

This file has been cleaned of potential threats.

If you confirm that the file is coming from a trusted source, you can send the following SHA-256 hash value to your admin for the original file.

c6e9e0d8d2974ad83528b544228fbdbe3d999f0fa093f70a257c40034d7ed88d

To view the reconstructed contents, please SCROLL DOWN to next page.



UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

MAESTRÍA EN MATEMÁTICA MENCIÓN MODELACIÓN MATEMÁTICA

Tema:

La transformada Wavelet en la Modelización de la detección de movimiento para optimizar secuencias de imágenes

AUTOR:

Maliza Cruz Wellington Isaac

DIRECTOR TFM:

PhD Sánchez Casanova Ricardo

Milagro, abril 2022

ECUADOR

ACEPTACIÓN DEL TUTOR

Por la presente hago constar que he analizado el proyecto de postgrado presentado por Wellington Isaac Maliza Cruz, para optar al título de Magister en Matemáticas y que acepto tutoriar al estudiante, durante la etapa del desarrollo del trabajo hasta su presentación, evaluación y sustentación.

Milagro, a los 04 días del mes de Enero del 2022



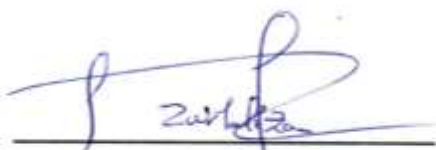
Ph.D. Sánchez Casanova Ricardo

D.N.I. I682897

DECLARACIÓN DE AUTORÍA DE LA INVESTIGACIÓN

El autor de esta investigación declara ante el Comité Académico del Programa de Maestría en Matemáticas de la Universidad Estatal de Milagro, que el trabajo presentado es de mi propia autoría, no contiene material escrito por otra persona, salvo el que está referenciado debidamente en el texto; parte del presente documento o en su totalidad no ha sido aceptado para el otorgamiento de cualquier otro Título de una institución nacional o extranjera.

Milagro, a los 29 días del mes de Abril del 2022



Maliza Cruz Wellington Isaac

C.I. 1203052343

CERTIFICACIÓN DE LA DEFENSA

CERTIFICACIÓN DE LA DEFENSA

El TRIBUNAL CALIFICADOR previo a la obtención del título de **MAGÍSTER EN MATEMÁTICA MENCIÓN MODELACIÓN MATEMÁTICA**, otorga al presente proyecto de investigación en las siguientes calificaciones:

TRABAJO DE TITULACION	52.33
DEFENSA ORAL	35.00
PROMEDIO	87.33
EQUIVALENTE	Muy Bueno



Phd. LEON PLUS EDWIN EVARISTO
PRESIDENTE/A DEL TRIBUNAL



SANCHEZ CASANOVA RICARDO
DIRECTOR/A DE TFM



Mqs VISTIN VISTIN JAIR MANUEL
SECRETARIO/A DEL TRIBUNAL

DEDICATORIA

A toda mi familia, que siempre ha estado conmigo

AGRADECIMIENTO

A mi Señor Jesús, mi Dios, por acompañarme en ésta trayectoria
estudiantil

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

PhD Fabricio Guevara Viejó
Rector de la Universidad Estatal de Milagro
Presente.

Mediante el presente documento, libre y voluntariamente procedo a hacer entrega de la Cesión de Derecho del Autor del Trabajo realizado como requisito previo para la obtención de mi Título de Cuarto Nivel, cuyo tema fue "La transformada Wavelet en la Modelización de la Detección de Movimiento para optimizar secuencias de imágenes" y que corresponde al Vicerrectorado de Posgrado y Educación Continua

Milagro, a los 29 días del mes de Abril del 2022

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'W. Maliza', is written over a horizontal line.

Ing. Wellington Isaac Maliza Cruz
C.I. 1203052343

ÍNDICE GENERAL

ACEPTACIÓN DEL TUTOR.....	ii
DECLARACIÓN DE AUTORÍA DE LA INVESTIGACIÓN.....	iii
CERTIFICACIÓN DE LA DEFENSA	iv
DEDICATORIA	v
AGRADECIMIENTO	vi
CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR	vii
ÍNDICE GENERAL	viii
ÍNDICE DE TABLAS.....	x
ÍNDICE DE GRÁFICOS	xi
Resumen.....	xii
Abstract.....	xiii
Introducción	1
CAPÍTULO I.....	3
1.1 Planteamiento del problema.....	3
1.2 Delimitación del problema	4
1.3 Formulación del problema	5
1.4 Preguntas de Investigación.	5
1.5 Objetivos	6
1.5.1 Objetivo general	6
1.5.2 Objetivos Específicos	6
1.6 Justificación.....	6
1.7 Conceptualización y operacionalización de variables.....	6
CAPÍTULO II.....	8
MARCO TEORICO	8
2.1 Marco teórico	8
2.1.1 Wavelet en las estrategias y en las etapas.....	8
2.1.2 Caracterizando la detección	10
2.2 Marco conceptual.....	16
2.3 Marco referencial	16
CAPÍTULO III	18
MARCO METODOLÓGICO	18
3.1 Diseño de la investigación	18
3.2 Tipo de métodos de investigación	18
3.3 Tipo de muestra	19
3.4 Población y muestra	19

3.5	Instrumento de recolección de información	19
3.6	Determinación de los expertos	20
3.7	Experimentación	24
3.7.1	Análisis de los resultados	27
3.7.2	Observaciones generales.....	30
3.7.3	Evaluación de la solución.....	31
CAPITULO IV.....		39
PROPUESTA.....		39
4.1	Título.....	39
4.2	Objetivos	39
4.2.1	Objetivo general	39
4.2.2	Objetivos específicos.....	39
4.3	Alcance de la propuesta del modelo matemático	39
Transformada Wavelet de imágenes de video.....		41
4.4	Diseño del modelo matemático	43
4.5	Evaluación de la propuesta	45
Conclusiones:		46
Recomendaciones:		47
BIBLIOGRAFÍA		48
ANEXOS		51
ANEXO # 1		51
ANEXO # 2		52
ANEXO # 3		53
ANEXO # 4		54
ANEXO #5		55
ANEXO # 6		56

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.- Operacionalización de las variables	7
Tabla 2.- Coeficiente de conocimiento Kc	22
Tabla 3.- Coeficiente de argumentación Ka	23
Tabla 4.- Análisis de resultados	27
Tabla 5.- Categoría Baseline.....	36
Tabla 6.- Matriz de confusión por video.....	37
Tabla 7.- Matriz de confusión de la categoría Baseline (overall)	38

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Figura 1.- Transformada de Fourier de una señal estacionaria con cuatro componentes de frecuencia 10, 25, 50 y 100 Hz	11
Figura 2.- Representación de la recta de puntos de corte	25
Figura 3.- Estructura de la base de datos	32

Resumen

En la video vigilancia, la detección de objetos en movimiento en una secuencia de imágenes es muy importante para el seguimiento de traza de objetos, reconocimiento de actividad y comprensión de comportamiento. Entre las estrategias más utilizadas para la detección de movimiento con bajo costo computacional están el Background Subtraction, eliminación del fondo y la Temporal Differencing, Diferencia temporal.

En esta investigación se propone un esquema de reconstrucción Wavelet para la detección del movimiento. En primera instancia las series de imágenes espaciales 2D consecutivas a lo largo del eje del tiempo son reordenadas como series de imágenes espacio-temporales 2D a lo largo de un eje espacial. En cada una de las imágenes mencionadas, la región estática de fondo forma un patrón de línea vertical, y los objetos en movimiento crean una estructura no vertical irregular en la imagen.

La transformada Wavelet se aplica para eliminar el patrón de línea vertical el fondo o Background y retener solo el objeto en movimiento o Foreground en la imagen reconstruida. El método propuesto es una solución global que identifica los objetos en movimiento basado en variaciones estructurales en la imagen completa y sus patrones. Es por tanto muy robusto ante el ruido y variaciones locales del nivel de gris. Puede extraer correctamente la forma de los objetos en movimiento. Se propone estudiar la utilización de las Wavelets para reducir el costo computacional de la reconstrucción de Fourier realizada en el artículo [1]. Se presenta un mecanismo de validación con una base de datos estandarizada.

Palabras Claves: modelo matemático, función wavelet, transformada wavelet, filtro pasa banda.

Abstract

In video surveillance, the detection of moving objects in a sequence of images is very important for object trace tracking, activity recognition and behavior understanding. Among the most used strategies for motion detection with low computational cost are Background Subtraction and Temporal Differencing. In this research, a Wavelet reconstruction scheme for motion detection is proposed. First the series of consecutive 2D spatial images along the time axis are rearranged as series of 2D spatial-temporal images along a spatial axis. In each of the 2D space-time images, the background static region forms a vertical line pattern, and moving objects create an irregular non-vertical structure in the image. The Wavelet transform is applied to remove the vertical line pattern the Background and retain only the moving object or Foreground in the reconstructed image. The proposed method is a comprehensive solution that identifies moving objects based on structural variations in the complete image and their patterns. It is therefore very robust against noise and local variations in the gray level. It can correctly extract the shape of moving objects. It is proposed to study the use of Wavelets to reduce the computational cost of the Fourier reconstruction carried out in article [1]. A validation mechanism with a standardized database is presented.

Introducción

El cómputo del flujo óptico es una cuestión básica en la campaña de la visión por ordenador. Es el cimiento para un vasto número de adaptaciones como pueden ser la visión estereoscópica y la reconstrucción tridimensional de escenas; la indagación de la circulación de objetos en sucesiones de imágenes; la investigación de imágenes médicas; el guiado de robots; la detección de colisiones y otras muchas. Este cálculo consiste en la aproximación del recorrido que padecen los objetos de una escena, a partir de una sucesión de imágenes. El rastreo de patrones de movimiento es un instrumento muy útil en varios aspectos del conocimiento y de la industria, ya sea para un análisis del comportamiento, seguridad o incluso el resultado medico de variadas enfermedades.

Es el suceso, por ejemplo, de la seguridad y el transporte en las ciudades que exhiben un elevado tráfico vehicular como ocurre en la Zona 5 de nuestro país, Ecuador. Donde el seguimiento no supervisado de movimientos no autorizados por parte de los automóviles es de gran provecho para dar una señal de advertencia a los encargados de la seguridad.

De forma semejante, la detección de infracciones automovilísticas, como choferes efectuando cierto cruce o giro en U prohibido, serían mucho más viable en ciudades en las cuales el parque automotor es tan elevado. Al igual que, la comparación de patrones de movimiento es extremadamente útil en aplicaciones deportivas, donde la investigación de los movimientos justos y regulados, se hace fundamental para la mejora de la práctica de cada deporte. Igualmente, la valoración de algunos movimientos no legales en ciertas materias deportivas se posibilita y se precisa con un estudio ordenado por computadora, reduciendo la responsabilidad de la parcialidad en los jueces.

Contienen una enorme abundancia de modos y algoritmos para hacer un estudio del movimiento detallado en una secuencia de video. Antes que nada, la aproximación del tema en una secuencia espacio-temporal, requerida usualmente en métodos de acción-reconocimiento, implica una elevada sensibilidad al sonido y a fluctuaciones en la iluminación, además de requerir una configuración ad-hoc. Por otra parte, algoritmos que necesitan el aprendizaje anterior de actividades como aquellos que usan redes neuronales están prohibidos, en su aplicación, a un mínimo conjunto de actividades preestablecidas, en redes supervisadas.

A propósito, el proceso de detección de un objeto en la imagen se desarrolla dentro del espacio coordinado de la imagen en 2D.

La detección consiste en extraer las mismas características tanto del objeto que se desea identificar como del resto de los diferentes objetos en la imagen, de tal forma que las características puedan ser comparables entre sí.

En la actualidad las tecnologías de filmación inteligentes se imponen sobre los sistemas de video vigilancia pasivos, ya que estos pueden detectar los objetos en movimiento en la etapa inicial y luego procesar tareas como clasificación de objetos, seguimiento, descripción de comportamiento de objetos, reconocimiento, entre otras.

Esta información puede ser muy valiosa para la seguridad en general, esto incluye departamentos policiales o de investigación policial para evidencias legales [6], y también para monitoreo de ecosistemas [1].

CAPÍTULO I

1.1 Planteamiento del problema

Consideramos que la video vigilancia es el compuesto de técnicas empleadas para descubrir, estudiar o perseguir objetos de modo autónoma en base de secuencias de imágenes obtenidas por una cámara. Entre sus principales aplicaciones, por muestra, en la localización de intrusos en zonas de confianza, la inspección de circulación en carreteras, aduanas, puertos, aeropuertos, vigilancia de procesos industriales y observación de multitudes.

Con relación a los diversos ecosistemas en la República de Ecuador, tienen un elevado costo turístico por la proximidad de los mismos a partir las principales ciudades de la zona. El saber cómo funciona, su sitio geográfico, constitución del panorama y su geografía. Muestra la riqueza y es muy importante para su desarrollo.

Dentro del mundo de la detección de movimiento se destacan además diferentes estrategias a seguir para resolver el problema según las características del mismo si presenta cambios dinámicos en la zona que no es objetivo, fondo o Background, si la cámara se mueve, si las imágenes no son buenas, si se requiere rapidez sobre precisión, etc, dentro de las más relevantes de estas estrategias están:

- Background Subtraction (Utilizada por ejemplo en el artículo [6])
 - ✓ Calcula la diferencia entre el cuadro actual y el de referencia.
 - ✓ Extrae la máscara de movimiento más completa.
 - ✓ Es susceptible a cambios dinámicos en el fondo (como iluminación)
 - ✓ Requiere actualización del cuadro de referencia.
 - ✓ Computacionalmente eficiente.
- Temporal Differencing (Utilizada por ejemplo en los artículos [7] y [11])
 - ✓ Calcula la diferencia entre un cuadro y otro.
 - ✓ Extrae la máscara de movimiento incompleta.
 - ✓ Se comporta bien ante cambios dinámicos en el fondo.
 - ✓ Requiere lidiar con problemas como el ghosting o falsas detecciones
 - ✓ Computacionalmente eficiente.

- Optical Flow (Utilizada por ejemplo en los artículos [15], [16], [8], [9] y [5])
 - ✓ Calcula el patrón de movimiento aparente de los objetos utilizando características del vector de flujo.
 - ✓ Mejor precisión.
 - ✓ Alto costo computacional.

En el ámbito de la detección de movimiento, se puede pre procesar o no las secuencias de imágenes a tratar antes de detectar el movimiento, esto se hace en dependencia de las características del problema a tratar.

