

CIS1330IS08

Seguimiento de Puntos en Imágenes Diagnósticas

Jorge Leonardo Hernández Fajardo

PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA
FACULTAD DE INGENIERIA
CARRERA DE INGENIERIA DE SISTEMAS
BOGOTÁ, D.C.
2015

CIS1330IS08
Seguimiento de Puntos en Imágenes Diagnósticas

Autor:

Jorge Leonardo Hernández Fajardo

MEMORIA DEL TRABAJO DE GRADO REALIZADO PARA CUMPLIR UNO
DE LOS REQUISITOS PARA OPTAR AL TITULO DE INGENIERO DE
SISTEMAS

Director

César Julio Bustacara Medina

Jurados del Trabajo de Grado

Miller Gómez

Andrea Rueda

Página web del Trabajo de Grado

<http://pegasus.javeriana.edu.co/~CIS1330IS08>

PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA
FACULTAD DE INGENIERIA
CARRERA DE INGENIERIA DE SISTEMAS
BOGOTÁ, D.C.
Junio, 2015

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA
FACULTAD DE INGENIERIA
CARRERA DE INGENIERIA DE SISTEMAS**

Rector Magnífico

Jorge Humberto Peláez Piedrahita, S.J.

Decano Académico Facultad de Ingeniería

Ingeniero Jorge Luis Sánchez Téllez

Decano del Medio Universitario Facultad de Ingeniería

P. Antonio José Sarmiento Nova, S.J.

Director de la Carrera de Ingeniería de Sistemas

Ingeniero Germán Alberto Chavarro Flórez

Director Departamento de Ingeniería de Sistemas

Ingeniero Rafael Andrés González Rivera

Artículo 23 de la Resolución No. 1 de Junio de 1946

“La Universidad no se hace responsable de los conceptos emitidos por sus alumnos en sus proyectos de grado. Sólo velará porque no se publique nada contrario al dogma y la moral católica y porque no contengan ataques o polémicas puramente personales. Antes bien, que se vean en ellos el anhelo de buscar la verdad y la Justicia”

AGRADECIMIENTOS

Un especial agradecimiento a quienes nunca dejaron de apoyarme a mi padre Jorge, mi madre Helena, y mi hermana Tatiana y toda mi familia especialmente a mis abuelos Benigna, Flor, Daniel y Luis, a mis amigos por su constante respaldo en momentos difíciles tanto personales como académicos.

Un agradecimiento enorme a todos los profesores por su constante apoyo durante estos 5 años y medio de estudios, y especialmente a mi director en este Trabajo de Grado, Cesar Bustacara quien acepto el desafío de guiarme durante este último periodo universitario.

CONTENIDO

CONTENIDO	V
I - INTRODUCCIÓN	1
II - DESCRIPCION GENERAL	2
1. OPORTUNIDAD, PROBLEMÁTICA, ANTECEDENTES	2
1.1. <i>Formulación del problema que se resolvió</i>	3
1.2. <i>Justificación del problema</i>	3
1.3. <i>Impacto Esperado</i>	4
2. DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO	4
2.1. <i>Objetivo general</i>	4
2.2. <i>Objetivos específicos</i>	4
3. METODOLOGÍA	5
III – MARCO TEORICO	7
1. CONCEPTOS FUNDAMENTALES	7
1.1. <i>Puntos</i>	7
1.2. <i>Regiones de Interés</i>	10
1.3. <i>Seguimiento de Objetos</i>	12
2. MÉTODOS DE SEGUIMIENTO.....	18
2.1. <i>Determinísticos</i>	20
2.2. <i>Estadísticos</i>	24
IV – DESARROLLO DEL PROBLEMA	28
1. SELECCIÓN DE MÉTODOS.....	28
2. EJECUCIÓN Y PRUEBAS	29
2.1. <i>Correlación de Puntos (TPFC)</i>	30
2.2. <i>Filtro de Kalman</i>	33
2.3. <i>Kanade-Lucas-Tomasi (KLT)</i>	34
3. EVALUACIÓN DE RESULTADOS	34
3.1. <i>Pruebas</i>	34
3.2. <i>Resultados</i>	42

3.3.	<i>Conclusiones</i>	44
4.	APRENDIZAJE.....	45
4.1.	<i>Análisis de Impacto</i>	46
4.2.	<i>Aprendizajes</i>	47
V- REFERENCIAS Y BIBLIOGRAFÍA		49

ABSTRACT

Track points in medical image sequences is a difficult task that can be solved using statistical methods like Kalman filtering, or deterministically with Kanade-Lucas-Tomasi (KLT), both have advantages and disadvantages that in certain circumstances produce better or worst results at tracking in terms of precision and consistency, this research focused on finding and improving three different object tracking methods in order to perform better results using medical images and representing objects with one or more points instead.

RESUMEN

Seguir puntos en secuencias de imágenes médicas es una tarea que presenta dificultades solucionables por diferentes métodos determinísticos como KLT, o estadísticos como Kalman que presentan ventajas y desventajas que en ciertas situaciones producen mejores o peores resultados en términos de precisión y consistencia, esta investigación se enfocó en encontrar y mejorar tres métodos de seguimiento de objetos usando imágenes médicas y representando objetos con uno o más puntos en su lugar.

I - INTRODUCCIÓN

Durante las últimas décadas la informática ha permitido hacer de procesos repetitivos y rutinarios algo de lo cual las personas ya no deben ocuparse permitiendo ofrecer más y mejores servicios a personas y empresas.

En particular uno de los campos donde la informática tiene especial interés es la medicina ya que permite dar una mejor calidad de vida a las personas en general; la forma en que la informática busca aportar a la medicina se centra en facilitar el diagnóstico efectivo de enfermedades con el uso de la información de la que disponen los médicos.

Existen diferentes tipos de información que se puede analizar en favor de realizar un diagnóstico correcto, y en particular las imágenes son de gran utilidad puesto que presentan evidencia física del estado de un paciente.

Independiente de la aplicación en las que se usen las imágenes estas no son sencillas de procesar ya que no tienen estructuras uniformes dadas las diferentes características que pueden presentar; uno de los objetivos que tienen mayor interés es el seguimiento de un objeto cualquiera y puesto que cada cosa presenta sus propias particularidades se han propuesto diferentes métodos que aprovechan las consideraciones que este tiene.

En este trabajo de grado se buscó realizar una investigación para crear conocimiento que permita la creación de aplicaciones prácticas que hagan uso de tecnologías de análisis de imágenes con el fin de mejorar atención médica a las personas en general.

Durante la investigación se consideraron diferentes métodos para rastrear objetos en imágenes digitales, se evaluaron las ventajas y desventajas en cada caso para así determinar cuál podía resolver de mejor manera la problemática aquí expuesta y obteniendo la mayor precisión y consistencia al analizar las imágenes.

II - DESCRIPCION GENERAL

La práctica de la ingeniería busca resolver problemas cotidianos con el fin de hacer procesos más rápidos, efectivos y eficaces. En este trabajo de grado se busca desde el campo del análisis de imágenes contribuir con la mejora en la calidad de la salud de las personas, y así mejorar su calidad de vida, al mejorar los resultados de los análisis de imágenes diagnosticas evaluando diferentes métodos que resuelvan el problema.

1. Oportunidad, Problemática, Antecedentes

En la actualidad uno de los problemas más importantes con el que cuenta la medicina no es el descubrimiento de nuevas enfermedades, sino la capacidad de diagnosticar y tratar a un paciente de la forma más rápida y precisa posible, de manera que no solo se pueda aliviar un dolor sino permitirle a las personas llevar una vida tan buena y saludable como sea posible.

