo, Jiangtao Cao (2017). "Desing and implementation of smoke early warning system based on video analysis technology". Recuperado el 27 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/8108946/.

Qiang Zhang, Feng Liu, Xiangzhen Li, Bin Li (2017). "Dissipation Function and Vibe Based Smoke Detection in Video". Recuperado el 27 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/8221124/.

B.Ugur toreyin, Yigithan Dedeoglu (2005). "Wavelet Based Real Time Smoke Detection in Video". Recuperado el 27 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/7077943/.

84

DongKeun Kim, Yuan Fang Wang (2009). "Smoke Detection in Video". Recuperado el 27 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/5170635/

Oleksii Maksymiv, Taras Rak, Dmytro Peleshko (2017). "Real Time Fire Detection Method Combining AdaBoost, LBP and Convolutional Neural Network in Video Sequence". Recuperado el 29 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/7916148/

Z.J. Aleksic (2000). "Minimization of the optical smoke detector false alarm probability by optimizing its frequency characteristic". Recuperado el 29 de Marzo del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/836306/.

Yaqin Zhao, Guizhong Tang (2014). "Fire video recognition based on flame and smoke characteristics". Recuperado el 02 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/7009270/

Ibrahim Furkan Ince, Gyu-Yeong Kim, Geun-Hoo Lee, Jang-Sik Park (2014). "Patch-wise periodical correlation analysis of histograms for real-time video smoke detection". Recuperado el 02 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/6895008/

Rykhard Bohush, Nadzeay Brouka (2013). "Smoke and flame detection in video sequences based on static and dynamic features". Recuperado el 02 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/6710590/

Gabriela Miranda, Adriano Lisboa, Douglas Vieira (2014) "Color feature selection for smoke detection in videos". Recuperado el 03 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/6945479/

S. Saponara, L. Fanucci (2015). "Real-time imaging acquisition and processing system to improve fire protection in indoor scenarios". Recuperado el 03 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/7139152/

Hongda Tian, Wanqing Li, Lei Wang (2012). "A Novel Video-Based Smoke Detection Method Using Image Separation". Recuperado el 03 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/6298456/

Vladimir Sedlák, Viera Stopjaková, Juraj Brenkuš (2017). "A real-time method for smoke detection in monitored forest areas". Recuperado el 03 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/8053615/

Wang Yuanbin (2016). "Smoke Recognition Based on Machine Vision". Recuperado el 03 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/7545282/

Xingyong Lv, Wenbin Chen, I-fan Shen (2010). "Real-Time Dehazing for Image and Video". Recuperado el 03 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/5693028/

Jiaqiu Chen; Yaowei Wang; Yonghong Tian; Tiejun Huang (2013). "Wavelet based smoke detection method with RGB Contrast-image and shape constrain". Recuperado el 05 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/6706406/

Roberto Costantini, Luciano Sbaiz, Sabine Susstrunk (2013). "Dynamic Texture Synthesis: Compact Models Based on Luminance-Chrominance Color Representation". Recuperado el 05 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/4106972/

Magy Kandil; May Salama; Samia Rashad (2010). "Fire detection using a dynamically developed neural network". Recuperado el 05 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/5606095/

Chen-Yu Lee, Chin-Teng Lin, Chao-Ting Hong (2009). "Spatio-temporal analysis in smoke detection". Recuperado el 06 de Abril de 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/5478724/

86

Jie Hou, Jiaru Qian, Zuozhou Zhao, Peng Pan, Weijing Zhang (2009). "Fire Detection Algorithms in Video Images for High and Large-Span Space Structures". Recuperado el 06 de Abril de https://ieeexplore.ieee.org/document/5304997/

Alexander Filonenko, Danilo Cáceres Hernández, Wahyono, Kang-Hyun Jo (2016). "Smoke detection for surveillance cameras based on color, motion, and shape". Recuperado el 06 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/7819155/

Li Xuan, Zhang Hong (2017). "An improved canny edge detection algorithm". Recuperado el 07 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/8342913/

Li, Xiao-bing Han (2018). "Design of Multi Direction Real-Time Online Edge Detection System Based on FPGA". Recuperado el 07 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/8332814/

Ijaz Ahmad, Inkyu Moon, Seok Joo Shin (2018). "Color-to-grayscale algorithms effect on edge detection a comparative study". Recuperado el 07 de Abril del 2018 de https://ieeexplore.ieee.org/document/8330719/