Se han utilizado metodologías distintas en las estrategias y en las diferentes etapas. En el pre procesamiento se ha utilizado la descomposición por sub bandas [7], la selección de sub mallas de píxeles para clustering, la descomposición Wavelet, la modelación estadística gaussianas, la modelación de la ecuación de Flujo Óptico [8], la segmentación y la detección de bordes.

En el procesamiento se utilizan con cualquiera de las tres estrategias mencionadas anteriormente marcos estadísticos [12], métodos matemáticos [8], propiedades estructurales y descomposición en bandas [1]. En la etapa final generalmente se aplica una segmentación [1] o clustering [3].

1.2 Delimitación del problema

Con el objetivo de lograr mayor eficiencia, en el mundo de la video vigilancia han sido propuestas muchas formas de explotar las características de las descomposiciones Wavelet [2], [6], [7], [9] y [14].

La idea es primeramente reorganizar las series de imágenes espaciales 2D consecutivas a lo largo del eje del tiempo como imágenes espacio-temporales 2D a lo largo del eje espacial.

En cada imagen espacio-temporal la región de fondo estático forma un patrón de línea vertical, y los objetos en movimiento crean una estructura irregular y no vertical en la imagen. La transformada de Fourier es aplicada para eliminar el patrón de línea vertical llamado fondo y retener solo el movimiento en la imagen reconstruida.

En la mayoría de los casos, las técnicas identifican las regiones en movimiento basadas en estadísticas sobre el nivel de gris o color, o en las diferencias de cada píxel individual en el tiempo.

Indudablemente la situación que se presenta en la investigación está dada en la

detección de movimiento desde una perspectiva estadística en píxeles separados causa el cual el modelo de actualización del fondo sea menos adaptable a cambios radicales en el ambiente, y los métodos de Temporal Differencing menos exactos al extraer la forma completa de un objeto en movimiento. En el artículo [1] se propone un esquema de reconstrucción con Fourier del aspecto estructural del patrón global de la imagen para la detección de movimiento en videos.

Realizaremos el preprocesamiento del fondo pues es eliminado basado en su representación global en el plano de imagen x-t, no por estadísticas en el nivel de gris ni por la diferencia de cada píxel individual en el tiempo. El patrón vertical lineal en el plano de imagen x-t puede ser fácilmente eliminado identificando los componentes de frecuencia de mayor energía en el espectro de Fourier, igualándolos a cero y finalmente transformando de vuelta a la imagen del dominio espacial utilizando la transformada de Fourier inversa.

Luego haremos una segmentación simple. Este método es una aproximación global que identifica los objetos en movimiento basado en variaciones estructurales en la imagen de patrón completa.

Es por tanto muy robusto para adaptarse a las variaciones del ruido y de los niveles de gris. Extrae correctamente la forma de los objetos en movimiento a varias velocidades y responde muy bien a ambientes dinámicos. Su única desventaja es el alto costo computacional.

1.3 Formulación del problema

¿En qué medida contribuirá la Transformada Wavelet en la Modelización de la detección de movimiento para optimizar secuencias de imágenes?

1.4 Preguntas de Investigación.

- ¿Qué características epistemológicas y bibliográficas se conoce acerca del estado del arte sobre la Transformada Wavelet?
- ¿Es posible revisar el algoritmo a seguir para el rastreo de actividad en serie de figuras propias de video vigilancia de interiores?
- ¿Cómo contribuir al rastreo de objetos impulsados en secuencias de imágenes y reducir su costo computacional?

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo general

Aplicar la Transformada Wavelet en la modelización matemática para cada etapa de la detección y en la localización de secuencias de ilustraciones graficas propias de video vigilancia de interiores.

1.5.2 Objetivos Específicos

- 1.- Revisar de la literatura sobre métodos de detección de movimiento, profundizando en los enfoques basados en las estrategias de Background Subtraction y Temporal Differencing y en la utilización de la transformada Wavelet y de la revisión de la literatura relativa a los tipos de problemas objetivo dentro del video vigilancia, así como las características de cada uno de ellos.
- 2.- Estudiar de la descomposición Wavelet.
- 3.- Analizar el efecto de la utilización de la transformada Wavelet en el mejoramiento de la eficiencia en el algoritmo del artículo de referencia para el descubrimiento de una circulación en secuencias de retratos propias de video vigilancia de interiores.

1.6 Justificación

El presente trabajo tiene su origen en el servicio de seguridad, tanto en entornos públicos como privados. Para garantizarlo, se utilizan diversos desarrollos tecnológicos, como los sistemas de video vigilancia, que facilitan el trabajo de los organismos de seguridad mediante el análisis de secuencias de video.

De hecho, en la video vigilancia, la detección de objetos en movimiento en una secuencia de imágenes es muy importante para el seguimiento de traza de objetos, reconocimiento de actividad y comprensión de comportamiento.

La aplicación de esta hipótesis presupone constatar la valoración del esquema de reconstrucción Wavelet para la detección de objetos en movimiento en secuencias de imágenes, así como la descomposición con Fourier para reducir su costo computacional y las posibilidades de experimentación.

1.7 Conceptualización y operacionalización de variables

Variable independiente: Rastreo de objetos en movimiento en sucesión de imágenes.

Variable dependiente: Esquema de reconstrucción Wavelet para la detección del movimiento.

1.8

Tabla 1

Operacionalización de las variables

Variable	Definición conceptual	Indicadores	Técnica
Independiente: Rastreo de objetos en movimiento en sucesión de imágenes.	Es utilizada para el rastreo de objetos en movimiento en sucesión de imágenes, aprovechando las ventajas de la descomposición con Fourier e intentando a su vez reducir su costo computacional entonces se podrá utilizar en el rastreo de actividad en serie de figuras propias de video vigilancia de interiores.	Sensibilidad, la cual es la probabilidad de que para un elemento con movimiento se obtenga en el algoritmo a evaluar un resultado positivo	Prueba de ajuste
Dependiente: Esquema de reconstrucción Wavelet para la detección del movimiento.	Es un modelo matemático que utiliza las wavelets las que también se las llama onduletas, son funciones que satisfacen ciertos requerimientos matemáticos y son utilizadas para la representación de datos o de otras funciones. Las wavelets son muy adecuadas para aproximación de datos con variaciones o con discontinuidades abruptas.	La categoría Shadow se concentra en videos con problemas de presencia de sombras que entorpecen la detección del movimiento y la categoría Thermal muestra imágenes térmicas con poco contraste	Registro de datos muestrales

Fuente: (Ricardo Sanchez Casanova, 2021)

Elaborado por: El autor

CAPÍTULO II

MARCO TEORICO

2.1 Marco teórico

En el segundo capítulo de la investigación se analiza cómo detectar movimiento utilizando Wavelet, la caracterización del problema objetivo de la detección y algunos conceptos básicos de la Wavelets.

2.1.1 Wavelet en las estrategias y en las etapas

Dentro del mundo de la detección de movimiento, se puede pre procesar o no las secuencias de imágenes a tratar antes de detectar el movimiento, esto se hace en dependencia de las características del problema a tratar, por lo general Wavelet está presente en el pre procesamiento.

- Se ha utilizado Wavelet con cualquiera de las estrategias mencionadas, tanto en el pre procesamiento como en la detección propiamente.

Ejemplos donde se refleja la presencia de Wavelet:

En el pre procesamiento, por ejemplo, en el artículo [7], y luego se hace Temporal Differencing como estrategia para la detección.

En el pre procesamiento, por ejemplo, en el artículo [10] se hace estimación del flujo óptico basado en un análisis de bases Wavelet discreto. La ecuación diferencial de flujo óptico es proyectada en Wavelets analíticas, esto lleva a sistemas lineales pequeños locales que se resuelven para encontrar el desplazamiento visual.

En el procesamiento, por ejemplo, en el artículo [2] se utiliza el índice z-score que viene de la descomposición Wavelet para hacer una prueba dos veces que elimina fantasmas, esta idea viene de la idea de la double frame differencing.

En el procesamiento, por ejemplo, en el artículo [6], se hace Background Subtraction utilizando ventajas de las características de las descomposiciones Wavelet. En este artículo no se pre procesa.

Se ha utilizado segmentación, detección de bordes, localización de objetos, clasificación de objetos, antes de efectuar la detección de movimiento y mezcladas con la propia detección.

Son casos donde se refleja la presencia de estas técnicas en las diferentes

etapas:

Por ejemplo, en el artículo [2], se realiza una prueba z-score, el z-score proviene de los coeficientes Wavelet, pero lo cierto es que los píxeles del movimiento son detectados como periféricos o bordes en la distribución normal por esta prueba. El umbral de la prueba es optimizado maximizando la precisión y la medida en muchos cuadros de entrenamiento.

Otro ejemplo, en el artículo [3] se quiere detectar movimiento en secuencias de imágenes con ambiente dinámico con grandes cambios de iluminación. Se logran buenos resultados dada la definición de objeto en movimiento que se ofrece, se toman píxeles en movimiento como base en lugar de cuadraditos en movimiento como se puede hacer también. Se toma una cámara que se mueve, es decir un ambiente exterior complejo.

Como primer paso se extrae y describe una sub malla de píxeles en movimiento, ahí se quedan los píxeles que no se mueven y ya no hay que procesarlos más, de esta manera se ha elegido detectar movimiento solo en algunos puntos y su vecindad. Luego un descriptor de indicador múltiple es asociado a cada uno de estos puntos y entonces son formados clústeres de puntos utilizando una técnica de mean shift con ancho de banda variable con selección automática del ancho de banda.

Finalmente, la segmentación del objeto asociado a un clúster dado se realiza utilizando reducción de grafos. Como se observa primero se detecta el movimiento y luego se segmentan los objetos. Se desprecian muy bien las hojas de los árboles y esto se ve en la experimentación.

Otro ejemplo con Flujo Óptico en el artículo [4] se presenta un método para estimar el campo de velocidad para los puntos de los contornos en movimiento en una secuencia de imágenes 2-D minimizando los cambios en la curvatura.

El método determina el punto correspondiente en el próximo cuadro de imagen considerando el cambio de la curvatura de un punto dado del contorno. Primero se localizan las curvas suaves, luego estas curvas extraídas son seguidas continuamente. Cada punto en un contorno tiene un único punto correspondiente en el contorno en el próximo cuadro siempre que la distribución de la curvatura del contorno varíe suavemente. Se detectan los bordes y luego el movimiento a partir de ellos.

Otro ejemplo en el artículo [5] se hace seguimiento de objeto utilizando las esquinas y se incorpora el color en la representación del problema que se ofrece.

Luego de esta revisión, es posible plantear las características del problema objetivo de la detección y seleccionar una estrategia según dichas características.

2.1.2 Caracterizando la detección

Los casos de uso principales de la detección de movimiento en secuencias de imágenes actualmente son la video vigilancia y el monitoreo de tráfico. La presente investigación plantea la necesidad de una aplicación de video vigilancia.

La aplicación que es objetivo de la investigación, se requiere que abarque vigilancia de movimientos de pacientes en rehabilitación, vigilancia de niños y vigilancia de locales.

Caracterizando el problema objetivo para enfocar los esfuerzos, lo cual es el primer paso para atacar un problema de detección de movimiento:

- La aplicación se requiere para interiores o exteriores sin grandes cambios en el fondo no dinámico.
- No hay movimiento de la cámara.
- Las imágenes tendrán buena precisión, no habrá mucho ruido ni imperfecciones.
- En algunos casos si se tendrá información previa, por ejemplo, para el caso de los movimientos de pacientes en rehabilitación se conoce información del movimiento que deben realizar de manera correcta.
- Si se requiere de rapidez sobre la precisión, pues un robo en un local cerrado debe ser anunciado de inmediato, al igual que un movimiento peligroso de un bebé en su cuna, por ejemplo.

Luego de tener caracterizado el problema objetivo de la detección de movimiento, se procede a escoger las metodologías y/o estrategias que se utilizarán para enfrentar el problema objetivo acorde a sus características y a lo que se plantea como objetivo realizar el presente trabajo que es utilizar Wavelet en la detección de movimiento en secuencias de imágenes. Se

hace también a continuación, una introducción del origen de la propuesta para terminar la sección planteando dicha propuesta de solución.

Se impone un breve recorrido por el surgimiento y algunos fundamentos de las Wavelets y su Transformada.

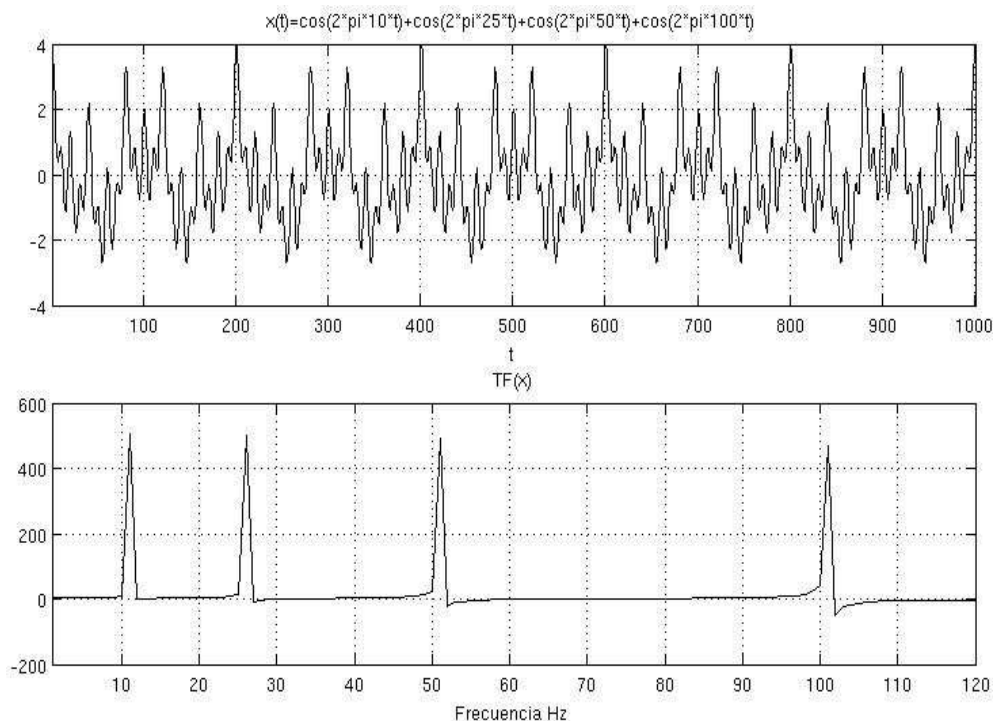
Uno de los caminos que condujeron al nacimiento de la teoría wavelet fue la localización tiempo - frecuencia. Para el estudio de las frecuencias que componen una función continua de valores reales y cuadrado integrable (x) $\in L2(\mathfrak{R})$, Fourier en 1807 propuso una transformación de $f(x)$ a través de las funciones trigonométricas denominada Transformada de Fourier

$$\hat{f}(\xi) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-i\xi x} f(x) dx \quad (2.1)$$