Diagnosticar a tiempo una enfermedad es algo muy importante en el campo de la medicina y la posibilidad de hacerlo con rapidez y precisión marca la diferencia en como un médico puede formular el tratamiento de un paciente, todo esto adquiere mayor importancia cuando se trata de enfermedades cuya cura depende de una detección temprana, o cuando se desea saber la evolución de la enfermedad de una persona.

La información con la que cuenta el cuerpo médico para el diagnóstico de una enfermedad proviene de diferentes fuentes, exámenes de sangre, de orina, etc. e imágenes médicas[1][2] como las resonancias magnéticas, rayos x o ecografías entre otros. Mucha de la información que recibe un doctor puede ser previamente interpretada por máquinas con el fin de realizar diagnósticos más acertados, siendo estos últimos los más complejos de analizar por medios computacionales.

Aunque la identificación de un objeto específico en una serie de imágenes es un problema común del manejo de imágenes, y se han propuesto distintas formas de solucionar el problema, la confiabilidad es un punto crítico junto con la velocidad de ejecución ya que es información difícil de procesar para una máquina.

Esto en conjunto con sistemas de diagnósticos asistidos por computador[3] se ha centrado en la identificación de enfermedades específicas[4], o la identificación de anomalías en un órgano específico tales como tumores o cuerpos extraños.

Durante el desarrollo se tuvo un especial interés en un órgano como el corazón[5][6][7], aunque es importante mencionar que no se limita al análisis de un órgano sino que su énfasis es el de ampliar la posibilidad de registrar una imagen teniendo en cuenta una punto o serie de puntos.

Este trabajo tiene una gran importancia al permitir que el cuerpo médico pueda tomar mejores decisiones de manera oportuna respecto a las condiciones específicas de un paciente, así como se presentan grandes beneficios en los resultados se presentan grandes retos, ya que los síntomas de diferentes enfermedades son similares y esto afecta en gran proporción la precisión con la cual se pueden presentar los resultados[8].

1.1. Formulación del problema que se resolvió

Durante el desarrollo de este trabajo de grado se planteó la investigación de diferentes métodos de seguimiento, con especial interés en el análisis de regiones de interés interpretadas por medio de puntos que representan un objeto completo.

Se clasificó, analizó y evaluó a diferentes métodos de seguimiento de objetos representados por puntos, con el fin de conocer cuál es la mejor manera de realizar seguimiento de objetos en imágenes matriciales de 2 y 3 dimensiones.

1.2. Justificación del problema

Con el fin de complementar las funciones de los diagnósticos asistidos por computador (CAD por sus siglas en inglés)[9], en los cuales se interpreta información de una persona se ha encontrado la necesidad de ampliar la cantidad de información que puede ser analizada con el uso de imágenes diagnósticas, las cuales pueden ser procesadas con el fin de proporcionar información adicional al cuerpo médico siempre y cuando estos proporcionen resultados precisos y confiables.

A nivel académico la importancia de esta investigación reside en la creación de una base de conocimiento actualizada de los métodos que pueden ayudar a resolver la problemática, y con ello la posibilidad de crear una aplicación práctica que permita no solo analizar imágenes sino también otros tipos de datos, para que conjuntamente permitan diagnósticos confiables, y así aumentando la eficiencia en la misión médica de preservar la vida por medio de la prevención de enfermedades o reaccionando oportunamente a la condición de un paciente.

1.3. Impacto Esperado

Luego de finalizado el desarrollo de este trabajo de grado se espera que tanto el conocimiento sintetizado de trabajos anteriores, la implementación de las soluciones y la validación de las soluciones den como resultado aplicaciones que faciliten el reconocimiento de enfermedades en las cuales el uso de imágenes diagnosticas sea de gran importancia.

Es de gran interés su aplicación en el registro de imágenes a través del tiempo, esto con el propósito de controlar el progreso de enfermedades como cáncer, cálculos renales, entre otras.

2. Descripción del Proyecto

Con el propósito de dar firmeza al proyecto es necesario establecer una meta clara la cual delimite la investigación y también elementos específicos que la guíen.

2.1. Objetivo general

Adaptar y mejorar varios modelos que permita seguir uno o más puntos ubicados en un espacio matricial cartesiano, que está representado en secuencias de imágenes con el fin de analizar exámenes diagnósticos.

2.2. Objetivos específicos

Los objetivos específicos ligados a este proyecto son:

1. Construir el estado del arte del seguimiento de puntos aplicado al análisis de imágenes diagnósticas.

2. Diseñar los modelos e implementar un prototipo de análisis de imágenes.
3. Probar los modelos y realizar un análisis de los resultados obtenidos.

3. Metodología

Las fases metodológicas que se utilizaron para completar este trabajo de grado respecto a los objetivos planteados fueron:

1. Investigación del problema

Esta fase permitió establecer buenos conocimientos de los temas relevantes y relacionados con el desarrollo de este trabajo de grado, para esto fue necesario realizar una búsqueda exhaustiva tanto en papers, como en libros acerca de métodos de seguimiento de puntos en bases de datos teniendo en cuenta como un factor importante las fechas de publicación y la afinidad con el tema principal que es el seguimiento de puntos sin importar en principio la aplicación que se le haya dado.

2. Requerimientos del problema

Luego de conocer el problema en profundidad se establecieron las necesidades básicas del problema que se desea resolver, y se determinó la necesidad de evaluar y validar los resultados aquí expuestos en función del desempeño de las soluciones, en términos de precisión y consistencia.

3. Implementación de los métodos seleccionados y mejoras:

Una vez determinados los conceptos necesarios para resolver el problema tanto de concepto como de evaluación, se procedió a implementar las soluciones con base en los métodos seleccionados producto de la investigación.

Para esta fase es importante destacar que luego de la implementación base de los métodos fue necesario analizar los resultados de las implementaciones con el fin de mejorarlas, en cada caso el análisis consistió en la revisión del modelo utilizado y las condiciones que pudieran afectar los resultados al usar imágenes diagnósticas.

4. Análisis de Resultados

Esta fase buscó entender la información final, si bien se puede confundir con el análisis hecho en cada una de las iteraciones en las cuales se pretendía mejorar el modelo, el propósito principal de esta fase consistió en unificar los resultados presentados luego de las mejoras finales y proporcionar una base comparativa en la que los métodos se pudieran presentar finalmente las ventajas y desventajas de su uso en una aplicación.

III – MARCO TEORICO

A continuación se presentan los conceptos más relevantes para el desarrollo de la investigación, tales como la identificación, representación y el seguimiento de puntos u objetos en imágenes médicas.

1. Conceptos Fundamentales

El seguimiento de puntos en imágenes diagnosticas es un problema que hace uso de diferentes conceptos que implican una dificultad por si solos y una mayor al unificarlos, por ello es importante para el desarrollo de este trabajo de grado entender cada una de las partes de las cuales se compone este problema.

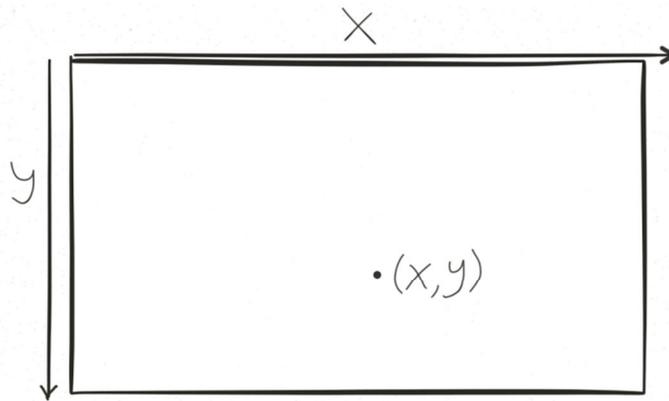
Uno de los principales problemas es el contenido dentro de las imágenes por lo cual es de gran relevancia analizar como procesar estos contenidos según sus características, las ventajas y desventajas que representan.