ANEXOS

Anexo A. Estadística de emergencias atendidas a nivel Lima,	
Callao e Ica	89
Anexo B. Gasto estimado del diseño	89
Anexo C. Datos técnicos de los diferentes sistemas de detección	90
Anexo D. Especificaciones técnicas de la cámara Vivotek IP8161	91
Anexo E. Especificaciones técnicas del switch UTEPO	92
Anexo F. Especificaciones del Computador - Estación de Trabajo	92
Anexo G. Curva de la constante gamma " γ "	93
Anexo H. Interpretación del coeficiente de correlación de	
Spearman	94
Anexo I. Sensibilidad y especificidad	95
Anexo J. Especificaciones técnicas de la cámara de video Foscam	96
Anexo K. Especificaciones técnicas de la cámara de video D-Link	97
Anexo L. Especificaciones técnicas de la cámara de video	
TRENDnet	97
Anexo M. Especificaciones técnicas de la cámara de video AXIS	98
Anexo N. Especificaciones técnicas de la cámara de video Sony	98

Anexo A. Estadística de emergencias atendidas a nivel Lima, Callao e Ica



CUERPO GENERAL DE BOMBEROS VOLUNTARIOS DEL PERU COMANDO NACIONAL

> ESTADISTICA DE EMERGENCIAS ATENDIDAS A NIVEL LIMA, CALLAO E ICA TIPO DE EMERGENCIA - 2018

TIPO DE EMERGENCIA	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	ост	NOV	DIC	TOTAL
INCENDIO	592	442	507	456	178	0	0	0	0	0	0	0	2175
FUGA DE GAS	309	257	302	308	103	0	0	0	0	0	0	0	1279
EMERGENCIAS MEDICAS	3143	2861	3464	3235	1241	0	0	0	0	0	0	0	13944
RESCATES	182	157	191	149	46	0	0	0	0	0	0	0	725
DERRAME DE PRODUCTOS	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
CORTO CIRCUITO	141	119	131	140	52	0	0	0	0	0	0	0	583
SERVICIO ESPECIAL	88	94	128	149	55	0	0	0	0	0	0	0	514
ACCIDENTES VEHICULAR	702	620	760	778	270	0	0	0	0	0	0	0	3130
FALSA ALARMA	10	11	13	6	5	0	0	0	0	0	0	0	45
DESASTRES NATURALES	4	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6
TOTAL	5172	4562	5498	5221	1950	0	0	0	0	0	0	0	22403

Estadisticas procesada el 12/5/2018 a las 2:0 al 100% FUENTE: CUERPO GENERAL DE BOMBEROS VOLUNTARIOS DEL PERÚ

Figura A.1 Tabla de estadística de emergencias a nivel Lima, Callao e Ica, 2018.

Fuente: Bomberos voluntarios del Perú (2018). Estadística de emergencias atendidas a nivel Lima, Callao e Ica.

Anexo B. Gasto estimado del diseño

	DESCRIPCIÓN	COSTO
GASTOS MATERIALES	Cámara de video Poe Switch PoE Cable ETHERNET Soporte para Cámara	S/. 250.00 S/. 150.00 S/. 100.00 S/. 100.00
	Computador	S/. 2500.00
	Sub-Total	S/. 3000.00
	Aporte de Conocimientos Tiempo de Investigación	S/. 350.00 S/. 150.00
INTELECTUAL	Sub-Total	S/. 500.00
	S/. 3500.00	

Tabla A.1 Gasto estimado del diseño en soles.

Anexo C. Datos técnicos de los diferentes sistemas de detección

	Detector de humo fotoeléctrico	Detector de humo ionizado	Detección de uso mediante uso de cámaras
Marca	Bosch	Bosch	Bosch
Modelo	Series F220	D324A	Aviotec FCS-8000-VFD-B
Tecnología	Fotoeléctrico	Ionización	Cámara de video
Altura mínima para instalación	2.7 m.	2.7 m.	2 m.
Altura máxima para instalación	16 m.	16 m.	No especifica
Área cubierta	9 m.	9 m.	De acuerdo al tamaño del ambiente
Angulo de visión (HxV) 4:3	de (V) 4:3 No infiere en el No sistema		100° x 74° Panorámico 45° x 33° Tele
Velocidad de detección	cidad de Contacto con el Contacto con el humo		Inmediata
Objeto a detectar	Humo	Humo	Humo y fuego
Sensibilidad	10.8%/m	3.77%/m	No especifica
Velocidad del aire permisible	20 m/s	No especifica	No infiere en el sistema
Condiciones de operación	Condiciones de operación0 a 38ªC 0 a 95% HR no condensado0		0 a 50ªC 20 a 93% HR
Alimentación	16 a 30 VDC	17 a 41 VDC	12 VDC nominal PoE 48 VDC