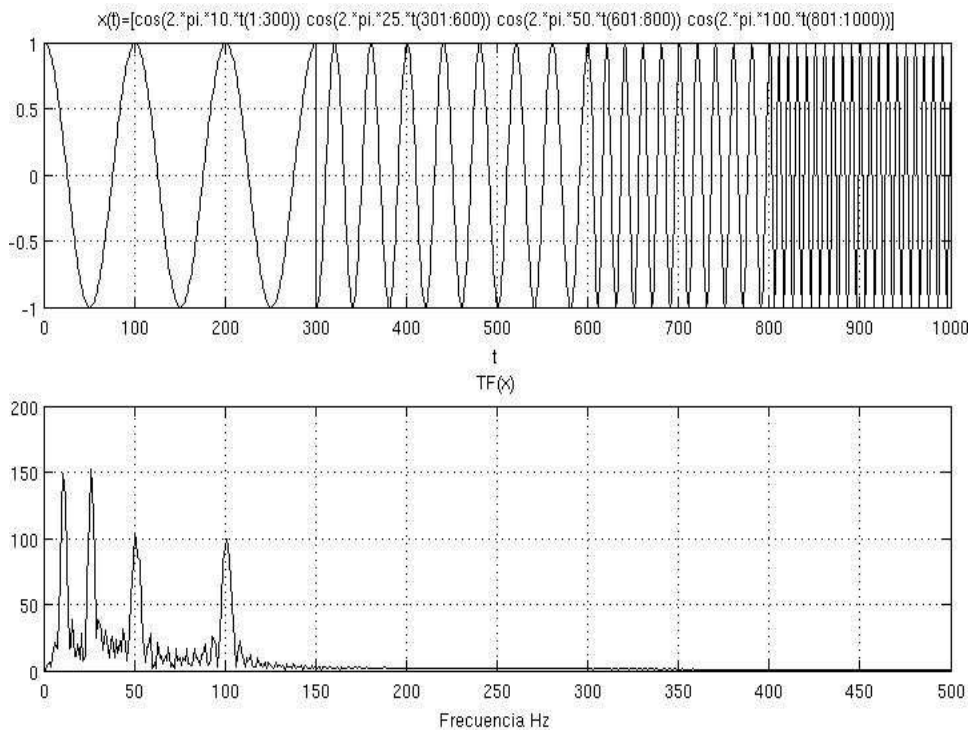
Donde $ei\xi x = \cos(\xi x) + i(\xi x)$ siendo i la unidad imaginaria y ξ la variable de frecuencia. Esta expresión confiere descubrir los elementos de frecuencias vigentes en una señal como se muestra en la figura a continuación:

Figura 1

Transformada de Fourier de una señal estacionaria con cuatro componentes de frecuencia 10, 25, 50 y 100 Hz



Y en la figura a continuación representando la Transformada de Fourier de una señal no estacionaria con cuatro componentes de frecuencia 10, 25, 50 y 100 Hz.



Además, permite la recuperación de la función (x) mediante la Transformada de Fourier Inversa

$$f(x) = 1/2\pi \int_{-\infty}^{\infty} e^{i\xi x} \tilde{f}(\xi) d\xi \quad (2.2)$$

Sin embargo, no es posible conocer el momento en el que cada frecuencia ocurre [22]. Esto se debe a que las funciones trigonométricas tienen una pobre localización temporal. En aras de entender un poco mejor el problema de la localización tiempo - frecuencia a continuación se presenta el concepto de función ventana, duración RMS y ancho de banda RMS. Dada una función de valores reales $h(x) \in L^2(\mathfrak{R})$ con un decaimiento lo suficientemente rápido cuando $x \rightarrow \infty$ se define el centro x_h de $h(x)$ como:

$$x_h = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} x |h(x)|^2 dx}{\int_{-\infty}^{\infty} |h(x)|^2 dx} \quad (2.3)$$

y el radio Δ_h como:

$$(2.4) \quad \Delta_h = \left[\frac{\int_{-\infty}^{\infty} (x-x_h)^2 |h(x)|^2 dx}{\int_{-\infty}^{\infty} |h(x)|^2 dx} \right]^{1/2}$$

Si las integrales presentes en (2.3) y (2.4) pueden ser calculadas, entonces $h(x)$ proporciona una ventana de tiempo con centro en x_h y ancho $2\Delta_h$ conocido también como duración RMS. La función $h(x)$ es una función ventana de tiempo. De forma similar si se aplica (2.2) a $h(x)$ y $\tilde{h}(\xi)$ decrece lo suficientemente rápido cuando $+\xi \rightarrow \infty$ se define también la ventana de frecuencia con centro $\xi_{\tilde{h}}$ y radio $\Delta_{\tilde{h}}$

$$(2.5) \quad \xi_{\tilde{h}} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} \xi |h(\xi)|^2 d\xi}{\int_{-\infty}^{\infty} |h(\xi)|^2 d\xi}$$

$$(2.6) \quad \Delta_{\tilde{h}} = \left. \frac{\int_{-\infty}^{\infty} (\xi - \xi_{\tilde{h}})^2 |\tilde{h}(\xi)|^2 d\xi}{\int_{-\infty}^{\infty} |\tilde{h}(\xi)|^2 d\xi} \right\}^{1/2}$$

El valor $2\Delta_{\tilde{h}}$ se denomina ancho de banda RMS y $\tilde{h}(\xi)$ es una función ventana de frecuencia. Pero en cuanto a cuán buena es la transformada de Fourier para saber cuándo o dónde actúa una componente de frecuencia cualquiera, la transformada de Fourier tiene una pobre localización en el tiempo y no es posible conocer ni siquiera utilizando los filtros paso bajo ideal y paso banda ideal, el momento de ocurrencia de una frecuencia ξ_j .

Ante la necesidad del estudio de señales o funciones cuyo comportamiento varíe con el tiempo, Gabor en 1946 introduce lo que se conoce como Transformada de Gabor, Transformada de Fourier Corta o Transformada de Fourier en Ventanas (TFV).

Sin embargo, dentro de cada ventana de localización tiempo - frecuencia se vuelve a tener el problema inicial, la ventana puede ser muy grande y pasar por alto las altas frecuencias o, muy pequeña impidiendo el estudio de las bajas frecuencias presentes en la señal.

En la figura que sigue se muestra esta ventana de localización tiempo - frecuencia de la Transformada de Fourier en ventanas y se puede observar que su tamaño no varía, es siempre el mismo no importa la frecuencia que se esté analizando:

Se hace necesario encontrar algún tipo de filtrado cuya función ventana se traslade en tiempo y frecuencia, y se ajuste de forma automática según la

frecuencia ξ_j que se esté estudiando.

En 1984 Morlet y Grossman proponen una solución a este problema, la Transformada Wavelet Continua (TWC).

Además, en la expresión de la TWC se introduce un nuevo parámetro a denominado escala y que será $a = c/\xi$ con c una constante arbitraria. La inclusión de esta nueva variable permite la compresión (expansión) automática de la ventana de localización tiempo - frecuencia.

En la figura siguiente se muestra la TWC de una función (x). Se puede observar cómo

en este caso la ventana tiempo frecuencia se ajusta según la escala que se analiza permitiendo localizar el momento en que ocurre cada componente de frecuencia. La señal mostrada es no estacionaria con cuatro componentes de frecuencia 10, 25, 50 y 100 Hz.

Dos ejemplos clásicos de funciones wavelets son la wavelet de Morlet y el Sombrero Mexicano cuyos gráficos se muestran a continuación: Sombrero Mexicano y Morlet.

Hasta este punto con la TWC se logra descomponer una señal (x) en espacio-tiempo y escala en frecuencia pudiendo no solo conocer qué componentes de frecuencia la forman sino también dónde o cuándo está presente una frecuencia ξ_i .

En otras palabras, la TWC brinda una ventana de localización tiempo-frecuencia que tendrá, muy buena resolución temporal y pobre resolución en el dominio de las frecuencias si se está en presencia de una frecuencia alta y viceversa si se trata de bajas frecuencias. Se analiza cada componente de frecuencia con una resolución distinta.

En la práctica resulta más eficiente utilizar una versión discretizada de la TWC que parte de la restricción de los parámetros de traslación b y dilatación a , a una malla discreta $M = \{ak, bk, k \in \mathbb{Z}\}$.

De esta forma se obtiene la información completa de la función $f(x)$ a partir de un subconjunto pequeño de los valores de $(W\psi f)(b, a)$ [20]. Esta es otra de las virtudes de la teoría wavelet y es por ello que se utiliza mucho en la compresión de señales.

Cálculo de la TWD y su inversa

La Transformada Wavelet Discreta (TWD) descompone una función $s(x)$ en multinivel. La inversa de la TWD permite recuperar la función $s(x)$ a partir de una representación gruesa de ella y de los coeficientes de detalle.

Para el cómputo de la TWD y su inversa existen algoritmos rápidos y eficientes. Siendo estos, otro de los atractivos de la teoría wavelet, se explican brevemente a continuación.

Las funciones escalas $\phi_k^j(x)$ cumplen una relación de escala con la cual es posible dada una secuencia S_k^j obtener una aproximación de la misma con mayor resolución:

$$S_k^{j+1} = \sum_k h_i - 2k S_k^j$$

Con la función escala dual $\tilde{\phi}_k^j(x)$, se puede obtener una aproximación más gruesa de la secuencia S_k^{j+1} utilizando la expresión:

$$S_k^j = \sum_k \tilde{h}_i - 2k S_k^{j+1}$$

La diferencia entre ambas secuencias es descrita por las funciones wavelets ψ_k^j mediante la relación:

$$d_k^j = \sum_k \tilde{g}_i - 2k S_k^{j+1}$$

la cual resulta de la omisión de los coeficientes impares. Esta operación se conoce como downsamplig.

El esquema de los dos procesos se muestra en la figura a continuación. Vale señalar que la representación de ambos procesos en el mismo diagrama es para destacar que no se requiere espacio de memoria extra cuando se ejecuta la TWD o su inversa [21], [19]. Algoritmo para el cálculo de la TWD y la TWD inversa.

Una vez revisados algunos fundamentos de las Wavelets, se puede detallar la propuesta de solución del presente trabajo y describir luego el algoritmo resultante.

2.2 Marco conceptual

Modelo matemático: es la “representación simplificada, a través de ecuaciones, funciones matemáticas, de un fenómeno o de la relación entre dos o más variables. Rama de las matemáticas encargada de estudiar las cualidades y estructura de los modelos, llamada teoría de los modelos” (Cervantes, 2015).

Variable Independiente: es el elemento del modelo matemático, que establece o determina la relación con otros elementos.

Variable dependiente: es el elemento del modelo matemático, declarado que se presenta en relación de otra.

Transformada de Fourier: es una operación matemática indispensable para un gran número de disciplinas. Se usa en campos como la medicina, las telecomunicaciones, la ingeniería acústica, los circuitos eléctricos, el diseño de puentes frente a resonancias y la compresión de pistas de audio, entre otros.

Convolución: es el tratamiento de una matriz por otra que se llama kernel. El filtro matriz de convolución usa una primera matriz que es la imagen que será tratada. La imagen es una colección bidimensional de píxeles en coordenada rectangular. El kernel usado depende del efecto deseado.

Filtros espaciales: es el realce espacial es un procesamiento matemático sobre los píxeles de una imagen, con el fin de resaltar ciertos tipos de relaciones. Para esto se usan las llamadas máscaras de convolución o filtros espaciales, que son ventanas con valores dados por el tipo de relación espacial que se quiere resaltar.

Transformada Wavelet: es una herramienta matemática que promete no solo tener múltiples aplicaciones en el procesamiento de señales, sino que además está siendo usada en Control de Procesos y detección de anomalías sintomáticas en medicina e ingeniería, no es estrictamente un método estadístico de reconocimiento de patrones, sino que es un método de pre procesamiento que permite que los datos sean expresados más sucintamente.

2.3 Marco referencial

Nos referimos para el presente trabajo de investigación, en los trabajos enunciados pues abordan temas de investigación similar al presente y muestran aportes interesantes en el aspecto de investigación y aplicación.

Según Montoya, en su artículo de investigación “La Transformada Wavelet en aplicaciones de modelos matemáticos” muestra que el uso de la Transformada Wavelet para extracción de características puede ser descripto de varias

maneras. Puede ser usado como una técnica de filtrado para la remoción de los componentes de alta frecuencia incluidas en los datos, o usado como un método para representar la información de manera sucinta. Alternativamente, tiene excelentes propiedades para la compresión de datos. (Montoya, 2019)

Según Vetterli, en su artículo de investigación “La descomposición de imágenes utilizando Wavelets” nos indica que debido a que la proyección de una función sobre la base de la función de escala ortonormal es una aproximación menos detallada de la función en un nivel de resolución particular, se pierde algo de información en el proceso, esto significa que la función de escala φ no es completa a cualquier nivel. Por lo tanto, se usan las proyecciones sobre otras funciones, denominadas wavelet ortonormales o simplemente wavelets, para obtener la información complementaria de los detalles de la función. (Vetterli 2017)

Según Nieto, en su estudio de investigación “El uso de la Transformada Wavelet discreta en la reconstrucción de Señales sinusoidales” nos indica que la complejidad en el cálculo matemático de la Transformada Wavelet continua, genera la necesidad de hacer una discretización de los parámetros de escala y frecuencia, obteniendo un conjunto finito de valores o coeficientes, que a través de su clasificación, análisis y reagrupamiento, permiten la implementación de algoritmos que facilitan su cálculo e interpretación.. (Nieto, 2018)

Según Fernández, en su estudio de investigación “Técnicas basadas en la transformada Wavelet y optimización de sus parámetros para la clasificación por texturas de imágenes digitales” nos expresa que se trata de un algoritmo que presenta un buen comportamiento estadístico y visual en diferentes aplicaciones. Consiste en la descomposición DWT a nivel 1 y posterior reconstrucción en aproximación y detalles, aplicado tanto sobre la imagen inicial como sobre otras imágenes ligeramente modificadas por desplazamientos de filas y columnas de píxel en píxel. (Gyaourova, 2020).