1.1. Puntos

Una imagen digital es una matriz de valores que interpretados por las maquinas se convierten en colores que pueden ser vistos por una persona en una pantalla, por tanto los valores dentro de la matriz son los puntos de los cuales se compone la imagen.

Con el fin de hacer seguimiento de un punto es necesario entender que los puntos tienen características que permiten identificar uno de otros, estas son[10]:

- Posición: Como su nombre lo indica es la ubicación de un punto en la imagen respecto del origen de la misma, en el caso de dos dimensiones se representa con las coordenadas x,y en la imagen.

**Ilustración 1 - Posición**

- Intensidad: es el valor que corresponde a la información almacenada por el punto generalmente se puede entender de una forma numérica, en el caso de las imágenes que se encuentran en escalas de grises es decir un valor que se puede entender como intensidad. En la Ilustración 2 se da un punto de interés (POI) el cual se ubica en el centro de la imagen, el color gris almacenado en ese punto se puede interpretar como un valor numérico.

100	100	0
80	POI 80	150
0	150	150

Ilustración 2 - Intensidad

- Gradiente: Esta característica depende de la comparación con otros puntos ya que es la pendiente entre valores que tiene un punto y otro, esto con el propósito de determinar los cambios más significativos que definen los bordes, límites u otros puntos que pueden ser de interés en una imagen. En la ilustración 3 se puede ver gráficamente como el valor del gradiente de un punto que se encuentra en el centro de la imagen contra los adyacentes a él.

100	100	0
80	0	80
0	150	150

Ilustración 3 muestra un ejemplo de un gradiente en una imagen. El valor del gradiente de un punto que se encuentra en el centro de la imagen contra los adyacentes a él. Los valores de los píxeles adyacentes se muestran en verde: 20, 20, 80, 70, 80, 70, 70.

Ilustración 3 - Gradiente

- Laplaciano: Esta característica como el gradiente depende de los puntos adyacentes al cual se está analizando, en este caso el laplaciano indica una rápida variación en los valores de los puntos lo que indica la presencia de puntos de interés como bordes o límites. Matemáticamente se define de la siguiente forma:

$$\Delta f = \nabla f \cdot \nabla f = \nabla^2 f$$

- Curvatura[11]: Se define como la velocidad de cambio de dirección entre dos puntos de una función, este cambio determina si una función es cóncava o convexa según si el ángulo resultado de la intersección de las líneas tangentes a la función en los puntos indicados es positivo o negativo; en imágenes interesa el valor del ángulo ya que al establecer un rango de valores se determina que puntos son candidatos como puntos de interés.

Como ya se ha mencionado estas características tienen como finalidad identificar de forma única un punto o serie de puntos que se pueden o no encontrar en una, más de una o ninguna imagen.

El hacer uso de puntos como objetivo de seguimiento en una serie de imágenes presenta una gran ventaja dada la poca información necesaria para identificar un punto respecto de otro, de la misma forma representa una limitación importante ya en la misma imagen pueden existir puntos con valores similares los identifican y que realmente no corresponden, es decir se pueden encontrar falsos positivos.

1.2. Regiones de Interés

De la misma forma en que un punto puede ser objeto de seguimiento a través de una serie de imágenes es importante conocer que también se puede lograr con una región, es decir una sub área de la imagen que contiene información relevante, el propósito de la región es dependiente de la aplicación en este caso se utiliza para hacer seguimiento de un objetivo.

Para hacer seguimiento de una región es necesario que esta tenga unas características que permitan encontrarla en dentro de la secuencia de imágenes[12].

- Repetibilidad: esta hace referencia a que un objeto pueda encontrarse en dos o más imágenes bajo diferentes condiciones. En la ilustración 4 se muestra que la repetición de un suceso puede verse de diferente forma y aun así existir.

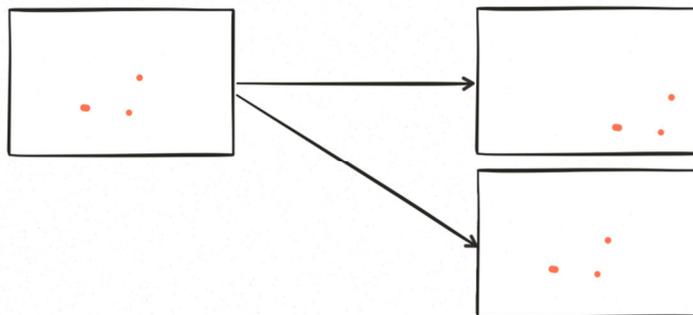


Ilustración 4 - Repetibilidad, Distinción

- **Distinción:** una región debe tener la información suficiente para ser distinguible de forma única. Para estos casos se puede recurrir al apoyo de puntos de interés, o el reconocimiento de objetos. De igual forma en la Ilustración 4 se puede notar que existe una diferencia entre la información dada la posición de los puntos respecto al origen, pero no entre ellos mismos.
- **Localidad:** la información debe estar contenida dentro de la imagen de forma que se reduzca la probabilidad de oclusión. Como se puede ver en la ilustración 5 existe un evidente problema de localidad entre la imagen 1 y sus dos posibles alternativas, en la imagen 2 se encuentra un punto fuera del ROI que podría indicar que no es la respuesta, marcando un error, en la imagen 3 se muestra una perfecta relación entre la imagen de origen y la que está siendo procesada dando una respuesta correcta.

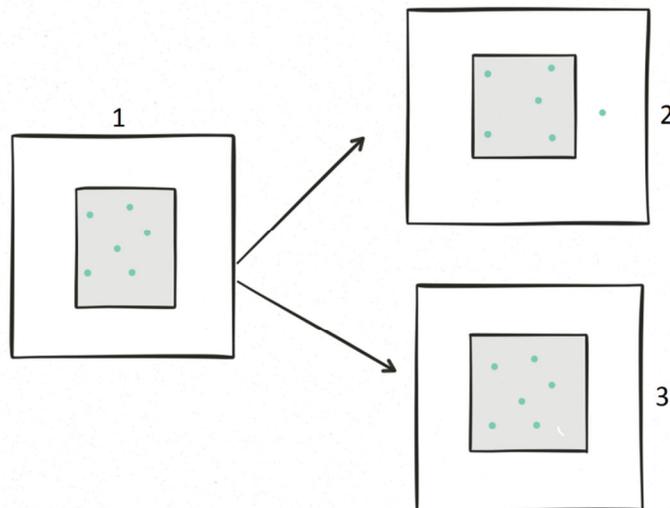


Ilustración 5 – Localidad, Cantidad

- **Cantidad:** las referencias que existan dentro de la región de interés deben ser suficientes para que al comparar entre regiones candidatas sean identificables. En la ilustración 5 se

puede ver que la imagen 1 puede ser identificada con la imagen tres gracias a esta característica, pero no así con la imagen 2.

- Precisión: La información detectada debe ser localizada precisamente considerando la figura o que se puede escalar la región.