Tabla A.2 Tabla comparativa de los datos técnicos de los diferentes sistemas de detección.

Fuente: Bosch security (2016). Productos.

Anexo D. Especificaciones técnicas de la cámara Vivotek IP8161

Especificaciones de la cámara:			
Sistema	- CPU: TI DM365 Soc - Flash: 128MB - RAM: 256MB - SO integrado: Linux 2.6		
Lente	- Montaje CS, varifocal, f = 3.1 ~ 8 mm		
Ángulo de visión	- 32.9° ~ 80.6° (horizontal) - 24.7° ~ 60.0° (vertical) - 41.0° ~ 102.1° (diagonal)		
Sensor de imagen	- Sensor CMOS en resolución 1600x1200.		
Video	 Compresión: H.264, MPEG-4 y MJPEG H.264: hasta 30 fps a 1280x720, hasta 15 fps a 1600x1200 MPEG-4: hasta 30 fps a 1280x720, hasta 15 fps a 1600x1200 MJPEG: hasta 30 fps a 1280x720, hasta 15 fps a 1600x1200 		
Red	 Ethernet 10/100 Mbps, RJ-45 Protocolos: IPv4, IPv6, TCP / IP, HTTP, HTTPS, UPnP, PoE, QoS, SNMP y 802.1x. Soporte Onvif 		
Dimensiones	- 154mm(D) x 72mm (W) x 62mm (H)		
Peso	- Neto: 664g		
Fuente de alimentación	- 12V DC - 24V AC - Consumo de energía: Máx. 8W - Power over Ethernet compatible con 802.3af		

Tabla A.3 Especificaciones técnicas de la cámara Vivotek IP8161.

Fuente: VIVOTEK (2015). Productos.

Anexo E. Especificaciones técnicas del switch UTEPO

Especificaciones técnicas			
Ítem	Descripción		
1	Protocolo	Standard IEEE 802.3af/at (PSE)	
		2 puertos Fast Ethernet Uplink	
2	Red	Capacidad: 1.25Gbps 4 puertos Ethernet	
		Rendimiento:0.88Mbps	
3	Fuente de alimentación	48V DC a 57V DC	
		Consumo: Max. 60 W PoE	
		IEE 802.3af compliant Power-over-Ethernet	

Tabla A.4 Especificaciones técnicas del switch UTEPO.

Fuente: UTEPO (2017). Productos.

Anexo F. Especificaciones del Computador - Estación de Trabajo

Tabla A.5 Tabla de especificaciones del Computador - Estación de Trabajo.

Especificaciones Técnicas del Computador- Estación de Trabajo				
Procesador	Intel core i5			
Memoria	8Gb			
Sistema Operativo	Windows 7 o superior			
Frecuencia del procesador	2.10 GHz			
Cantidad de Núcleos	2			
Tipo de memoria	DDR3			
Gráficos del procesador	Gráficos Intel HD 3000			





Figura A.2 Curvas de acuerdo al valor de la constante gamma "y".

Fuente: González R. y Woods. R. (2nd. Edition). (2002). Digital Image Processing. New Jersey. United Stated of America. Prentice Hall.
Anexo H. Interpretación del coeficiente de correlación de Spearman

Valor del coeficiente de correlación (ρ)	Interpretación	
1	Correlación positiva grande y perfecta	
0.9 a 0.99	Correlación positiva muy alta	
0.7 a 0.89	Correlación positiva alta	
0.4 a 0.69	Correlación positiva moderada	
0.2 a 0.39	Correlación positiva baja	
0.01 a 0.19	Correlación positiva muy baja	
0	Correlación nula	
-0.01 a -0.19	Correlación negativa muy baja	
-0.2 a -0.39	Correlación negativa baja	
-0.4 a -0.69	Correlación negativa moderada	
-0.7 a -0.89	Correlación negativa alta	
-0.9 a -0.99	Correlación negativa muy alta	
-1	Correlación negativa grande y perfecta	

Tabla A.6 Tabla de interpretación del coeficiente de correlación de Spearman.