CAPÍTULO III

MARCO METODOLÓGICO

En este capítulo se presentan los resultados relacionados con la metodología a utilizar en búsqueda de una propuesta de solución donde se describen los algoritmos predecesores al desarrollo en este trabajo. Se aplica el Método de Experto para corroborar el valor científico metodológico, a partir de dos etapas: determinación de los expertos y la valoración de la Metodología. Además, se realizó una experimentación con el objetivo de capturar observaciones que permitieran seleccionar valores de parámetros.

3.1 Diseño de la investigación

El presente trabajo de investigación se basó en un enfoque mixto, lo que permitió hacer un análisis de los procesos y significados de producción para la construcción y comprobación del modelo en base a la corriente cualitativa a través de fundamentos teóricos, y el análisis de producción e inventario considerando la corriente cuantitativa, la que llevo al proceso de comparación de la producción de las cantidades producidas, cantidades en inventarios, cantidades des pachachas y cantidades requeridas por el mercado de cajas de seguridad que actividad de la micro empresa. El estudio se basó en la metodología cuasi experimental.

3.2 Tipo de métodos de investigación

Métodos teóricos

- ✓ Los métodos racionales del entendimiento, indagación y anabolismo, así como la incitación y derivación, favorecieron la resolución de fisonomías generales concomitantes sobre sistemas de rastreo de acción, lo que aportará a la estructuración de la indagación sobre el tema y a la crestomatía de las apariencias indispensables para la fabricación del marco teórico de referencia.
- ✓ Método de análisis histórico-lógico, el cual favorecerá el estudio de los antecedentes con el fin de asimilar el desarrollo y las tendencias actuales con relación el rastreo de actividad en serie de figuras.
- ✓ Método de modelación, que posibilitara establecer la existencia de niveles para destacar y representar las características y las relaciones entre los componentes del campo de acción.

Métodos empíricos

- ✓ La observación, para constatar la detección de movimiento en secuencias de imágenes.
- ✓ Método de expertos, para constatar la factibilidad de detección de movimiento en secuencias de imágenes utilizando reconstrucción Wavelet.
- ✓ La estadística permite reseñar y entender las particularidades de un grupo de datos específico brindando breves compendios sobre la muestra y las medidas de los datos.
- ✓ Experimento, para la validación de la efectividad de detección de movimiento en secuencias de imágenes utilizando reconstrucción Wavelet.
- ✓ La modalidad de estudio documental.

3.3 Tipo de muestra

Se realizará un estudio investigativo de caso, trabajaremos con la categoría Baseline que contiene videos que no presentan ninguna afectación grande de sombra ni de movimiento de la cámara, sus imágenes son buenas y el fondo es estático.

3.4 Población y muestra

La población utilizada en la investigación estuvo conformada por una base de datos con imágenes con las cuales se pueden probar los algoritmos de una forma estandarizada, se llaman las Ground Truth Solutions, y existen también para secuencias de imágenes. Tiene una estructura de carpetas formada por seis categorías que contiene cada una de cuatro a seis carpetas, una por cada video. Cada categoría contiene videos representativos de un problema objetivo de detección determinado.

3.5 Instrumento de recolección de información

El trabajo de investigación está fundamentado en el análisis matemático, a través de la explicación de la teoría básica del análisis Wavelet y una de sus aplicaciones en la reconstrucción de señales. Inicialmente se hace una comparación con el análisis de Fourier y se justifica la importancia y necesidad de utilizar la Transformada Wavelet. Luego se presenta matemáticamente la transformada Wavelet Continua, se discretizan los parámetros de tiempo y frecuencia obteniendo la Transformada Wavelet Discreta, por último, se explica la

forma en que se puede descomponer y representar una señal sinusoidal por medio de los coeficientes de escala y coeficientes Wavelet utilizando como función base la Wavelet Madre Haar, lo que nos permite ajustar al objetivo de la investigación. Para este análisis de las diferentes aplicaciones algorítmicas utilizaremos repositorios bibliográficos que se encuentra en la internet, las bases de datos históricos, así también una validación de expertos.

El trabajo de investigación se basó en el análisis de la gestión de la producción ya que en temas de seguridad se trata de una variable directamente proporcional en el tratamiento de identidad y en general de imágenes en tiempo real.

3.6 Determinación de los expertos

En esta etapa se principia a exponer la asiduidad del Método de Experto, para la tasación de los indicadores y de la Metodología. Respecto a este método, la investigadora N. Oñate (1988), expresó que “el Método Delphi es la utilización sistemática del juicio intuitivo de un grupo de expertos para obtener un consenso de opiniones informadas;” ver. [60].

La esencia del método en cuestión es que los expertos expongan sus criterios sin consultarse e incluso sin conocerse entre sí, con una secuencia metodológica ordenada en varias rondas de encuestas, donde la primera obtiene la valoración estadística, la segunda informa a los expertos la distribución de las respuestas, permitiéndoles modificar sus opiniones con argumentos que las justifiquen y las siguientes comunican los criterios de la ronda anterior para que los expertos reconsideren sus valoraciones.

Con relación a las rondas, la investigadora N. Oñate (1988), opina que “la mayoría de los autores consideran que a partir de la tercera o cuarta ronda los expertos comienzan a mantener sus criterios;” ver. [60].

Con la información obtenida en cada ronda, se realiza entonces un procesamiento estadístico-matemático para dar objetividad a los criterios subjetivos de los expertos, esto es algo que diferencia el Método Delphi del resto de los métodos de pronóstico subjetivo, pues la decisión final es un criterio avalado fuertemente por la experiencia de los expertos y por indicadores objetivos.

La fase de valoración en nuestra investigación se desarrolla en dos etapas: la primera, dedicada a la determinación de un conjunto de posibles especialistas a considerar como expertos para la Metodología y la segunda etapa, la constituyó la consulta a los expertos así seleccionados.

Se descartó el uso de metodología clásica para la evaluación de peritos como el Delphi, sino las ideas propuestas por L. Campistrous (1998) y C. Rizo (1998), del Instituto Central de Ciencias Pedagógicas de Cuba. En esta faena los autores "proponen un Método que utiliza algunas de las características del Método Delphi"(Campistrous & Rizo, 1998: 12), pero esto da mayor objetividad al juicio de los versados seleccionados a partir de los pasos dados a continuación:

- Crestomatía de peritos.
- Definir un conjunto de perspectivas para medir la idoneidad del procedimiento propuesto para resolver la dificultad de análisis.
- Elaboración de una graduación para mensurar señalizadores.
- Preparar encuestas para estándares de expertos.
- Tratamiento con recuento de los datos obtenidos.
- observación de los resultados.

No recomienda repetir varias veces las consultas para buscar concordancia porque pueden distorsionarse los criterios verdaderos.

Es importante tener en cuenta el criterio expresado por L. Campistrous (1998), cuando señala que:

Al utilizar el Método de Expertos como procedimiento empírico (...) estamos depositando gran parte de la confiabilidad del proceso en los hombros de los expertos que se seleccionen. Esto significa que la calidad de nuestro trabajo depende en gran medida de la calificación de los expertos que seleccionemos; ver [13].

Los creadores mencionados citan la facilidad de elegir la mayor cantidad de peritos posible y evaluar los factores analizados con un mínimo de 30 expertos. que estudian el tema, o tienen experiencia práctica o investigan sobre los aspectos que integran esta metodología.

Se escogieron treinta y seis posibles expertos, los cuales fueron valorados según la metodología propuesta para su determinación expertos; teniendo en cuenta la experiencia profesional mínima en el tema estudiado y el ser de algunos datos teóricos relacionada con el tema.

De acuerdo con la metodología utilizada, se denota por Kc el Coeficiente de conocimiento del perito sobre la problemática a profundizar, dictaminado este en

función de sus propias evaluaciones. Para conseguirlo, se le pidió al versado que calificara su conocimiento de la cuestión en una escala de 0 a 10.

En esta escala, 0 señala desconocimiento sobre la cuestión y 10 representa datos completos sobre el asunto. En función de su autoevaluación, el sujeto posiciona en esta escala sus conocimientos en un momento dado, y el resultado se multiplica por 0,1 para llevarlo a una escala de 0 a 1.

En la siguiente tabla se muestra el Coeficiente de conocimiento acerca del tema:

Tabla 2

Coeficiente de conocimiento Kc

Kc	1	0.8	0.6	0.4	0.2
Cantidad de personas	13	8	7	2	-

Teniendo en cuenta los valores de Kc en la tabla 3.1 se precisan los siguientes intervalos para saber el grado de influencia:

- Alto: $0,9 \leq kc \leq 1$
- Medio: $0.8 < kc \leq 0.6$
- Bajo: $kc \leq 0.5$

En la población de 30 expertos seleccionados y evaluados se obtuvieron los siguientes resultados: 13 presentaron un coeficiente de conocimiento alto (43,3%), 15 un coeficiente de conocimiento medio (50%) y dos un coeficiente de conocimiento bajo para un (6,66 %). De los 30 expertos seleccionados, 18 son Doctores en Ciencias que representan el 60%, 12 son Máster que representan el 40%, de ellos 10 son Profesores Titulares y 12 son Profesores Auxiliares, el resto son Asistentes. El 33,3% de los especialistas tiene más de 10 años de experiencia y el 66,6% tiene más de 20 años.

Se denota por Ka el Coeficiente de razonamiento que intenta considerar, arrancando por la investigación del mismo perito, el nivel de sustentación de sus opiniones. Con motivos de establecer esta relación se le solicita al perito que señale el nivel de influjo (alto, medio o bajo) que posee en sus juicios a cada base a continuación: indagación de suposiciones hechas por la misma persona, su veteranía, los laburos de creadores de otro país, su saber en la forme en la que se encuentra el problema y su discernimiento.

Las observaciones entregadas por el perito se perciben en torno a una "tabla preestablecida" (Campistrous & Rizo, 1998: 19). Gracias a la información que ofrece esta tabla, los estudios suposiciones hechas por el perito y su misma veteranía en la materia, son las causas de sustentación importantes para establecer la conformidad del versado en el desarrollo de evaluación.

En la siguiente tabla se muestra el Fórmula en los resultados de sustentación:

Tabla 3

Coefficiente de argumentación Ka

Ka	1	0.9	0.8	0.7	0.5	0.4
Cantidad de personas	18	9	3	-	-	-

Luego para la resolución de los juicios de alto, medio y bajo se utilizó la escala Kc (VER ANEXO # 2). De estos resultados se puede inferir que, de los 30 expertos seleccionados, 27 tienen un coeficiente de argumentación alto que representan el 90% y 3 expertos con un coeficiente de argumentación medio para un 10%.

Para volver objetiva la antología de los especialistas se aplicó un método basado en los criterios autovalorativos de estos. Denominamos a ese criterio Coeficiente autovalorativos y lo denotamos simbólicamente por k. Para el mismo se consideró el autoanálisis de los factibles peritos acerca de su contienda y de las bases que les facultan impugnar sus opiniones.

El coeficiente K se integra a partir de otros dos coeficientes antes definidos Kc y Ka, mediante la siguiente fórmula:

$$K = \frac{1}{2} (Kc + Ka)$$

El coeficiente K oscila entre los valores de 0,25 mínimo posible y 1 máximo posible. En realidad, los valores hallados contribuyen un discernimiento importante para concluir si el perito debe ser incluido en el proceso de valoración. Una vez calculado K para cada uno de los 36 posibles expertos a los que se les aplicó la encuesta, se seleccionaron lo que se encontraban en un límite inferior K= 0,5. Fueron seleccionados 30.

La media aritmética grupal para las mediciones de K fue de 0,83, ello afirma la alta utilidad de los razonamientos valorativos de los individuos encuestados y de la Metodología propuesta teniendo en cuenta que:

- Si $0.8 < K < 1.0$, el Coeficiente de competencia es alto.

- Si $0.8 < K < 0.6$, el Coeficiente de competencia es medio.
- Si $K < 0.5$ el Coeficiente de competencia es bajo.

Es importante señalar que los sujetos encuestados mostraron disposición real de colaborar en el trabajo, buena capacidad de análisis, creatividad y un elevado espíritu crítico y autocrítico. El criterio seguido para la selección de los expertos se basó en tomar en cuenta el coeficiente de competencia ya sea alto o medio, es así como 30 de los encuestados cumplieron con dicho criterio.

Se muestran los coeficientes K_c , K_a y el K resultante de cada uno de los 30 expertos consultados. Como consecuencia de la ejecución de esta técnica; 23 de los encuestados tienen un grado de competencia alto (76,6 %) y siete poseen un nivel de competencia medio (23,3 %).

3.7 Experimentación

Conforme con el procesamiento estadístico de los datos se empleó el modelo de Torgerson (Campistrous & Rizo, 1998), haciendo uso de una hoja Excel soportada en Windows. Se confeccionó una escala para consumir la valoración integral.

De hecho, para la valoración de los expertos, se integraron los siguientes indicadores.

1. Contribución para detectar movimiento siguiendo un algoritmo basado en wavelet pre procesamiento y detección.
2. Pertinencia de algoritmo de reconstrucción con Wavelet.
3. Posibilidades en la reconstrucción de imágenes luego de aplicar la Transformada Wavelet mediante la Transformada Wavelet Inversa.
4. Influencia en la ubicación de las componentes de frecuencia baja, tanto para la Transformada de Fourier como para la Wavelet y que estas coinciden con la energía alta.
5. Contribución en la detección de movimiento a partir del juicio estadístico en píxeles separados causa que el modelo de actualización del fondo del Background Subtraction sea menos adaptable a cambios radicales en el ambiente.
6. Posibilidades en la descomposición por bandas es robusta para lidiar con las variaciones de ruido e intensidad, y es apropiada para separar las frecuencias bajas de las altas.

7. Influencia en las componentes de frecuencia de energía alta asociadas con el patrón de línea vertical del trasfondo pueden aparecer en las bandas que contienen frecuencias bajas (LL, LH y HL).
8. Posibilidades en reducir el costo computacional de la reconstrucción de Fourier, en el cual se basa la investigación, con una implementación sobre Matlab.

Seguidamente se hace una síntesis los hallazgos para cada categoría en base al juicio de los 30 expertos encuestados utilizando tablas de matriz de frecuencias y la tabla de matriz de frecuencias acumuladas que se muestran en el ANEXO # 6.