El uso de regiones de interés permite solucionar una serie de problemas que se tienen con el uso de puntos ya que al tener una mayor cantidad de información existe una menor probabilidad de errores de identificación, pero también se proponen diferentes problemáticas.

Los problemas abarcan la forma en que se hace el barrido de la región de interés en otra imagen diferente, pérdida de cierre de la región de interés, desaparición, escalar la región, rotación, la intensidad de los colores o valores respecto a los encontrados en la imagen

1.3. Seguimiento de Objetos

A pesar que la propuesta de este trabajo de grado consiste en realizar seguimiento de un punto en diferentes imágenes de tipo diagnóstico, es importante conocer las características que tienen los objetos que se encuentran en ellas, esto con el fin de determinar cuáles características permiten hacer el seguimiento de una forma óptima.

1.3.1. Características de un Objeto en Imágenes

En el seguimiento de objetos se utilizan diferentes características[13] que proporcionan información valiosa según las condiciones en las que se presentan. Las características visuales de las que dispone un objeto son las siguientes:

- Color[14][15]: para las personas este es una de las características más evidentes pues para un humano es fácil distinguir un objeto lo que lo rodea por su color como se ejemplifica en la ilustración 1, allí se presenta una moneda de color cobrizo ubicada sobre una superficie gris que la rodea, esta es la característica más fácil de comprender pero también es la más difícil de utilizar ya que puede presentar problemas como efectos lumínicos, o propiedades reflectantes de un objeto, también se pueden presentar situaciones en las cuales dos objetos con colores iguales o parecidos existan en la misma imagen propiciando confusiones, y en otras ocasiones pueden sobreponerse dos objetos del mismo

color dificultado saber cuál es el objeto al que se le está haciendo seguimiento. Las imágenes digitales utilizan diferentes formatos de color pero uno de los más comunes es el formato RGB que no proporciona suficiente información para su análisis.



Ilustración 6 - diferencia entre un objeto y su entorno por medio de colores

- Límites[16]: Como indica su nombre esta característica consiste en delimitar la frontera que existe físicamente entre un objeto y todo aquello que lo rodea, tanto de su entorno como otros objetos con los cuales puede interactuar como se presenta en la ilustración 2 donde el círculo amarillo representa el límite entre la moneda de color cobre y su entorno. Esta característica posee una ventaja técnica ya que la mayoría de los cambios drásticos de color se pueden delimitar con un borde externo y así evitar confundir dos objetos que sean parecidos o incluso iguales.



Ilustración 7 - límites de una moneda determinado con un borde amarillo

- Flujo óptico[17]: En este caso se recurre a la idea de que los objetos mantienen un movimiento que puede facilitar su reconocimiento y que este mismo posee unas características específicas, así como se muestra en la ilustración 3 en la cual se encuentra una moneda desplazándose fuera de los límites de la imagen. Esta característica posee unas dificultades técnicas ya que si en algún momento se produce una interrupción súbita que cambie el flujo es necesario recalcular como sería el nuevo flujo.

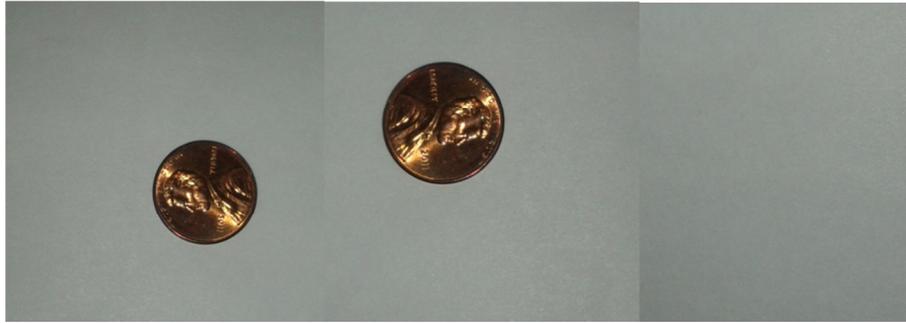


Ilustración 8 - flujo óptico de una moneda

- Textura[18][19]: Esta característica consiste en transformar la textura de un objeto en la forma como diferenciarlo de su entorno y de otros objetos presentes en una imagen, puede presentar una dificultad cuando existe más de un objeto con la misma textura. Este es un valor que técnicamente se representa como la intensidad que varía en la superficie que se rastrea por lo general se analiza la suavidad y regularidad de aparición. Algunos ejemplos de texturas se presentan en la siguiente ilustración.



Ilustración 9 - texturas bambú, roca, ladrillo, madera

Estas características permiten como ya se ha mencionado la identificación de objetos dentro de las imágenes, para el caso de imágenes diagnosticas es importante considerar que en algunos casos se puede presenciar ausencia de algunas de estas características por ejemplo en las radiografías no se presenta manejo de color, como en una endoscopia por lo que es importante definir qué tipo de imágenes se van a procesar.

1.3.2. Representación de Objetos

La identificación de un objeto es una de las partes de las cuales se compone el seguimiento de objetos, la segunda parte es la representación de un objeto en ella se determina la forma en que un objeto será ubicado en la imagen. Las diferentes formas de representar un objeto son las siguientes:

- Puntos[20][21]: Esta forma de representación busca que un objeto sea ubicado en una imagen por medio de un punto o conjunto de puntos en una imagen; es de bastante utilidad cuando el objeto no ocupa una gran área respecto al tamaño total de la imagen, también. En la siguiente imagen se presenta una moneda representada por un punto, formado por el centro de una cruz.



Ilustración 10 - punto que representa a una moneda

- Silueta de Objetos[22][23]: Esta representación consiste en crear un molde de un objeto con el fin de ignorar los detalles de color u otras características que puedan generar problemas durante el procesamiento de imágenes. Esta forma de representación es de gran utilidad cuando el objeto no presenta partes móviles ya que al tener secciones con movimiento independiente el molde debe cambiar con el fin de poder seguir representando el mismo objeto. Un ejemplo de esto se presenta en la siguiente ilustración donde se representa una moneda con una silueta circular.

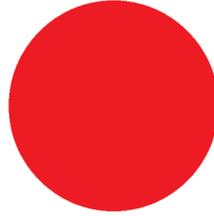


Ilustración 11 - silueta de una moneda

- Modelos articulados: Esta forma de representar objetos tiene como premisa que existen objetos que poseen partes que se pueden presentar movimientos independientes relativos al objeto completo, un claro ejemplo de esto es el movimiento del brazo de una persona, el objeto completo es la persona y el movimiento relativo se presenta cuando esta levanta el brazo y lo baja, cuando lo mueve de un lado a otro. Algo para tener en cuenta son los puntos en donde se crean las articulaciones de un objeto y que permiten los movimientos relativos. Típicamente se usan formas geométricas básicas como rectángulos, elipses o cilindros para la representación de las diferentes partes de las cuales se compone un objeto, como se muestra en la ilustración 7.



Ilustración 12 - modelo articulado

- Modelos Esqueléticos: Esta forma de representar un objeto también tiene en cuenta que se pueden presentar movimientos relativos, la diferencia consiste en que no se usan formas geométricas sino líneas y puntos para representar las partes rígidas y los lugares donde se articula el objeto que quiere ser representado, tal y como se muestra en el siguiente ejemplo.



Ilustración 13 – modelo esquelético

- Formas geométricas primitivas: En esta forma de representación un objeto se simboliza con una figura geométrica como una elipse, un rectángulo, etc., este modelo es propicio para el seguimiento de objetos que no cambian su forma drásticamente mientras se hace el seguimiento, tal como se presenta en la ilustración 9 en este caso se representa a una persona mientras camina, y dado que no hay grandes cambios en su forma por el movimiento de sus brazos se puede representar con un rectángulo alrededor de ella.