Fuente: Mónica Alejandra Mondragón Barrera (2014). Uso de la correlación de Spearman en un estudio de intervención en fisioterapia.

Anexo I. Sensibilidad y especificidad

La sensibilidad y la especificidad son dos parámetros de probabilidad que cuantifican la fiabilidad diagnostica de una prueba.

Tabla A.7 Tabla de validez de una prueba diagnóstica.

		DIAGNO		
		EXISTENCIA DE HUMO	INEXISTENCIA DE HUMO	
ADO DEL ST	POSITIVO	Verdadero positivo (VP)	Falso positivo (FP)	(VP + FP)
RESULT/ TE	NEGATIVO	Falso negativo (FN)	Verdadero negativo (VN)	(FN + VN)
		(VP + FN)	(FP + VN)	(VP + FP + FN + VN)

Fuente: Pita Fernández, S., Pértegas Díaz, S. (2003). Pruebas diagnósticas: Sensibilidad y especificidad.

Especificidad:

$$Especificidad(\%) = \frac{VN}{VN + FP}$$

Sensibilidad:

$$Sensibilidad(\%) = \frac{VP}{VP + FN}$$

Probabilidad de falsas alarmas:

$$fa(\%) = \frac{FP + FN}{VP + FP + FN + VN}$$

Anexo J. Especificaciones técnicas de la cámara de video Foscam

ITEMS		FI9821W		
Image Sensor Image Sensor		1/4"Color CMOS Sensor		
	Display Resolution	1280*720 Pixels		
	Lens	f: 2.8mm, F:2.4		
	Mini. Illumination	0.5Lux		
Video	Image Compression	H.264		
	Resolution	720p (1280*720), VGA (640*480)		
	View	H.264 dual streaming		
	Image adjust	The brightness, contrast, saturation , is adjustable		
	Infrared mode	Automatic , manual (on/off)		
	Light Frequency	50Hz, 60Hz		
	Night visibility	Φ5mm 11 IR LEDs, Night visibility up to 8 meters		
	Pan/Tilt Angle	Horizontal:300 °& Vertical: 120 °		
Network	Ethernet	One 10/100Mbps RJ-45		
	Supported Protocol	TCP/IP, UDP/IP, HTTP, SMTP, FTP, DHCP, DDNS, UPNP		
	Wireless Standard	WIFI(IEEE802.11b/g/n)		
	Support IP address	static IP address, dynamic IP address		
Power	Power Supply	DC 5V/2.0A (EU,US,AU adapter or other types optional)		
	Power Consumption	8Watts (Max.)		
Alarm	Alarm detection	The motion detecting, detection threshold Settings		
	Alarm inform	Support Email、FTP etc alarm inform way		
Hardware	SD CARD	SD CARD (Support to 32G)		
Interface	Audio Input/Output	One audio input jack, One audio output jack.		
	Reset Buttons	One Reset		
	Ethernet	One 10/100Mbps RJ-45		
	Wireless Interface	WIFI antenna		
Environment	Operate Temper.	0°~ 55°C (32 F ~ 131 F)		
	Operating Humidity	10% ~ 80% non-condensing		
	Storage Temper.	-10°C - 60°(14 F - 140 F)		
	Storage Humidity	0% ~ 90% non-condensing		
Physical	Dimension	117(L) x114(W) x129mm(H)		
	Gross Weight	814g(Color Box Size:245 x 145 x 165mm)		
	Net Weight	348g		

Figura A.3 Especificaciones técnicas de la cámara de video Foscam.

Fuente: Foscam (2018). Productos.