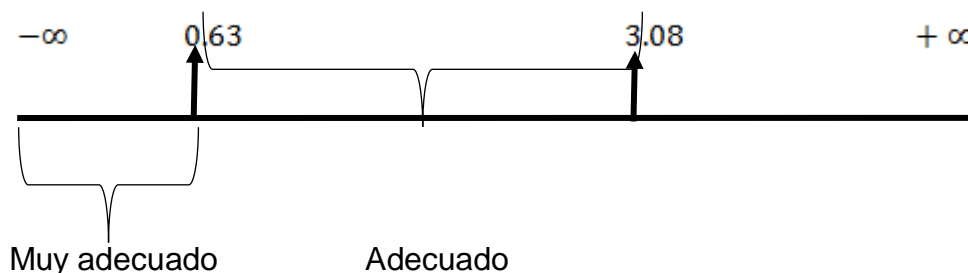
Como consecuencia de la tabla de generador de frecuencias se obtuvieron las tasaciones de frecuencias almacenadas de forma individual de los señalizadores estudiados. Consecutivamente se adquirió una tabla de matriz de frecuencias almacenadas similar en el ANEXO # 6, en ella se recopilan los datos obtenidos de las tasaciones de frecuencia referente acumulativa para los indicadores que examinados.

La próxima zanjada consto de conseguir las tasaciones de la torcedura común opuesta a partir del producto de las frecuencias referente acumulativa. Se da a notar que en esta zanjada final mencionada la multitud de clases de la investigación se ha minimizado a dos, lo que ocasiona deslindar dos espacios para examinar la clase correspondiente para cada señalizador según el juicio de los peritos.

A partir de la evaluación de los puntos de corte y su cotejo con los resultados de los parámetros de cada una de las filas del ANEXO # 6 es viable estimar el nivel de ajuste de cada uno de los ocho indicadores examinados.

Figura 2

Representación de la recta de puntos de corte



De acuerdo con el ANEXO # 6, la suma de las sumas menos el promedio (N-P) para los indicadores I1, I2, I3, I6, I7 e I8 a evaluar, resulta menor que el primer intervalo de los puntos de corte. Este hallazgo hace hincapié a lo que los expertos consultados consideran correcto:

- Contribución para detectar movimiento siguiendo un algoritmo basado en wavelet es decir en el pre procesamiento y detección.
- Pertinencia de algoritmo de reconstrucción con Wavelet.
- Posibilidades en la reconstrucción de imágenes luego de aplicar la Transformada Wavelet mediante la Transformada Wavelet Inversa.
- Posibilidades en la descomposición por bandas es robusta para lidiar con las variaciones de ruido e intensidad, y es apropiada para separar las frecuencias bajas de las altas.
- Influencia en las componentes de frecuencia de energía alta asociadas con el patrón de línea vertical del trasfondo pueden aparecer en las bandas que contienen frecuencias bajas (LL, LH y HL).
- Posibilidades en reducir el costo computacional de la reconstrucción de Fourier, en el cual se basa la investigación, con una implementación sobre Matlab.

También consideran adecuada:

- Influencia en la ubicación de las componentes de frecuencia baja, tanto para la Transformada de Fourier como para la Wavelet y que estas coinciden con la energía alta.
- Contribución en la detección de movimiento a partir del punto de vista estadístico en píxeles separados causa que el modelo de actualización del fondo del Background Subtraction sea menos adaptable a cambios radicales en el ambiente.

Los hallazgos encontrados señalan el valor científico-metodológico de la propuesta de solución a la detección de anomalías en mamografías siguiendo un algoritmo basado en la descomposición wavelet de las imágenes. La misma se basa en un algoritmo de segmentación que se apoya en la descomposición wavelet discreta de

un conjunto de datos, y que estos resultan factibles como solución al problema objeto de la investigación.

3.7.1 Análisis de los resultados

Se realizó una primera experimentación con el objetivo de capturar observaciones que permitieran seleccionar valores de parámetros. Se presentan en este epígrafe su resultado observado.

La experimentación se corrió sobre un sistema de manufactura Dell, con Rating 5.1, procesador Intel Core i3 a 3.30 GHz, con 4 GB de memoria y con sistema operativo Windows 7 instalado.

A la hora de escoger los valores a tener en cuenta de N cantidad de cuadros del video, de w, así como los criterios de las observaciones si el fondo es correctamente eliminado o no, si hay fantasmas y si el objeto en movimiento es eliminado o no se siguió, siempre que fue posible y concordante, la experimentación del artículo referenciado de una manera proporcional.

Se presentan seguidamente solo casos interesantes pues con otras combinaciones de valores que no aparecen aquí el objeto en movimiento se emborronaba. Los resultados observados a simple vista fueron los siguientes:

Tabla 4

Análisis de resultados

Transformada	No. Imágenes (N)	Componente(s) de frecuencia eliminadas	Tiempo	Observaciones
FFT Matlab	100	w = 10	2.499822 seg	Bien diferenciado el objeto, con fantasmas, pero el fondo eliminado completamente.
		w = 3	2.579393 seg	Mucho más fantasmas y se ven partes del fondo.
		w = 37	2.510745 seg	Mucho menos fantasmas y no se ven partes del fondo, pero a veces se pierde el objeto dentro del fondo en algunos cuadros.
	5	w = 3	0.183415 seg	Bueno, eliminado fondo, pero poca definición del objeto.

		w = 1	0.182347 seg	Bueno, eliminado fondo, pocos fantasmas.
	11	w = 3	0.341185 seg	Bueno, eliminado fondo, hay fantasmas pero pocos.
		w = 1	0.365733 seg	Bueno, eliminado fondo, hay fantasmas, más fantasmas que con w = 3.
		w = 9	0.331587 seg	Bueno, eliminado fondo, no muchos fantasmas pero el objeto se pierde un poco, no tan bien diferenciado como en los otros dos casos.
	25	w = 1	0.680871 seg	Bueno, con algunos detalles de fondo que se ven, hay fantasmas pero pocos.
		w = 3	0.675175 seg	Bueno, eliminado fondo, hay fantasmas, más fantasmas que con w = 1.
		w = 13	0.680724 seg	Bueno, eliminado fondo, no muchos fantasmas pero el objeto se pierde un poco, no tan bien diferenciado como en los otros dos casos.
		w = 21	0.669482 seg	Bueno, eliminado fondo, no fantasmas pero el objeto se pierde aún más, no tan bien diferenciado como en los otros tres casos.
Haar (1 nivel)	100	<i>HighEnergy</i> (CA)=0	2.712817 seg	Bien diferenciado el objeto, sin fantasmas pero el fondo se ve en parte.
		<i>High Energy</i> (CA)=0 y <i>Low Energy</i> (CD)=0	2.779118 seg	Menos distorsión aunque se ven partes del fondo, lo demás IDEM al caso anterior.
		<i>High Energy</i> (CA)=0, <i>HighLowEnergy</i> y (CH)=0 y <i>LowHighEnergy</i> y (CV)=0	2.675127 seg	SIN fantasmas y elimina perfectamente el fondo pero se pierde un poco la definición del objeto.

	4	<i>HighEnergy</i> (CA)=0	0.648896 seg	Bien diferenciado el objeto, SIN fantasmas pero el fondo se ve en parte.	
		<i>High Energy</i> (CA)=0 y <i>Low Energy</i> (CD)=0	0.655422 seg	Menos distorsión aunque se ven partes del fondo, lo demás IDEM al anterior.	
		<i>High Energy</i> (CA)=0, <i>High Low</i> <i>Energy</i>	0.655068 seg	SIN fantasmas y elimina perfectamente el fondo pero se pierde un poco la definición del objeto.	
	10	(CH)=0 y <i>Low High</i> <i>Energy</i> (CV)=0			
		<i>HighEnergy</i> (CA)=0	0.798600 segs	Bien diferenciado el objeto, SIN fantasmas pero el fondo se ve en parte.	
		<i>High Energy</i> (CA)=0 y <i>Low Energy</i> (CD)=0	0.785727 segs	Menos distorsión aunque se ven partes del fondo, lo demás IDEM al anterior.	
	24	<i>High Energy</i> (CA)=0, <i>HighLowEnergy</i> y (CH)=0 y <i>LowHighEnergy</i> y (CV)=0	0.792623 segs	SIN fantasmas y elimina perfectamente el fondo pero se pierde un poco la definición del objeto.	
		<i>HighEnergy</i> (CA)=0	1.109345 segs	Bien diferenciado el objeto, SIN fantasmas pero el fondo se ve en parte.	
		<i>High Energy</i> (CA)=0 y <i>Low Energy</i> (CD)=0	1.096443 segs	Menos distorsión aunque se ven partes del fondo, lo demás IDEM al anterior.	
			<i>High Energy</i> (CA)=0, <i>HighLowEnergy</i> y (CH)=0 y <i>LowHighEnergy</i> y	1.079898 segs	SIN fantasma y elimina perfectamente el fondo pero se pierde un poco la definición del objeto.

		(CV)=0		
--	--	--------	--	--

3.7.2 Observaciones generales

Se observaron aspectos positivos y negativos con respecto a las descomposiciones con base Haar frente a Fourier. En el algoritmo que utiliza Haar los resultados son estables en cuanto a que no variaron con N como sucede en el algoritmo que utiliza Fourier, también se mantuvo estable el comportamiento con respecto a las bandas anuladas. Es notable la presencia de fantasmas con Fourier mientras que con Haar se elimina este problema.

Los tiempos de ejecución disminuyen considerablemente con la N. Con 2050 imágenes se demora 35 minutos mientras se mantienen otras tareas corriendo en el sistema como escribir en *Word*, el *Outlook* levantado, *Babylon*, entre otras aplicaciones también abiertas (aunque no son de las que consumen mucho microprocesador). Con 400 imágenes solo demora 3 minutos y ya con 12 imágenes se procesa en 4,781200 segundos.

Ver en el ANEXO 8, corriendo el algoritmo con w como el ancho del filtro horizontal negro que indica los componentes de frecuencia evaluados como cero. Las imágenes reconstruidas muestran como el patrón de línea vertical, dígame el fondo, es eliminado limpiamente y el segmento no vertical, dígame el movimiento, se preserva correctamente.

Se observa la presencia de fantasmas con Fourier y no con Haar. Es importante mencionar que a las imágenes resultantes se les aplicó un efecto en aras de visualizarlas mejor. Finalmente, los mejores resultados a simple vista fueron con $N = 100$, y para estos casos se observa que el mejor comportamiento para Fourier es con $w = 10$.

Para Wavelet es con High Energy (CA) = 0, High Low Energy (CH) = 0 y Low High Energy (CV) = 0. Estos valores fueron por tanto los escogidos para una segunda experimentación que se presenta a continuación, no sin antes ahondar en la base de datos y los mecanismos utilizados.

3.7.3 Evaluación de la solución

Para el caso de la detección de objetos en movimiento es un problema cómo medir que el algoritmo es bueno en el mundo actual ya que no existen opciones formales de validación establecidas. Se tiene una base de datos con imágenes ejemplos con las cuales se pueden probar los algoritmos de una forma estandarizada, se llaman las Ground Truth Solutions, y existen también para secuencias de imágenes.

En los artículos sobre el tema casi siempre la evaluación de la solución se hace de manera experimental y con solo dos o tres secuencias de imágenes, es decir se evalúa de una manera muy puntual.

Para las investigaciones basadas en plataformas estadísticas existen medidas como la F, la precisión, la R, los falsos negativos y falsos positivos, claro está, estas medidas también son subjetivas.

En los artículos donde se intenta realizar evaluación de los algoritmos propuestos:

1. Por ejemplo, en el artículo [2] se utilizan las medidas estadísticas para evaluar la solución propuesta y se utilizan además las Ground Truth Solutions.
2. Otro ejemplo en el artículo [17] se habla sobre la evaluación de la estimación del flujo óptico, se habla sobre las Ground Truth Solutions, etc.

La base de datos con las Ground Truth Solutions para secuencias de imágenes se presenta formada por tres componentes fundamentales. Una estructura de carpetas formada por seis categorías que contiene cada una de cuatro a seis carpetas (una por cada video).

Cada categoría contiene videos representativos de un problema objetivo de detección determinado. Así en la categoría Baseline contiene videos que no presentan ninguna afectación grande de sombra ni de movimiento de la cámara, sus imágenes son buenas y el fondo es estático.

Esta categoría, específicamente con el video Office es la que representa el problema objetivo de detección del presente trabajo con sus mismas características, es por tanto este video el más representativo a la hora de observar la comparación de resultados.

La categoría Camera Jitter contiene imágenes que fueron tomadas con un leve movimiento de la cámara. La categoría Dynamic Background por su parte

contiene secuencias de imágenes con fondo dinámico. La categoría Intermittent Object Motion presenta imágenes de un movimiento que no es constante y que por tanto puede confundir al algoritmo de detección.

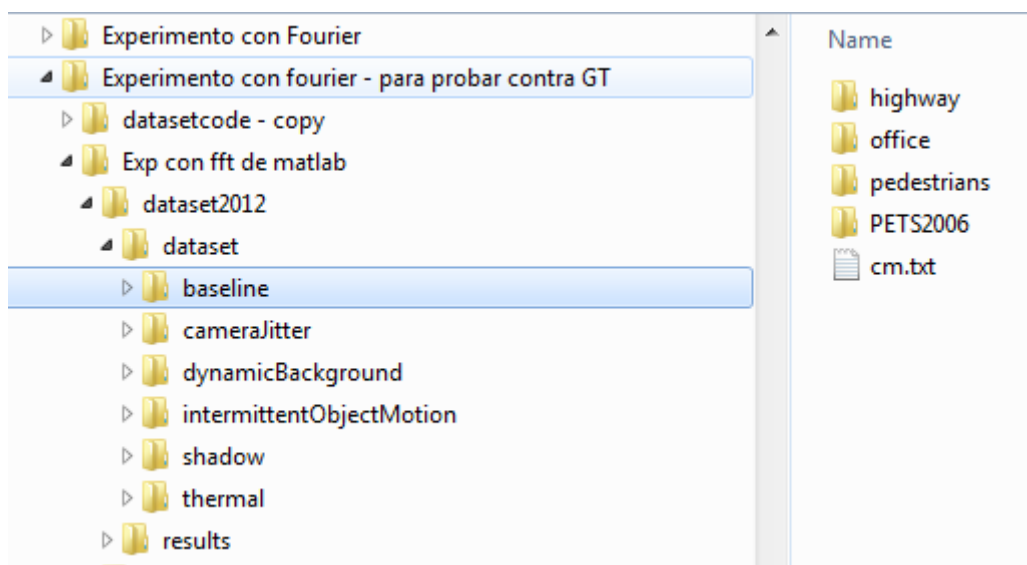
La categoría Shadow se concentra en videos con problemas de presencia de sombras que entorpecen la detección del movimiento y la categoría Thermal muestra imágenes térmicas con poco contraste. De esta misma manera se tiene una segunda estructura para los resultados correspondientes que se llena con las secuencias de salida del algoritmo a evaluar. Finalmente se tiene como tercer elemento los códigos para ayudar a procesar los videos de la base de datos aplicándoles el algoritmo a evaluar y recopilando estadísticas.