Ilustración 14 - forma geométrica primitiva

Para la representación de objetos se pueden encontrar combinaciones de las formas antes mencionadas con formas que buscan enfrentar la aparición de objetos, algunas de las formas más comunes de lograr este objetivo son las siguientes:

- Densidad de probabilidad del objeto[24]: La densidad probabilística estima la aparición de un objeto puede ser paramétrica como Gauss, o no paramétrica como Parzen windows.

Esta probabilidad de aparición puede ser computada teniendo en cuenta elementos como color textura y las regiones especificadas por la forma de la figura.

- Plantillas[25][26]: Las plantillas utilizan formas geométricas simples o siluetas, esto presenta una ventaja pues ya tiene la facilidad de poder usar las transformaciones propias de la figura.
- Modelos de activos de Aparición: Este método modela simultáneamente la forma y la apariencia que en general está definida por un grupo de marcadores. Este método requiere una fase de entrenamiento con ejemplos usando análisis de componentes principales.
- Modelos de Aparición multivistas[27]: Este modelo codifica diferentes vistas de un objeto, es decir se toma la imagen de un objeto desde diferentes partes rodeándolo.

Para el caso de este trabajo de investigación se ha considerado que al estar manipulando imágenes de tipo medico se pueden presentar objetos grandes o pequeños y de diferentes formas, razones por las que la representación más adecuada es la de un punto o puntos, ya que este puede ser utilizado independientemente del tamaño y figura del objeto.

2. Métodos de Seguimiento

Identificar, representar y ubicar en distintas imágenes es en lo que consiste el seguimiento de un objetivo, las dos primeras partes ya han sido abordadas en la primera parte de este trabajo de grado, por lo que en este momento corresponde analizar las formas en que se ubica un punto en distintas imágenes de una serie.

Aunque el enfoque de este trabajo de grado busca hacer un análisis de las formas en las que un punto puede ser ubicado en diferentes imágenes, es importante dar primero un enfoque global de la problemática con el cual se busca dimensionar la magnitud del problema, las ventajas y desventajas que se pueden presentar, para posteriormente enfocarse en la ubicación de un punto en diferentes imágenes.

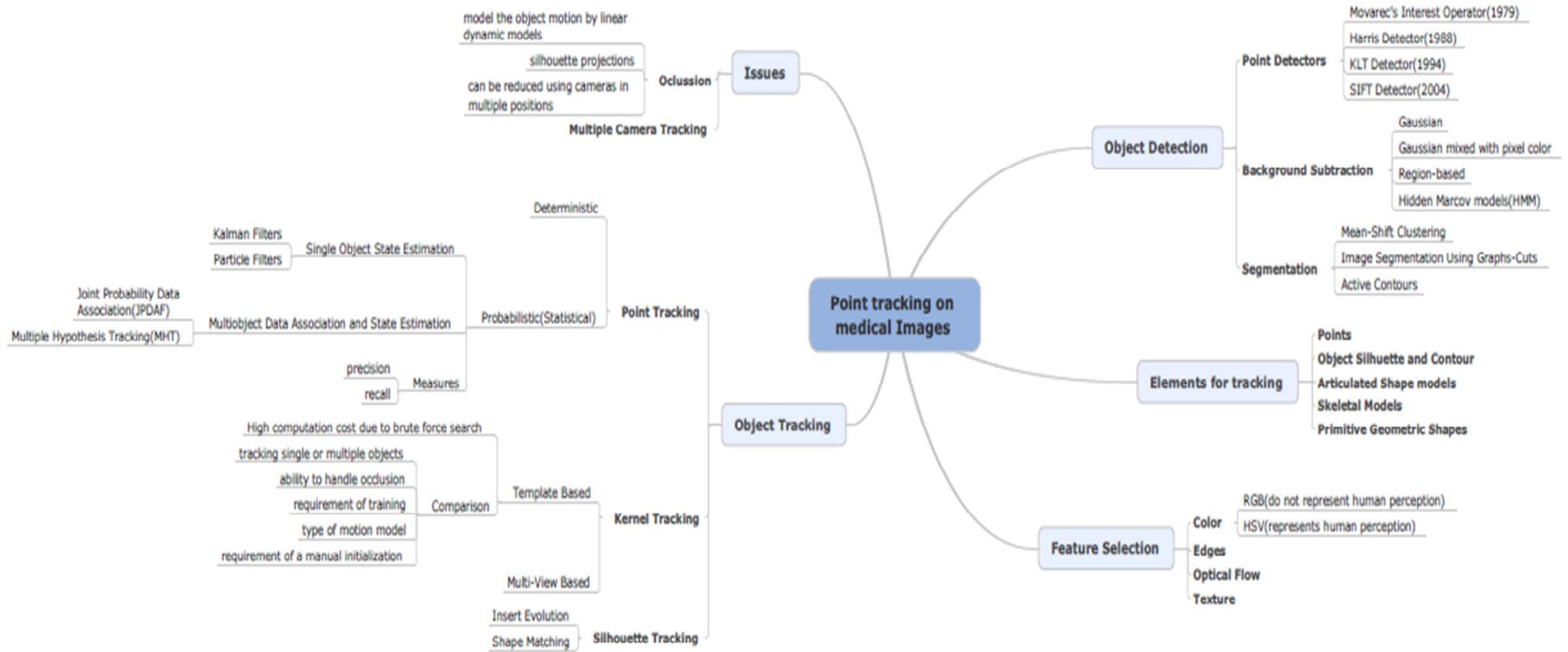


Ilustración 15 - Mapa mental de Seguimiento de imágenes en imágenes médicas y conceptos fundamentales

En la ilustración 10 se puede ver gráficamente la forma en la que se desglosan los temas más concernientes al seguimiento de objetos en imágenes médicas, en la parte superior izquierda se muestran las dificultades que se presentan en el seguimiento de objetos tales como:

- Cierre de objetos que se refiere a la forma de los objetos se puede ver afectada por su entorno o el lugar en la imagen
- La presencia de un objeto en una imagen es uno de los problemas más comunes debido a que un objeto pueda o no estar presente en una imagen implica la necesidad de controlar este evento
- La intensidad del color es otro de los problemas típicos que se presentan en estas situaciones, ya que dificulta la forma en la que se realiza el seguimiento, especialmente en imágenes que tiene solo un tono cromático.

En la parte superior derecha se puede ver las diferentes formas utilizadas para realizar la identificación de un objeto a través de las imágenes luego se puede ver las formas en las que un objeto en una imagen puede ser representado y las formas de representar para ser seguido.

Finalmente en la parte inferior izquierda se puede ver las principales propuestas en la literatura para realizar el seguimiento de un objeto en diferentes imágenes las cuales están clasificadas según la representación del objeto, como son los puntos y siluetas.

En este punto vale destacar que la forma en la que se han clasificado los métodos de seguimiento de objetos representados por puntos son dos determinísticos y estadísticos.