Anexo K. Especificaciones técnicas de la cámara de video D-Link

	Technical Specifications		
	Camera		
	Hardware Profile	1/4' Megapixel progressive CMOS sensor S meter IR illumination distance Minimum illumination: 0 lux with IR LED on Guilt-in Infrared-Cut Removable (ICR) Filter module Built-in PIR sensor (5 meter)	Built-in microphone and speaker 10x digital zoom Focal length: 3.45 mm Aperture: F2.0
	Field of View	• (H)57.8°, (V) 37.8°, (D) 66°	
	Image Features	Configurable image size, quality, frame rate, and bit rate Time stamp and text overlays Configurable motion detection windows	Configurable privacy mask zones Configurable shutter speed, brightness, saturation, contrast, and sharpness
	Video Compression	H264/MPEG-4/MJPEG simultaneous format compression	H264/MPEG-4 multicast streaming JPEG for still images
·	Video Resolution	 16:9 - 1280 x 800, 1280 x 720, 800 x 450, 640 x 360, 480 x 270, 320 x 176, 176 x 144 up to 30 fps recording' 	 4:3 - 1024 x 768, 800 x 600, 640 x 480, 480 x 360, 320 x 240, 176 x 144 up to 30 fps recording'
	Audio Support	• G.726	• G711
ⓒ ◎ ≡	External Device Interface	10/100 BASE-TX Fast Ethemet port 802.11n wireless ⁸	DI/DO port MicroSD/SDHC card slot
	Network		
	Network Protocols	IPv6 IPv6 ICP/IP UDP UDP UCP/IP UCP OHCP client NTP client (D-Link) ONS client ODNS client ODNS client ODNS client FTP client FTP client	HTTP / HTTPS samba client PPIoE UPnP port forwarding RTP / HTSP/ HTCP IP filtering Ods CoS Multicast KGMP ONVF compliant
	Security	Administrator and user group protection Password authentication	HTTP and RTSP digest encryption



Fuente: D-Link (2018). Productos.

Anexo L. Especificaciones técnicas de la cámara de video TRENDnet

	AJUSTES	AJUSTES		
	Imagen	Modos de brillo, contraste, saturación, nitidez, balance de blancos, rotación, espejo (vertical/horizontal), blanco/negro, interior, exterior, modo de programación Disparador: 1/3.25s, 1/7.5s, 1/10s, y 1/15s		
TREIDNET	Ajuste de video	 Perfil 1: H 264/MPEG-4 Resolución: 1280 x 800, 640 x 400, 320 x 192, 160 x 96 Velocidad de cuadros máxima: 30fps Perfil 2: H 264/MPEG-4 Resolución: 640 x 400, 320 x 192, 160 x 96 Velocidad de cuadros máxima: 30fps Perfil 3: MJPEG Resolución: 1280 x 800, 640 x 400, 320 x 192, 160 x 96 Velocidad de cuadros máxima: 30fps Perfil 3: MJPEG Resolución: 1280 x 800, 640 x 400, 320 x 192, 160 x 96 Velocidad de cuadros máxima: 1280 x 800 @ 5fps, 640 x 400/320 x 192 @ 30fps Calidad JPEG: Muy Bajo, Bajo, Medio, Ato, Muy Ato Perfil 4: H 264/MPEG-4 Resolución: 640 x 400, 320 x 192, 160 x 96 Velocidad de cuadros máxima: 30fps RTSP: http://lipcamera_ip/3gpp 		
	Grabación	Códec de vídeo /MPEG4 (sin soporte de audio) Protocolos: RTSP, RTP		
	Instantánea	Resolución: Define resolución individual para hasta 4 pertiles Almacenamiento necesario: 32 MB (mínimo por perfil) Tipo de grabación: basado en eventos (detección de movimiento), continuo y programado		
	Ajustes del puerto	Evento disparador: detección de movimiento Acción: envía en tiempo real instantáneas o grabaciones de video vía FTP o correo electrónico.		
	Hora	Puerto HTTP: 80 (predeterminado) Puerto RTSP: 554 (predeterminado)		

Figura A.5 Especificaciones técnicas de la cámara de video TRENDnet. Fuente: TRENDnet (2018). Productos.