Este mecanismo de evaluación forma parte de un sistema en el cual la meta final luego de optimizar el algoritmo es subir los resultados obtenidos de la corrida del algoritmo a evaluar a una página web donde se obtiene un número de Rank en la comparación con otros algoritmos.

El mecanismo que ofrecen estos códigos corre el algoritmo a evaluar con todas las categorías, con uno y cada uno de sus videos, guardando en cada caso las estadísticas correspondientes por video y por categoría en sus respectivas carpetas. La estructura de la base de datos luce como la siguiente imagen:

Figura 3

Estructura de la base de datos



Los códigos que ofrece la base de datos del año 2020, que fue la utilizada para esta experimentación, básicamente extraen la matriz de confusión que se muestra a continuación con la descripción de su composición y luego calculan siete medidas.

En este caso se calculan el recuerdo: recall, sensibilidad, VPR o Razón de Verdaderos Positivos, la especificidad: SPC o Razón de Verdaderos Negativos, la razón de falsas alarmas los FPR, Fall-Out, Ratio o Razón de Falsos Positivos, la FNR, la PBC, la precisión PPV o Valor Predictivo Positivo y la medida F Measure.

Teniendo en cuenta que el color negro se representa como cero y el blanco como 255, la matriz de confusión está compuesta por los éxitos o True Positive, los rechazos correctos o True Negative, las falsas alarmas o False Positive, los errores o False Negative y las sombras o Shadow Error, representados de la siguiente manera:

```
function confusionMatrix = compare(imBinary, imGT)
```

```
    % Compares a binary frames with the groundtruth frame
```

```
TP = sum (sum (imGT = 255 & imBinary = 255)); % True Positive
```

```
TN = sum (sum (imGT <= 50 & imBinary = 0)); % True Negative
```

```
FP = sum (sum (imGT <= 50 & imBinary = 255)); % False Positive
```

```
FN = sum (sum (imGT = 255 & imBinary = 0)); % False Negative
```

```
SE = sum (sum (imGT <= 50 & imBinary = 255)); % Shadow Error
```

```
    Confusión Matrix = [TP FP FN TN SE];
```

```
end
```

Siendo así se tiene que [24]:

- TP es la cantidad de Verdaderos Positivos, elementos que fueron clasificados como positivos o portadores del movimiento en las Ground Truth Solutions y también por el resultado del algoritmo a evaluar.
- FN es la cantidad de Falsos Negativos, elementos que fueron clasificados como negativos o parte del fondo en el algoritmo a evaluar y positivos o portadores del movimiento en las Ground Truth Solutions.

- TN es la cantidad de Verdaderos Negativos, elementos que fueron clasificados como negativos o parte del fondo en las Ground Truth Solutions y también por el algoritmo a evaluar.
- FP es la cantidad de Falsos Positivos, elementos que fueron clasificados como positivos o portadores del movimiento por el algoritmo a evaluar y como negativos o parte del fondo por las Ground Truth Solutions.

Luego se calculan las siete medidas mencionadas para cada una de las categorías de videos, basadas en los valores de la matriz de confusión vista, de la siguiente manera:

```
function [TP FP FN TN SE stats] = ConfusionMatrixToVar(confusionMatrix)
```

```
    TP = confusionMatrix(1);
```

```
    FP = confusionMatrix(2);
```

```
    FN = confusionMatrix(3);
```

```
    TN = confusionMatrix(4);
```

```
    SE = confusionMatrix(5);
```

```
    recall = TP / (TP + FN);
```

```
    specificity = TN / (TN + FP);
```

```
    FPR = FP / (FP + TN);
```

```
    FNR = FN / (TP + FN);
```

```
    PBC = 100.0 * (FN + FP) / (TP + FP + FN + TN);
```

```
    precision = TP / (TP + FP);
```

```
    FMeasure = 2.0 * (recall * precision) / (recall + precision);
```

```
    stats = [recall specificity FPR FNR PBC precision FMeasure];
```

```
end
```

Teniendo como ejemplos para la interpretación de algunas de estas medidas, las siguientes: Es importante mencionar que las tres primeras medidas [24] a continuación son indicadores de Validez, donde Validez se entiende por el nivel en que un algoritmo calcula lo que se presume que debe medir.

Indicadores de Validez

Sensibilidad: probabilidad de que para un elemento con movimiento se obtenga en el algoritmo a evaluar un resultado positivo. Se calcula empleando la fórmula:

$$\text{Sensibilidad} = \frac{TP}{TP+FN}$$

Especificidad: probabilidad de que para un elemento del fondo se logre un efecto negativo. Se calcula empleando la fórmula:

$$\text{Especificidad} = \frac{TN}{TN+FP}$$

Precisión o Valor predictivo positivo: Es la probabilidad de contener movimiento si se consigue un efecto positivo en el algoritmo a evaluar. Se calcula empleando la fórmula:

$$\text{Precisión} = \frac{TP}{TP+FP}$$

Fuera de estas tres medidas mencionadas, que son indicadores de Validez, resalta también la relevancia de la medida F:

Medida F: Es la medida de exactitud que tiene un algoritmo. Se plantea en la intrepidez de un valor único predominando la precisión y la sensibilidad [25], [26]. Se calcula empleando la fórmula:

$$\text{FMeasure} = 2 * \frac{\text{Sensibilidad} * \text{Precisión}}{\text{Sensibilidad} + \text{Precisión}}$$

Una vez descrito el mecanismo utilizado de evaluación del algoritmo, se presenta la segunda experimentación.

Al utilizar el mecanismo de evaluación presentado, se corre el algoritmo con todas las categorías de la base de datos puesto que esto se hace automáticamente a través de los códigos de la base de datos.

Aun siendo así, es importante mencionar que solo la categoría Baseline con su video Office se compara en cuanto a resultados entre el algoritmo base con Fourier y el propuesto con Wavelet, ya que es este video el que cumple con las características definidas del problema objetivo de la detección en este trabajo.

Siguiendo la estandarización mencionada, las posibilidades de experimentación aumentan exponencialmente, las únicas limitantes que quedan serían físicas espacio y tiempo.

Para la ejecución de los algoritmos con los videos utilizados para la evaluación, lo

ideal es utilizar todos los cuadros de las secuencias con sus regiones de interés (ROI) bien enmarcadas tal y como viene preparado con la base de datos; sin embargo, esta cantidad de imágenes ocupa un espacio en disco difícil de mantener disponible, además de consumir un tiempo no despreciable.

Con el solo objetivo de ilustrar toda la experimentación que puede hacerse con el mecanismo de trabajo presentado, se redujo la N cantidad de cuadros por video a 100, tomando un rango del cuadro 500 a la 600 que existe en todos los videos y en el cual hay movimiento en el video “baseline/office” con el cual se comenzó la experimentación por ser un ejemplo típico del problema objetivo del presente trabajo.

Se integraron los algoritmos (base con Fourier y propuesto con Wavelet) al mecanismo para la validación con la base de datos seleccionada. En el caso de la transformada de Fourier se tomó $w=10$ pues en la primera experimentación para $N=100$ este fue el valor con el mejor comportamiento observado.

Para la transformada con base de Haar se hacen cero todas las componentes con presencia de energía alta frecuencia baja y permanecen con sus valores solo la componente HH de energía baja o frecuencia alta ya que para toda N esta fue la opción de mejor comportamiento observado en la primera experimentación, al menos en cuanto a la eliminación correcta del fondo esto es consecuente con la idea del artículo referenciado de eliminar los componentes de energías altas.

Tabla 5

Categoría Baseline

Transformada	Recall	Specificity	FPR	FNR	PBC	Precision	FMeasure
FFT Matlab	0.0284 60779 2	0.999490 3 342	0.000509 6 658	0.971539 2 208	1.247383 6 569	0.529551 9 630	0.052525 4 666
Haar (1 nivel)	0.0003 14191 8	1.000000 0 000	0.000000 0 000	0.999685 8 082	0.746365 6 021	NaN	NaN

Teniendo en cuenta que las medidas se calculan por categoría completa, y no en cuanto a un solo video, que sería lo verdaderamente representativo ya que solo el video office tiene Características similares al problema objetivo de la detección del presente trabajo, se puede observar en la tabla cómo para el caso de la medida Recall o sensibilidad, se presenta mejor el Algoritmo de Fourier y para la medida Specificity o especificidad el algoritmo de Haar tiene un mejor desempeño de Haar delimita mejor el fondo.

Tabla 6

Matriz de confusión por video

Transformada	Tipo de Video	TP	FP	FN	TN	SE
FFT Matlab	Highway	540	129	16311	4136835	0
	Office	1113	661	15459	1456766	0
	Pedestrians	1136	7085	88386	4624847	0
	PETS2006	642	535	329190	21977552	0
Haar (1 nivel)	Highway	0	0	16745	4964286	0
	Office	13	0	10331	1997484	0
	Pedestrians	0	0	58169	6047473	0
	PETS2006	0	0	295333	24689652	0

Observando el video office que como ya se especificó es el que aplica, se puede resaltar que en cuanto a los errores que es lo verdaderamente grave pues se trata de movimiento presente y no detectado se comporta mejor el algoritmo con la base Haar, puesto que el valor de los Falsos Negativos (FN) es menor para Haar que para Fourier.

También se puede observar que los Verdaderos Negativos (TN) adquieren un valor mayor para Haar, lo cual indica un mejor comportamiento puesto que delimita el fondo de manera más precisa.

En cuanto a los Falsos Positivos (FP) se ve nuevamente un mejor comportamiento de Haar puesto que adquiere un valor menor, esto representa que el algoritmo se muestra sin fantasmas pues no clasifica partes del fondo como movimiento mientras

que Fourier si lo hace y presenta por ello fantasmas. Luego en tres de cuatro valores Haar se comporta mejor.

Tabla 7

Matriz de confusión de la categoría Baseline (overall)

Transformada	TP	FP	FN	TN	SE
FFT Matlab	3431	8410	449346	32196000	0
Haar (1 nivel)	13	0	380578	37698895	0

Teniendo en cuenta que esta matriz de confusión se calculó por categoría completa, y no en cuanto a un solo video, que sería lo verdaderamente representativo ya que solo el video office tiene características similares al problema objetivo de la detección del presente trabajo), se puede observar en la tabla cómo para el caso de Haar se puede resaltar que en cuanto a los errores que es lo verdaderamente grave pues se trata de movimiento presente y no detectado se comporta mejor el algoritmo, puesto que el valor de los Falsos Negativos (FN) es menor para Haar que para Fourier.

También se puede observar que los Verdaderos Negativos (TN) adquieren un valor mayor para Haar, lo cual indica un mejor comportamiento puesto que delimita el fondo de manera más precisa.

En cuanto a los Falsos Positivos (FP) se ve nuevamente un mejor comportamiento de Haar puesto que adquiere un valor menor, esto representa que el algoritmo se muestra sin fantasmas pues no clasifica partes del fondo como movimiento mientras que Fourier si lo hace y presenta por ello fantasmas.

Luego en tres de cuatro valores Haar se comporta mejor. De manera general, de la observación de estos resultados específicamente del video “office” deviene que con Haar se presenta una mejor discriminación del fondo, las variables True Negative o TN toman valores mayores para Haar. Fourier deja fantasmas, mientras que Haar no las variables False Positive o FP toman valores mayores para Fourier.

En cuanto a los errores que es lo verdaderamente grave pues se trata de movimiento presente y no detectado se comporta mejor el algoritmo con base Haar nuevamente, puesto que el valor de los Falsos Negativos (FN) es menor para Haar que para Fourier. Como curiosidad, no hubo “Shadow Error” en ninguno de los casos.

CAPITULO IV PROPUESTA

4.1 Título

La Transformada Wavelet en la modelización matemática de la detección de movimiento para optimizar secuencias de imágenes.

4.2 Objetivos

4.2.1 Objetivo general

Establecer un modelo matemático para garantizar de vuelta la imagen del dominio espacial utilizando la transformada inversa de Wavelet.

4.2.2 Objetivos específicos

Reorganizar las series de imágenes espaciales consecutivas a lo largo del eje del tiempo como imágenes espacio-temporales a lo largo del eje espacial.

Plantear escenarios por medio de análisis de sensibilidad que colaboren como herramienta en la toma de decisiones en términos de producción.

4.3 Alcance de la propuesta del modelo matemático

De manera general se propone realizar la detección completamente con Wavelet pre procesamiento y detección.

Se propone también lo siguiente:

1. Como estrategia a utilizar el *Background Subtraction*, ya que aplica con las características del problema a resolver, dígase video vigilancia de interiores, donde el fondo es estático, no hay grandes cambios de iluminación. Además, el *Background Subtraction* se comporta bien para videos con un gran número de cuadros y poca diferencia entre dos consecutivos y es comúnmente utilizado para sistemas de vigilancia donde la cámara está fija como es el caso del problema objetivo de la detección de movimiento. Para el refinamiento final se propone una segmentación.
2. La implementación sobre Matlab.
3. Seguir la idea del artículo [1] pero con una descomposición *Wavelet* en lugar de una de Fourier.

La idea del artículo [1] es primeramente reorganizar las series de imágenes espaciales 2D consecutivas a lo largo del eje del tiempo como imágenes espacio-temporales 2D a lo largo del eje espacial. En cada imagen espacio-temporal la región de fondo estático forma un patrón de línea vertical, y los objetos en movimiento crean una estructura irregular y no vertical en la imagen.

La transformada de Fourier es aplicada para eliminar el patrón de línea vertical fondo y retener solo el movimiento en la imagen reconstruida.

El fondo es eliminado basado en su representación global en el plano de imagen $x-t$, no por estadísticas en el nivel de gris ni por la diferencia de cada píxel individual en el tiempo. El patrón vertical lineal en el plano de imagen $x-t$ puede ser fácilmente eliminado identificando los componentes de frecuencia de mayor energía en el espectro de Fourier, igualándolos a cero y finalmente transformando de vuelta a la imagen del dominio espacial utilizando la transformada inversa de Fourier. Luego se hace una segmentación simple.

Una vez detallada la propuesta de solución, se pasa a continuación, a describir por pasos el algoritmo concretamente, para ello, se describe primeramente el algoritmo del artículo referencia mencionado [1].