2.1. Determinísticos

Estos métodos se enfocan en la evaluación de estados pasados con el propósito de determinar un estado futuro

Estos métodos se enfocan en la evaluación de un estado pasado del objetivo para determinar el siguiente estado, así se puede evaluar una imagen $t-1$ usando un grupo de funciones y restricciones que definen el problema y determinar la posición en la imagen t , otras formas en las que pueden ser resueltos estos problemas es con algoritmos como el húngaro de

optimización o algoritmos voraces, donde el costo mínimo que se busca está determinado por la combinación de:

- Proximidad del objeto original al que se ha seguido
- La velocidad máxima permite predecir el siguiente punto donde se puede encontrar el objeto a seguir.
- La velocidad mínima permite predecir la dirección y la velocidad de un objeto que no se mueve drásticamente.
- Rigidez asume que los objetos de un mundo tridimensional son rígidos y que los límites de un objeto se mantienen.
- Uniformidad de proximidad que es una combinación de la proximidad y la baja velocidad de cambio.

2.1.1. Correlación de Puntos (TPCF)

En este método se propone el uso de varios puntos y relacionarlos mediante valores que permitan como la distancia o similares, con el fin de determinar que un punto en una imagen es el mismo en otra o es parecido, para determinar el parecido entre dos puntos se utiliza una máscara binaria que permite aislar los valores significativos de los pixeles involucrados, finalmente se determina que tan diferentes son con una medida de diferencia como la distancia euclidiana.

Matemáticamente esto se representa de la siguiente manera:

$$R^{(i)}(\Delta x, \Delta y) = \sum_m \sum_n I_{x,y}^{(i)}(m, n) I_{x,y}^{(i)}(m + \Delta x, n + \Delta y)$$

Donde las variables m y n son el centro del punto del objeto al que se le está haciendo el seguimiento en la imagen I, y las variables delta x y delta y es la distancia que se pone entre los pixeles que han de ser comparados.

Esta fórmula se puede usar en barridos circulares que permiten crear puntos de interés

$$S_2^{(i)}(r) = \frac{\Delta\theta}{\pi} \sum_{k=0}^{\frac{\pi}{\Delta\theta}-1} \hat{R}(r \cos(k\Delta\theta), r \sin(k\Delta\theta))$$

Donde $\Delta\theta$ es el desplazamiento angular y r el radio del círculo que se está describiendo alrededor del centro de la imagen, donde se hará un barrido cuadrado que realiza la correlación.

Con el fin de mejorar el rendimiento del método se ha integrado con la transformada rápida de Fourier, con el fin de reducir el tiempo que consume la operación de comparación entre dos sectores de imágenes distintas.

$$P_{x,y}^{(i)} = \begin{bmatrix} I_{x,y}^{(i)} & 0_{w \times w-1} \\ 0_{w-1 \times w} & 0_{w-1 \times w-1} \end{bmatrix}$$

La definición de la matriz anterior se hace con el fin de crear un acolchonamiento a la máscara de la imagen, con el fin de poder procesarla junto a la transformada rápida de Fourier (FFT).

$$F[k,l] = \frac{1}{\sqrt{2w-1}} \sum_{n=0}^{2w-1} \sum_{m=0}^{2w-1} P_{x,y}^{(i)}[m,n] e^{-2\pi j \frac{mk+nl}{2w-1}}$$

Esta operación permite la compresión rápida de los datos que se haría de la misma manera en la transformada de Fourier. Esta última es la transformada inversa lo que permite una descompresión de los datos.

$$R^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2w-1}} \sum_{l=0}^{2w-1} \sum_{k=0}^{2w-1} F_{x,y}^{(i)}[k,l] e^{-2\pi j \frac{mk+nl}{2w-1}}$$

2.1.2. Kanade-Lucas-Tomasi (KLT)

Este método propone que la relación de un mismo elemento en dos imágenes puede ser calculada por dos funciones que representan las imágenes y el desplazamiento de una región de interés que será llamada ventana, frente a la parte original de la función[28][29][30][31].

Matemáticamente $F(x)$ corresponde al segmento de la imagen a la cual se le desea hacer un seguimiento, $G(x)$ el segmento de la imagen que corresponde a la nueva ubicación del elemento al cual se le está haciendo seguimiento:

$$G(x) - F(x)$$

Imagen 1: $F(x)$

Imagen 2: $G(x)$

vector diferencia mínima entre dos puntos de las funciones = h

Finalmente la diferencia en distancia entre los dos segmentos de imagen se determina como h , La diferencia entre los dos segmentos se puede calcular de las siguientes tres formas:

$$\text{Normalización 1: } \sum_{x \in R} |F(x+h) - G(x)|$$

$$\text{Normalización 2: } (\sum_{x \in R} [F(x+h) - G(x)]^2)^{\frac{1}{2}}$$

$$\text{Normalización negativa: } \frac{-\sum_{x \in R} F(x+h)G(x)}{(\sum_{x \in R} F(x+h)^2)^{\frac{1}{2}} (\sum_{x \in R} G(x)^2)^{\frac{1}{2}}}$$

Ahora que se tiene la medida de la diferencia entre los diferentes pixeles es necesario considerar recorrer las regiones de interés, ahora consideremos que las funciones F y G cada una tiene una matriz de valores de tamaño $M \times M$ y $N \times N$, esto resultara un programa que se ejecuta en un orden de $O(N^2 M^2)$ por lo cual tomaría demasiado tiempo de computo algo que necesita ser optimizado.

Considerando que la imagen debe comportarse como una función es entonces posible derivarla, y el resultado de esto se presenta aquí:

$$\begin{aligned} F'(x) &= \frac{F(x+h) - G(x)}{h} \\ &= \frac{G(x) - F(x)}{h} \end{aligned}$$

Así se obtiene la aproximación mínima distancia:

$$h \approx \frac{G(x) - F(x)}{F'(x)}$$

Generalizando un promedio a todos los puntos que conforman la ventana de la imagen:

$$h \approx \frac{\sum_x \frac{G(x) - F(x)}{F'(x)}}{\sum_x 1}$$

Estas ecuaciones lo que buscan es encontrar el mínimo valor que debe tener la diferencia entre dos funciones que representan ventanas de una imagen, pero no se continuara con ellas ya que como o menciona [KLT 1981] esto solo es útil si la función se presenta en dos dimensiones, para resolver esto se propone nuevamente una derivación que involucra la segunda normalización presentada:

$$\begin{aligned} F(x+h) &\approx F(x) + hF'(x) \\ \sum_x [F(x+h) - G(x)]^2 \\ \frac{\partial}{\partial h} \sum_x [F(x) + hF'(x) - G(x)]^2 \\ \sum_x 2F'(x)[F(x) + hF'(x) - G(x)] \\ h &\approx \frac{\sum_x F'(x)[G(x) - F(x)]}{\sum_x F'(x)^2} \end{aligned}$$

De esta manera se obtiene una medida de h que aplica en más de una dimensión es decir imágenes o figuras de 3D, con un bajo margen de error, lo que también baja la cantidad de errores que pueden suceder en una situación de pérdida del cierre del objeto.

2.2. Estadísticos

En este caso los métodos utilizan las probabilidades para hacer predicciones principalmente sobre la siguiente ubicación de aquello que se rastrea.

2.2.1. Filtro de Kalman

Este método se centra en la estimación del siguiente estado de una variable que representa la ubicación de un objeto considerando las desviaciones y errores de los datos existentes, para hacer la estimación del siguiente estado en el que se encuentra un objeto es necesario conocer el estado anterior del mismo, además de una ecuación que evalúa un error adicional que permite hacer un acercamiento preciso de la ubicación real del objeto.

Ecuación de estado:

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + w_k$$

Ecuación de salida: medida de la salida

$$y_k = Cx_k + z_k$$

En estas ecuaciones A, B y C son matrices k es el índice de tiempo del sistema, w y z corresponden al ruido de la medida durante el proceso y al ruido de la medida respectivamente. Estas ecuaciones tienen una particularidad y es que el valor que corresponde a los ruidos debe ser asignado, y para ello se da de manera aleatoria ya que esto da una forma realista de conocer la siguiente posición.