Anexo M. Especificaciones técnicas de la cámara de video AXIS

		Camera		General		
		Image sensor	1/4" progressive scan RGB CMOS	Casing	Color: White NCS S 1002-8	
	Lens	2.8 mm: 67" view3, F2.0, fixed iris, adjustable focus		Polycarbonate		
		Light sensitivity	1.2-100000 lux, F2.0	Memory	256 MB RAM, 128 MB Flash	
	Shutter time	1/8000 s to 1/6 s	Power	4.9-5.1 V DC, max. 6.5 W		
	Pan/Tilt/Zoom	Digital PTZ	Connectors	DC jack, RJ45 10BASE-T/100BASE-TX		
		Video	Edge storage Supports for micr		Supports for microSD/microSDHC/microSDXC card	
		Video compression	H.264 Main Profile (MPEG-4 Part 10/AVC), Motion JPEG		Support for recording to dedicated network-attached storage (NAS) For SD card and NAS recommendations see www.oxis.com	
		Resolutions Frame rate Video streaming	800x600 to 320x240	Operating	0 °C to 40 °C (32 °F to 104 °F)	
			25/30 fps in all resolutions with power line frequency 50/60 Hz	conditions	Humidity 20-80% RH (non-condensing)	
			Multiple, individually configurable streams in H.264 and Motion JPEG Controllable frame rate and bandwidth, VBR/CBR H.264, MPEG-4 Part 2	Approvals	EN 55022 Class B, EN 61000-3-2, EN 61000-3-3, EN 55024, FCC Part 15 Subpart B Class B, ICES-003 Class B, VCCI Class B, C-tick CISPR 22, KCC Class B, IEC/EN 60950-1 Power supply: EN 60950-1, cCSAus	
		Image settings	Compression, Color, Brightness, Sharpness, Contrast, White balance, Exposure value, Backlight compensation, Text and image overlay, Privacy mask, Mirroring, Rotation including Corridor	Weight	110 g (0.24 lb)	
	A05-			Included	Power supply, Stand and clamp, Installation Guide, Windows decoder 1-user license	
		Network	romas	Optional accessories	AXIS PoE Active Splitter 5 V AF AXIS T8414 Installation Display	
	Security	Password protection, IP address filtering, HTTPS ^b encryption, IEEE 802.1X ^b network access control, Digest authentication, User access log	Video management software	AXIS Camera Companion, AXIS Camera Station, Video management software from Axis' Application Development Partners available on www.gris.com/techsuo/software		
	Supported protocols	Supported protocols	IPv4/v6, HTTP, HTTPS ^b , SSL/TLS ^b , QoS Layer 3 DiffServ, FTP, CIFS/SMB, SMTP, Bonjour, UPnP TM , SNMPv1/v2c/v3 (MIB-II), DNS, DynDNS, NTP, RTSP, RTP, TCP, UDP, IGMP, RTCP, ICMP, DHCP,	Warranty	Axis 1-year warranty and AXIS Extended Warranty option see www.axis.com/warranty	
			ARP, SOCKS	a. Horizontal ang	le of view	

Figura A.6 Especificaciones técnicas de la cámara de video AXIS.

Fuente: AXIS (2018). Productos.

Anexo N. Especificaciones técnicas de la cámara de video Sony

	SNC-CH110
Camera	
Image device	1/3.8 type CMOS sensor
Minimum illumination	5.0 lx / AGC 30dB / 50IRE [IP]
Number of effective pixels (H x V)	1.3Megapixel (1296×985)
Electronic shutter speed	1/2 s to 1/10000 s
Gain control	Auto
Exposure control	Auto, EV Compensation, Auto Slow Shutter
White balance mode	Auto(ATW, ATW-PRO), Preset, One-push WB, Manual
Lens type	fixed
Horizontal viewing angle	80.7 degrees
Focal length	1=2.34
F-number	F2.8
Minimum objects distance	500 mm
Camera Features	
Day/Night	Yes (electrical D/N)
Noise reduction	Yes
Image	
Codec image size (H x V)	1280x960, 1280x720, 1024x768, 1024x576, 768x576, 720x576, 704x576, 800x480, 720x480, 640x480, 640x368, 384x288, 352x288, 320x240, 320x192, 176x144
Video compression format	H.264, MPEG-4, JPEG
Codec streaming capability	Dual streaming
Maximum frame rate	JPEG / MPEG-4 / H.264: 30fps (1280x960 / 1280x720)
Scene Analytics	
Intelligent motion detection	Yes
Network	
Protocols	IPv4, IPv6, TCP, UDP, ARP, ICMP, IGMP, HTTP, HTTPS, FTP (client), SMTP, DHCP, DNS, NTP, RTP/RTCP, RTS SNMP (MIB-2)
ONVIF conformance	Yes (Version 1.01)
Number of clients	5
Authentication	IEEE802.1X

Figura A.7 Especificaciones técnicas de la cámara de video Sony.

Fuente: Sony (2018). Productos.