Descripción del algoritmo utilizando Fourier

El algoritmo estudiado e implementado sigue la siguiente secuencia de pasos:

- 1- En cada imagen espacio-temporal la transformada de Fourier es aplicada para eliminar el patrón de línea vertical de fondo y retener solo el movimiento en la imagen reconstruida.
- 2- El patrón vertical lineal en el plano de imagen $x-t$ puede ser fácilmente eliminado identificando los componentes de frecuencia baja de mayor energía en el espectro de Fourier, igualándolos a cero.
- 3- Reorganizar de vuelta las series de imágenes espacio-temporales 2D a lo largo del eje espacial como imágenes espaciales 2D consecutivas a lo largo del eje del tiempo.

4 Segmentación simple.

La solución propuesta sigue la misma secuencia, pero con la descomposición Wavelet y la eliminación de una, dos o tres de sus bandas, con diferentes resultados obtenidos en la experimentación que son presentados.

El método propuesto está, por tanto, basado en la consistencia temporal de los píxeles en la misma ubicación sobre un número limitado de los cuadros más recientes.

En la próxima sección se describe luego el método propuesto por el presente trabajo, basado en el del artículo de referencia [1] descrito.

Transformada Wavelet de imágenes de video

Sea $f_t(x, y)$ la imagen del escenario espacial 2D de tamaño $R \times C$ en el cuadro t . Dada la serie de N cuadros consecutivos, puede una imagen espacio-temporal 3D de tamaño $R \times C \times N$ ser construida como $f(x, y, t) = f_t(x, y)$, para $x = 0, 1, 2, \dots, R - 1$;

$y = 0, 1, 2, \dots, C - 1$ y $t = T, T - 1, \dots, T - N + 1$, donde T denota el tiempo actual. Un corte seccional a través de la imagen 3D $f(x, y, t)$ a lo largo del eje y da una imagen 2D espacio-temporal $f_y(x, t)$ en el plano $x-t$.

Puede esperarse que los valores de grises para cada ubicación x sobre los cuadros de tiempo $t = T, T - 1, T - N + 1$ sean aproximadamente los mismos si la ubicación x es parte del trasfondo estático sobre todos los N cuadros observados. La Fig. 1 esboza la imagen espacio-temporal 3D y una imagen espacio-temporal 2D cortada a lo largo del eje y . La Fig. 2a y b muestra además el apilamiento de la serie de imágenes espaciales 2D sin y con un objeto en movimiento.

La Fig. 3a y b presenta los cortes 2D de las imágenes espacio-temporales 3D de las Fig. 2a y b, respectivamente. De la Fig.3a se puede ver que la imagen espacio-temporal 2D $f_y(x, t)$ aparece como una textura con estructura de línea vertical.

Esto es porque no hay objetos en movimiento y el trasfondo se mantiene fijo durante un período corto de tiempo para estos N cuadros consecutivos. Puesto que cada ubicación x tiene valores de grises similares sobre los N

cuadros de tiempo, una línea vertical aparece en el plano de imagen $x-t$. Observando desde la Fig. 3b, se ve que la región de trasfondo estático también forma un patrón de línea vertical, pero la región del primer plano muestra una estructura de línea no-vertical irregular en el plano de imagen $x-t$.

Por lo tanto, la detección de objetos puede ser equivalente a eliminar la textura de línea vertical correspondiente al trasfondo estático de la escena e identificar patrones de línea no-verticales asociados a objetos de primer plano en el plano de imagen $x-t$. Al escanear todos los planos de imagen $x-t$ a lo largo del eje y en la imagen espacio-temporal 3D (x, y, t) , puede extraerse la forma de un objeto en movimiento en cada una de los N cuadros consecutivos.

En este trabajo se propone un esquema de reconstrucción global de imagen para eliminar la textura lineal vertical o el trasfondo de la escena, utilizando la transformada Wavelet. La descomposición por bandas es robusta para lidiar con las variaciones de ruido e intensidad, y es apropiada para separar las frecuencias bajas de las altas.

El trasfondo de la escena es eliminado basándose en su representación global en el plano de imagen $x-t$, no en estadísticas del nivel de gris ni diferencias de cada píxel individual en el tiempo. El patrón de línea vertical en el plano de imagen $x-t$ puede ser eliminado fácilmente identificando las componentes de frecuencias de energías altas en la descomposición Wavelet, poniéndolas en cero, y finalmente transformando de vuelta al dominio espacial de la imagen utilizando la transformada Wavelet inversa.

En la imagen reconstruida, la textura de estructura homogénea en el plano de imagen $x-t$ original se convertirá en una región uniforme, mientras que la región del primer plano mostrará distintos valores de grises. Puede ser utilizada una segmentación simple.

El procedimiento de reconstrucción con Wavelet es descrito en detalles como sigue.

El algoritmo instrumentado sigue la siguiente secuencia de pasos:

- 1- En cada imagen espacio-temporal la transformada Wavelet es aplicada para eliminar el patrón de línea vertical trasfondo o

Background y retener solo el primer plano Foreground en la imagen reconstruida.

- 2- El patrón vertical lineal en el plano de imagen x-t puede ser fácilmente eliminado identificando los componentes de frecuencia baja de mayor energía en la descomposición en bandas Wavelet, igualándolos a cero.
- 3- Segmentación simple.

Una vez descrito en profundidad el método propuesto, se exponen en la siguiente sección dos aspectos básicos que fundamentan la factibilidad del algoritmo instrumentado utilizando Wavelet. Dejando establecido que la reconstrucción Wavelet propuesta es posible.

4.4 Diseño del modelo matemático

Es importante tener en cuenta dos aspectos fundamentales que hacen posible que la solución propuesta en esta investigación se sostenga sobre una base sólida. La primera cuestión es el hecho de que se conozca la ubicación de las componentes de frecuencia baja, tanto para la Transformada de Fourier como para la Wavelet y que estas coinciden con la energía alta.

La segunda cuestión es que sea posible reconstruir imágenes luego de aplicar la Transformada Wavelet mediante la Transformada Wavelet Inversa. A continuación, se profundizará de manera breve en estos puntos indispensables para que sea posible y factible el planteamiento del algoritmo propuesto.

4.4.1. Dominio espacial

Primeramente, es bien conocido que la transformada de líneas repetidas con orientación θ en imágenes del dominio espacial resulta en componentes de frecuencia de energía alta distribuidas a lo largo de una línea con orientación $\theta + 90^\circ$ pasando a través del centro en las imágenes del dominio de Fourier, las orientaciones de las dos líneas en el dominio espacial y en el dominio de Fourier son ortogonales [1].

Puesto que el patrón de líneas repetidas aparece verticalmente en el plano de imagen x-t, los componentes de frecuencia de energía alta asociados

distribuyen horizontalmente en las imágenes del dominio de Fourier. El espectro de Fourier es simétrico con respecto a la componente central para una función real $f_y(x, t)$ y las líneas transformadas que contienen las componentes de frecuencia de energía alta pasarán a través del punto de frecuencia central en $(R/2, N/2)$ para una imagen x - t de tamaño $R \times N$. Por tanto, se puede eliminar de manera efectiva la escena de fondo estática poniendo como cero las componentes de frecuencia de energía alta, que distribuyen a lo largo de la línea horizontal y pasan a través del centro en el espectro de Fourier.

$$f_y(u, v) = 0, \text{ para } \frac{n}{2} - \frac{\Delta w}{2} \leq v \leq \frac{n}{2} + \frac{\Delta w}{2} \text{ y}$$

$$u = 0, 1, 2 \dots R-1$$

Las componentes de frecuencia de energía alta asociadas con el patrón de línea vertical del fondo pueden aparecer en la vecindad de la línea $v = \frac{n}{2}$ en las imágenes en el dominio de Fourier. Para eliminar limpiamente el patrón de línea homogéneo en la imagen x - t , no solo se ponen como cero las componentes de frecuencia que recaen sobre la línea horizontal $v = \frac{n}{2}$ sino que también se ponen como cero aquellas componentes en la vecindad definida por un corte de ancho Δw . El ancho Δw puede ser utilizado para acomodar variaciones menores de valores de grises para cada píxel en el tiempo.

4.4.2 Filtro pasa banda

El segundo tema mencionado es que ya que la transformada Wavelet es un filtro pasa-banda con una función respuesta conocida la función Wavelet, luego es posible reconstruir las series de imágenes originales utilizando el filtro inverso [23]. La energía total se conserva con la Transformada Wavelet [23].

Luego de revisar los dos aspectos mencionados, se tiene que es perfectamente posible y consistente aplicar la propuesta de algoritmo, entonces, las componentes de frecuencia de energía alta asociadas con el

patrón de línea vertical del trasfondo pueden aparecer en las bandas que contienen frecuencias bajas (LL, LH y HL).

Para eliminar el patrón de línea homogéneo en la imagen $x-t$, no solo la banda LL, sino también las LH y HL son puestas como cero. La combinación de cuáles de estas bandas son puestas como cero puede ser utilizada para adecuar la variación de los valores de grises para cada píxel en el tiempo.

4.4.3. Aplicación de la Transformada Inversa de Wavelet

En la presente propuesta, se puede ir variando esta selección de las bandas a poner como cero, variando el número de cuadros y el video. El método propuesto puede detectar bien el objeto del primer plano incluso en el perímetro del corte. La imagen reconstruida puede obtenerse utilizando la transformada *Wavelet* inversa. Con el objetivo de poder visualizar, la imagen reconstruida es ampliada entre 0 y 255, multiplicándola por $255/\max(f')$, donde $\max(f')$ es la magnitud máxima en la imagen reconstruida.

4.5 Evaluación de la propuesta

La evaluación del modelo matemático se basará en la reducción del costo computacional e impacto en la aplicación en las empresas respecto a su producción, fundamentalmente en los siguientes puntos:

1. Señal encontrada utilizando la transformada de Wavelet
2. Comparación entre la señal real y señal decodificada en ciertas ventanas

Conclusiones:

Al finalizar la presente investigación se llega a las siguientes conclusiones:

- Analizar la detección de movimiento en secuencias de imágenes utilizando reconstrucción Wavelet, constituyó el centro de atención en la elaboración de la Tesis.
- El análisis del marco teórico revela la necesidad de concebir la detección de movimiento en secuencias de imágenes, profundizando en los enfoques basados en las estrategias de Background Subtraction y Temporal Differencing que identifican la región de movimiento basadas en estadísticas de los niveles de gris de píxeles individuales en las imágenes de la escena en el tiempo.
- Se reduce el costo computacional de la reconstrucción de Fourier realizada en el artículo [1], en el cual se basa la investigación, con una implementación sobre Matlab en una computadora personal.
- La utilización del Método de Expertos permitió corroborar el valor científico-metodológico de la transformada Wavelet en cada etapa de la detección y utilizar las Wavelets en la detección de movimiento en secuencias de imágenes.
- La detección de movimiento desde el punto de vista estadístico en píxeles separados causa que el modelo de actualización del fondo del Background Subtraction sea menos adaptable a cambios radicales en el ambiente.
- La detección de objetos puede ser equivalente a eliminar la textura de línea vertical correspondiente al trasfondo estático de la escena e identificar patrones de línea no-verticales asociados a objetos de primer plano en el plano de imagen $x-t$.
- La descomposición por bandas es robusta para lidiar con las variaciones de ruido e intensidad, y es apropiada para separar las frecuencias bajas de las altas.
- Es importante que se conozca la ubicación de las componentes de frecuencia baja, tanto para la Transformada de Fourier como para la Wavelet y que estas coinciden con la energía alta.

- En esta investigación, se ha presentado un esquema de reconstrucción Wavelet para la detección de movimiento con una cámara estática, las series de imágenes espaciales 2D son representadas primeramente como imágenes espacio-temporales 3D y luego un corte de la imagen 3D a lo largo de un eje espacial da una imagen espacio-temporal 2D, quedando de esta manera satisfecho el objetivo de la investigación.

Recomendaciones:

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos se sugiere:

- El algoritmo Wavelet propuesto pudiera ser potencialmente extendido por la posibilidad de variar sus parámetros y sobre todo de añadir otras bases para la descomposición Wavelet.
- Los sistemas de video vigilancias inteligentes se imponen sobre los sistemas de video vigilancia pasivos, por lo que bien pueden detectar los objetos en movimiento en la etapa inicial y luego procesar tareas como: clasificación de objetos, seguimiento, descripción de comportamiento de objetos.
- La fase de valoración de la investigación se desarrolle en todo proyecto en dos etapas: la primera, dedicada a la determinación de un conjunto de posibles especialistas a considerar como expertos para la detección de movimiento y la segunda etapa, la constituyó la consulta a los expertos así seleccionados.
- El valor teórico y la factibilidad de la detección de movimiento en secuencias de imágenes ayuden desde de la ejecución del Método de Expertos, a resaltar y valorar las nuevas propuestas.
- La experimentación se sugiere ejecutar mínimo en un sistema de manufactura Dell, con Rating 5.1, procesador Intel Core i3 a 3.30 GHz, con 8 GB de memoria y con sistema operativo Windows 7 instalado.
- Que la detección del movimiento debe ser una tarea que conste de diferentes etapas, estas pueden variar para cada algoritmo de detección, pero por lo general son tres las más vistas en la literatura: el pre procesamiento, procesamiento y final.
- Siempre descomponer con Wavelet en cuatro bandas HH, HL, LH y LL, verificar que cada banda tiene sus propias características.