A pesar de que en la ecuación del estado se da un valor directo de la posición del elemento no es fiable ya que se ve modificada por el error que representa la variable w, por lo que es necesario realizar un recálculo de la medida en la función y, pero también posee una desviación debido al error que se presenta en la variable z.

Hasta este momento el algoritmo de filtrado no se ha usado ya que corresponde a la estimación y no al cálculo real de la posición del elemento al que se le está haciendo seguimiento, esto dado que el algoritmo se centra en la estimación de la posición de un objeto que proporciona una mejor medida que el cálculo de las ecuaciones lineales, para lograr esta mejora en la predicción de las posiciones es necesario que se tengan en cuenta las siguientes ecuaciones:

Ecuación de covarianza de ruido del proceso

$$S_w = E(w_k w_k^T)$$

Ecuación de covarianza de ruido de la medida

$$S_z = E(z_k z_k^T)$$

Estas dos ecuaciones estiman el valor del ruido derivado del proceso y el cálculo final de la medida de la posición donde se encuentra el elemento al que se le está haciendo el seguimiento. Todo con el fin de saber la medida de los posibles errores a tener en cuenta.

Ecuación de ganancia de Kalman

$$K_k = AP_k C^T (CP_k C^T + S_z)^{-1}$$

Ecuación de estimación de estado

$$\hat{x}_{k+1} = (A\hat{x}_k + Bu_k) + K_k(y_{k+1} - C\hat{x}_k)$$

Ecuación de estimación del error de la covarianza

$$P_{k+1} = AP_k A^T + S_w - AP_k C^T S^{-1} CP_k A^T$$

Por último las tres últimas ecuaciones que involucran el manejo de las matrices que contienen los valores de los elementos de entrada que son la posición actual, la velocidad y la aceleración del objeto además del tiempo. La primera ecuación estima la posición real de un objeto con base en el promedio de avance del objetivo al que se le está haciendo seguimiento.

La ecuación de estimación de estado busca estimar el estado actual de un objeto con base en el estado inmediatamente anterior y teniendo en cuenta la medida del estado de la ecuación lineal que se presentó anteriormente, con el fin de hacer una corrección del estado estimado propagado en la medida.

La última ecuación promueve la certeza de los elementos que se han medido así en una siguiente iteración será más fácil como operar con menos errores en las medidas, esto se ve

altamente influenciado por la estimación de las covarianzas de ruido que se enunciaron anteriormente.

IV – DESARROLLO DEL PROBLEMA

Luego de comprender los conceptos básicos necesarios del problema que se está abordando se puede proceder con la ejecución de la solución, que se puede definir en tres partes, la selección de los métodos, ejecución de la solución, y evaluación de los resultados.

1. Selección de Métodos

Con el propósito de solucionar el problema planteado originalmente fue necesario analizar los diferentes aspectos de los cuales se compone, la identificación de aquello que se desea seguir considerando las diferentes características que permiten reconocerlo de forma única, luego se analizaron las distintas formas en la que se puede realizar el seguimiento de un punto o conjunto de puntos a través de una serie de imágenes.

Luego de comprender los diferentes temas que componen el seguimiento de puntos en imágenes, fue necesario determinar unos criterios mínimos que definen la selección de las soluciones más adecuadas para el problema que se está abordando.

Los criterios determinados para seleccionar las posibles soluciones del problema fueron:

- Resultados, conclusiones: es importante conocer qué conclusiones dio el uso de un método en particular, ya que esto crea una idea de las ventajas y desventajas que pueden presentarse en el uso o la implementación del método.
- Antigüedad de la publicación: es importante entender cuándo se presentó el origen de un método y que progresos ha tenido a lo largo del tiempo, y cuando fue el último avance ya que puede haber sido creada una mejora que cambia el rendimiento de las ejecuciones o la precisión de los resultados.
- Claridad del método aplicado: esto hace referencia a que tan fácil es entender la lógica y las funciones matemáticas de las cuales depende un método.
- Facilidad de implementación: ya que el tiempo para el desarrollo de este trabajo de grado es un tema restrictivo es imperativo que la implementación sea sencilla, ya que es preciso adaptar el modelo a diferentes condiciones.

Criterio/Método	KLT	Kalman	Correlación de puntos	Wiener	Modelo oculto de Markov
Claridad	X	X	X	-	-
Facilidad de Implementación	X	X	X	X	-
Resultados	X	X	X	X	-
Antigüedad	X	X	X	X	X

Por lo anterior y con base en la información recolectada en el estado del arte de este trabajo de grado los métodos candidatos para solucionar la problemática planteada son:

- Función de correlación de dos puntos (TPCF)
- Algoritmo de filtrado de Kalman
- Seguimiento de puntos basado en el seguimiento de rasgos de Kanade-Lucas-Tomasi (KLT)

2. Ejecución y Pruebas

Luego de seleccionados los métodos se procede con la implementación de los mismos de forma que se pueda probar, y analizar los resultados obtenidos de las pruebas realizadas.

Para la ejecución de las implementaciones fue necesario tener en cuenta que el uso de puntos no aportaba suficiente información para hacer distinguir un punto de interés de otro, por lo que fue necesario realizar una adaptación en la forma de identificar el objetivo al cual se le está haciendo seguimiento adicionando información que permitiera identificar de forma única lo que se desea seguir; por ello se determinó que la mejor forma de lograr el objetivo es el uso de regiones de interés, con esto se soluciona la insuficiencia de información que genera resultados erróneos interpretados como correctos (falsos positivos) y se puede hacer uso de puntos de interés dentro de las regiones de forma que no se altere la propuesta.

Durante la ejecución se manejó un sistema de versiones para el desarrollo en el cual se buscó hacer mejoras en cada cambio de versión con el propósito de mejorar la precisión y consistencia de los resultados, adicionalmente la primera versión de los métodos implementados siempre es la definición del método matemático que lo describe.

2.1. Correlación de Puntos (TPFC)

Como se mencionó anteriormente el origen de esta implementación se focalizo en replicar la definición matemática del método, agregándole la funcionalidad de lectura de imágenes.

Para el caso de la correlación de puntos se llegó a crear un total de 6 versiones distintas las cuales se presentan a continuación:

Versión 1: La primea versión del método de correlación de puntos inicio con la creación del método teniendo como referencia la definición matemática del método. En esta primera versión se realizó una barrido de la imagen en forma de estrella(Ilustración 16), es decir se ubicaba la posición del centro de la región de interés seleccionada en la imagen que se desea procesar y de allí se comienza a desplazar hacia el borde de la imagen comparando la diferencia que hay entre las regiones y así determinado su parecido, al llegar al límite de la imagen se desplaza cambia el ángulo en que se hace el recorrido se repite el proceso de desplazamiento en ese sentido y comparación del ROI, esta forma de hacer el barrido de la imagen tiene como ventaja reducir el tiempo que se destina a hacer el barrido de la imagen para comparar, pero a su vez implica un problema ya que existe la posibilidad de que el objeto se encuentre en un área de la imagen que no ha sido evaluada.