BIBLIOGRAFÍA

- Aravena, M., Caamaño, C., & Giménez, J. (2008). Modelos matemáticos a través de proyectos. *Revista latinoamericana de investigación en matemática educativa*, 11(1). Obtenido de http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1665-24362008000100003&lng=es&nrm=iso&tlng=es
- Basogain, O. X. (2019). *Redes neuronales Artificiales y sus Aplicaciones*. España: Escuela Superior de Ingeniería de Bilbao. Obtenido de https://ocw.ehu.eus/pluginfile.php/40137/mod_resource/content/1/redes_neuro/contenidos/pdf/libro-del-curso.pdf
- Birito, V., Alemán, R., Fraga, G., Para, J., & Arias, I. (2011). *Papel de la modelación matemática en la formación de los ingeniero*. Habana: Ingeniería Mecánica.
- Bocco, M. (2010). *Funciones elementales para construir modelos matemáticos* (Primera ed.). Buenos Aires: Instituto Nacional de Educación Tecnológica. Obtenido de <http://www.bnm.me.gov.ar/giga1/documentos/EL001843.pdf>
- Byrd, N. S. (1998). *Aplicación de redes neuronales para desarrollar un modelo de pronóstico de la demanda de dinero*. Atizapán de Zaragoza: Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey. Obtenido de <https://repositorio.tec.mx/bitstream/handle/11285/628356/CEM108564.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Cabrera, C. D. (2014). *Diseño de una red neuronal artificial para la predicción de la demanda eléctrica*. Loja: Universidad Nacional de Loja. Obtenido de <https://dspace.unl.edu.ec/jspui/bitstream/123456789/11910/1/Cabrera%20Calopi%C3%B1a%2C%20Diana%20Isabel.pdf>
- Cervantes, G. L. (2015). *Modelización matemática: Principios y Aplicaciones* (Primera ed.). México: Benemerita Universidad Autónoma de Puebla.
- Del Carpio Gallegos, J. (2005). Las redes neuronales artificiales en las finanzas. *Industrial Data*, 8(2). Obtenido de <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=81680205>
- Del Carpio Gallegos, J. (2005). Las redes neuronales artificiales en las finanzas. *Industrial Data*, 8(2). Obtenido de <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=81680205>
- Del Carpio Gallegos, J. (2005). Las redes neuronales artificiales en las finanzas. *Industrial Data*, 8(2). Obtenido de <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=81680205>
- Del Carpio, G. J. (2005). Las redes neuronales artificiales en las finanzas. *Industrial Data*, 8(2). Obtenido de <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=81680205>
- Egúa, Caparros, J. M. (1994). *Redes neuronales: concepto, fundamentos y aplicaciones en el laboratorio clínico*. Murcia.
- Escobar, G. E., Díaz, N. J., & Taracena, S. L. (2010). Modelo para el ajuste de pronósticos agregados utilizando lógica difusa. *Ingeniería. Investigación y Tecnología*, 11(3), 289-302. Obtenido de <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=40415987005>

- Expertos Three Points. (s.f.). *threepoints.com*. Obtenido de /blog/redes-neuronales-definición-características
- Gaboa, J. O., & Tabares, J. P. (2012). *Diseño de un modelo matemático aplicado a la planeación de la producción y distribución de la Supply Chain de una empresa de consumo masivo*. Cali: Universidad UCESI.
- Ibarra, S. E., Oñate, C. Á., & Villavicencio, P. Á. (2020). Modelado para la determinación del poder calorífico de la gasificación de la balsa en instalaciones downdraft mediante redes neuronales artificiales. *Científica*, 24(2), 103-110.
doi:<https://doi.org/10.46842/ipn.cien.v24n2a10>
- Jahuir, V. E. (2013). *Predicción del consumo de gas natural aplicando redes neuronales*. La Paz: Universidad Mayor de San Andrés. Obtenido de <https://repositorio.umsa.bo/bitstream/handle/123456789/7765/T.2705.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Jiménez, P. J. (2013). *Pronóstico de demanda de llamadas en los call center, utilizando redes neuronales artificiales*. Piura: Universidad de Piura. Obtenido de https://pirhua.udep.edu.pe/bitstream/handle/11042/1745/ING_533.pdf?sequence=1
- Julián, G. (2016). *Xataka*. Obtenido de <https://www.xataka.com/robotica-e-ia/las-redes-neuronales-que-son-y-por-que-estan-volviendo>
- Matich, D. J. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones*. Rosario: Universidad Tecnológica Nacional. Obtenido de https://www.frro.utn.edu.ar/repositorio/catedras/quimica/5_anio/orientadora1/monografias/matich-redesneuronales.pdf
- Montesinos, L. O., & Hernández, S. C. (2007). Modelos matemáticos para enfermedades infecciosas. *Salud Pública de México*, 49(3), 218-226. Obtenido de <http://www.scielo.org.mx/pdf/spm/v49n3/07.pdf>
- Motemayor, G. J. (2013). *Métodos de pronósticos para negocios*. México: Editorial Digital Técnico de Monterey.
- Perez, R. A., Mosquera Sanchez, S. A., & Bravo, J. J. (2012). Aplicación de modelos de pronósticos en productos de consumo masivo. *Biotecnología en el Sector Agropecuario y Agroindustrial: BSAA*, 10(2), 117-125. Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6117643>
- Quiñones, H. L., Ochoa, T. L., Gamarra, T. O., Bazán, C. J., Delgado, S. J., & Kemper, V. N. (2020). Red neuronal artificial para estimar un índice de calidad de agua. *Enfoque UTE*, 11(2), 113-124. Obtenido de <https://www.redalyc.org/journal/5722/572262509013/>
- Reyes, F. (2017). <https://es.scribd.com/>. Obtenido de <https://es.scribd.com/document/342858029/Concepto-de-Pronosticos-de-Produccion>
- Rodríguez, V. J., & Steegmann, P. C. (Agosto de 2012). *Modelos Matemáticos*. Obtenido de https://recursos.salonesvirtuales.com/wp-content/uploads/bloques/2012/08/Modelos_matematicos.pdf

- Roldan, P. N. (s.f.). *Economipedia*. Obtenido de <https://economipedia.com/definiciones/modelo-matematico.html>
- Ruiz, C. A., & Basualdo, M. S. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones*. Rosario: Universidad Tecnológica Nacional. Obtenido de https://www.frro.utn.edu.ar/repositorio/catedras/quimica/5_anio/orientadora1/monografias/matich-redesneuronales.pdf
- Salas, R. (2004). *Redes Neuronales Artificiales*. Universidad de Valparaíso. Departamento de Computación. Obtenido de https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/50358783/Redes_Neuronales_Artificiales-with-cover-page-v2.pdf?Expires=1642055093&Signature=S2dNOUaALchE18fsqMcQ5fP0riM59Gr-vSHNq1qMxYXxYwiRi3iMWji5vYTNMS3hNuHaNsZBhalzVrFMebZQeEDHkMOCRPOG-hCn9xYsndkmt3SfRtNkVNVYMVtMO
- Salet, B. M., & Hein, N. (1999). Modelación matemática: Estrategia para enseñar y aprender matemáticas. *Educación Matemática*, 11(1), 119-134. Obtenido de <http://www.revista-educacion-matematica.org.mx/descargas/Vol11/1/10Salett.pdf>
- Sánchez, L. E., Barreras, S. A., Pérez, L. C., Figueroa, S. F., & Olivas, V. J. (2013). Aplicación de un modelo arima para pronosticar la producción de leche de bovino en Baja California, México. *Tropical and Subtropical Agroecosystems*, 16(3), 315-324. Obtenido de <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=93929595004>
- Saucedo, C. O., Pérez, L. V., Herrera, I. L., & Fernández, P. L. (2010). Sistema de pronóstico climático del tizón tardío (*Phytophthora infestans*) en el cultivo de la papa en la provincia de Villa Clara. *REDVET. Revista Electrónica de Veterinaria*, 11(3B), 1-12. Obtenido de <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=63613140038>
- SPSS Modelar. (s.f.). IBM. Obtenido de <https://www.ibm.com/docs/es/spss-modeler/SaaS?topic=networks-neural-model>
- Tablada, C. J., & Torres, G. A. (12 de Julio de 2018). *Redes Neuronales Artificiales*. (A. y. Facultad de Matemática, Ed.) Obtenido de [archive.org/web/20180712180120/http://www.famaf.unc.edu.ar:80/~revm/digital24-3/redes.pdf](https://web.archive.org/web/20180712180120/http://www.famaf.unc.edu.ar:80/~revm/digital24-3/redes.pdf)
- Tesis. (s.f.). Obtenido de <http://tesis.uson.mx/>: <http://tesis.uson.mx/digital/tesis/docs/8701/Capitulo1.pdf>
- Torres, B. M. (s.f.). *Pronósticos, una herramienta clave para la planeación de las empresas*.
- Vidaurre, S. Y. (2012). *Aplicación de las redes neuronales artificiales para el pronóstico de la demanda de agua potable en la empresa EPSEL S.A. de la ciudad de Lambayeque*. Chiclayo: Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo. Obtenido de https://tesis.usat.edu.pe/bitstream/20.500.12423/525/1/TL_Vidaurre_Siaden_Yasmin.pdf
- Villareal, F. (2016). *Introducción a los Modelos de Pronósticos*. Bahía Blanca: Universidad del Sur.

ANEXOS

ANEXO # 1

Encuesta para determinar el coeficiente de conocimiento de los expertos.

Objetivo: Determinar el nivel real de competencia en la temática objeto de estudio de los posibles expertos.

Usted fue seleccionado como posible experto, teniendo en cuenta su aval y experiencia en el campo objeto de estudio. Se le solicita que responda las siguientes interrogantes con el objetivo de poder llevar feliz término la investigación. Se le agradece de antemano su cooperación. Muchas gracias.

Temática que se investiga: Detección de movimiento en secuencias de imágenes.

Nombre y apellidos: Centro de trabajo: Grado científico:

Categoría docente:

Años de experiencia docente:

1. Se le solicita que usted valore su nivel de competencia sobre la problemática que se investiga, marcando con una cruz el valor que considere en una escala de 1 al 10 (la máxima competencia se corresponde con el #10).

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

- 2- En la siguiente tabla, le proponemos que indique con una cruz en cada fila, el grado de influencia (alto, medio, o bajo) que tienen en sus criterios cada fuente de argumentación y marque con una X la que considere que más influido

Fuentes de argumentación	Grado de influencia		
	Alto	Medio	Bajo
1. Análisis teórico realizado por usted.			
2. Su propia experiencia			
3. Trabajos de autores nacionales			
4. Trabajos de autores extranjeros			
5. Su propio conocimiento del problema			

ANEXO # 2

Fuentes de argumentación	Grado de influencia		
	Alto	Medio	Bajo
1. Análisis teóricos sobre el tema.	0.3	0.2	0.1
2. Experiencia.	0.5	0.4	0.2
3. Fuentes nacionales consultadas.	0.05	0.05	0.05
4. Fuentes extranjeras consultadas.	0.05	0.05	0.05
5. Conocimiento del problema.	0.05	0.05	0.05
6. Intuición	0.05	0.05	0.05
Totales	1.0	0.8	0.5

Tabla : Para determinar el coeficiente de argumentación Ka.

ANEXO # 3

Tabla Determinación del coeficiente autovalorativo K, selección de los expertos.

Experto	Coeficiente de conocimiento kc	Coeficiente de argumentación k	Coeficiente autovalorativo k	Nivel
1	0.8	0.9	0.85	alto
2	0.8	0.9	0.85	alto
3	0.8	1	0.90	alto
4	0.8	0.9	0.85	alto
5	0.8	1	0.90	alto
6	0.8	0.9	0.85	alto
7	0.8	0.9	0.85	alto
8	0.4	0.5	0.45	bajo
9	0.4	0.5	0.45	bajo
10	0.6	1	0.80	alto
11	0.6	1	0.80	alto
12	0.8	1	0.90	alto
13	0.2	0.7	0.45	bajo
14	1	1	1	alto
15	1	1	1	alto
16	1	1	1	alto
17	1	1	1	alto
18	0.2	0.7	0.45	bajo
19	1	1	1	alto
20	1	1	1	alto
21	1	1	1	alto
22	0.6	1	0.80	alto
23	1	1	1	alto
24	1	1	1	alto
25	0.6	0.8	0.70	medio
26	1	0.9	0.95	alto
27	1	0.9	0.95	alto
28	1	1	1	alto
29	0.2	0.8	0.50	medio
30	0.6	1	0.80	alto
31	0.2	0.8	0.50	medio
32	1	0.9	0.95	alto
33	0.2	0.4	0.30	bajo
34	0.2	0.4	0.30	bajo
35	0.6	1	0.80	alto
36	0.6	0.9	0.75	medio

ANEXO # 4

Encuesta a expertos

Objetivo: Valorar por parte de los expertos la factibilidad de la propuesta de solución a la detección de anomalías en mamografías siguiendo un algoritmo basado en la descomposición wavelet de las imágenes.

Estimado colega, se está llevando a cabo una investigación con el objetivo de ofrecer una solución basa en un algoritmo de segmentación que se apoya en la descomposición wavelet discreta de un conjunto de datos.

Se necesita que aporte su criterio, luego de consultar dicha propuesta, referente a las cuestiones que seguidamente se le expone teniendo en cuenta la siguiente escala valorativa:

Categorías para la evaluación


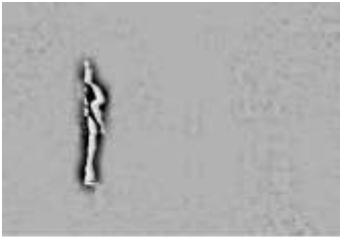


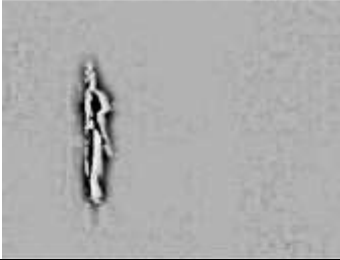







Criterios	Categorías	Puntuación para la evaluación
Muy adecuada	C1	5
Adecuado	C2	4
Poco adecuado	C3	3
Inadecuado	C4	2
Sin opinión	C5	1

Para elaborar la propuesta de solución a la detección de anomalías en mamografías se tuvo en cuenta una estructura, la cual solicitamos que valore a partir de los indicadores que a continuación se le brinda:

ANEXO #5

Indicadores	Categorías				
	C1	C2	C3	C4	C5
Contribución para detectar movimiento siguiendo un algoritmo basado en wavelet (pre procesamiento y detección) (I ₁).					
Pertinencia de algoritmo de reconstrucción con Wavelet (I ₂).					
Posibilidades en la reconstrucción de imágenes luego de aplicar la Transformada Wavelet mediante la Transformada Wavelet Inversa (I ₃).					
Influencia en la ubicación de las componentes de frecuencia baja, tanto para la Transformada de Fourier como para la Wavelet y que estas coinciden con la energía alta (I ₄).					
Contribución en la detección de movimiento desde el punto de vista estadístico en píxeles separados causa que el modelo de actualización del fondo del Background Subtraction sea menos adaptable a cambios radicales en el ambiente (I ₅).					
Posibilidades en la descomposición por bandas es robusta para lidiar con las variaciones de ruido e intensidad, y es apropiada para separar las frecuencias bajas de las altas (I ₆).					
Influencia en las componentes de frecuencia de energía alta asociadas con el patrón de línea vertical del trasfondo pueden aparecer en las bandas que contienen frecuencias bajas (LL, LH y HL) (I ₇).					
Posibilidades en reducir el costo computacional de la reconstrucción de Fourier, en el cual se basa la investigación, con una implementación sobre Matlab (I ₈).					

ANEXO # 6

	Secuencia original	FFT: $n=100, w=10$	Haar: $n=100,$ $LL=HL=LH=0$
585			
588			
592			
595			
599	