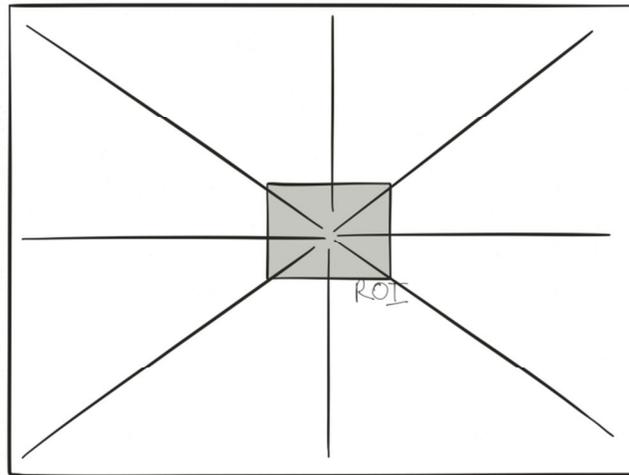


Ilustración 16 - Barrido en estrella

Para esta versión la comparación que se hace entre el ROI seleccionado y la región candidata se realiza al obtener las transformadas de las dos regiones, luego se obtiene la distancia entre las dos, finalmente se determina que cuanto menor distancia exista entre dos ROI mejor ya que de ser iguales la diferencia debe ser 0.

Versión 2: En esta versión se hicieron cambios en el barrido de la imagen, esto con el propósito de abarcar la mayor cantidad de información posible sin aumentar demasiado el tiempo que se invierte en el barrido de la imagen.

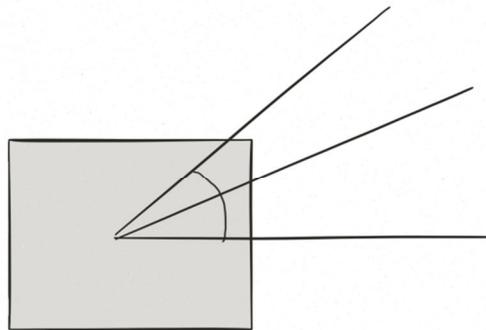


Ilustración 17 - Cambio de amplitud en ángulo

Para solucionar este problema se consideró 2 posibles soluciones, la primera consistía en reducir el ángulo al cual cambian los rayos del barrido en estrella lo cual permitía evaluar una

mayor área del problema pero aún quedan áreas sin evaluar. La segunda solución consiste en recorrer la imagen fila por fila buscando el área que se diferenciara menos del ROI original.

Se trabajó con la primera opción en la cual se disminuye la amplitud del ángulo que determina los rayos del recorrido en estrella.

Versión 3: En esta versión la solución del barrido de la imagen se cambió por el recorrido fila por fila, aunque el tiempo de procesamiento aumento se redujo la cantidad de falsos positivos en los resultados.

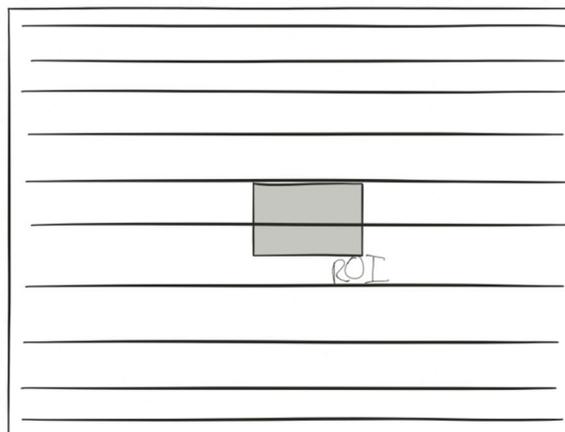


Ilustración 18 - Barrido Fila por Fila

Versión 4: En esta versión se plantea una nueva solución para el barrido de la imagen, este consiste en un barrido en espiral teniendo como posición de origen la ubicación del ROI que se está siguiendo y creciendo hasta llegar al borde de la imagen.

Los resultados de este cambio no indican fueron significativos en cuanto a la precisión, consistencia o velocidad de ejecución, pero se hizo evidente que existe una afectación en los resultados al realizar cambios en el tamaño del ROI, adicionalmente se encuentra que también se afectan los resultados por la figura del objeto al cual se está siguiendo.

Versión 5: En esta versión se mantuvo el recorrido en espiral, adicional a esto se tuvo en cuenta el cambio de forma en el objetivo, es decir si el ROI contiene dentro de si un objeto con puntos de interés y estos no se mantienen a través de la secuencia es altamente probable que no se identifique el objeto por su cambio de forma en un momento dado, por tal razón se

adecuó el algoritmo de forma en que al encontrar el siguiente resultado este se convirtiera en la región de interés actual, de esta forma las diferencias pueden seguir pero aun realizar el seguimiento.

Versión 6: En este caso se experimentó con el tamaño del ROI al expandirlo un poco en proporción al objetivo pero este no presento mejoras en los resultados.

2.2. Filtro de Kalman

Para esta implementación se produjeron 5 versiones del método, en la primera versión se adaptó el modelo matemático al cual corresponde de señales en una dimensión a dos dimensiones.

Versión 2: en esta versión se adaptó el algoritmo para identificar el error que existe entre la posición en un momento determinado y la verdadera posición, esto considerando que se conoce la posición del objetivo al cual se está siguiendo.

Versión 3: en este caso se automatiza la forma en que se identifica el error de la posición actual determinada y la real, para lograr esto se utiliza el barrido en estrella de la implementación de correlación de puntos.

Versión 4: dado que se utilizó el barrido de estrella en esta implementación se presentaron problemas iguales relacionados con la forma del objetivo y el tamaño del ROI, por lo cual se realizaron cambios en la forma del barrido de la imagen al hacerlo en espiral.

Versión 5: Finalmente se identifica que existe un problema con el valor asignado a la aceleración de los objetivos ya que provisionalmente se indicó un valor provisional, y se determinó que la forma más adecuada en que se puede asignar este valor es dinámicamente por medio de las diferencias entre la velocidad, pero esto termino siendo contraproducente ya que aumentó la cantidad de errores en los resultados.

Por esta razón se hizo necesario determinar una constante que representara mejor el movimiento que se presentaba en la secuencia de imágenes; originalmente el valor de aceleración de desplazamiento se encontraba en 0.01 lo cual no era lo más indicado para la solución, luego de analizar las imágenes que se procesarían se determinó que el valor más

adecuado estaba entre 0.1y 0.3 pixeles, pues la mayoría de los objetivos en las imágenes no tiende a tener movimientos drásticos.

2.3. Kanade-Lucas-Tomasi (KLT)

La implementación de seguimiento de rasgos de KLT inicio con una implementación ya existente lo que formo la primera versión, a esta se le realizaron las pruebas con las que se validó la precisión y consistencia de los resultados necesarios en las pruebas base.

Posteriormente se pasó al uso con imágenes médicas donde su precisión no se redujo pero si la consistencia con la cual encontraba puntos de interés por lo cual se plantearon pruebas relacionadas con el cambio drástico de los objetivos, pero esta no era la causa correcta.

Luego de revisar la teoría en la cual se origina, se propone un cambio en el brillo de los objetos ya que al ser más brillantes se pueden producir cambios en los puntos de interés que se rastrearon y luego desaparecen, y como se esperaba al reducir el brillo en las imágenes procesadas se produjo un aumento en la consistencia de los resultados.

Finalmente se experimentó con la reducción de brillo y de puntos de interés los cuales se deseaba ubicar, finalmente se aumentó la consistencia de los puntos de interés que realmente desaparecían contra los que aún permanecían allí.

3. Evaluación de Resultados

Durante la implementación se hizo evidente que para asegurar los resultados se debían hacer pruebas que permitieran registrar el progreso en cuanto a las mejoras hechas en cada una de las versiones de los métodos implementados, de la misma forma se entendió que la forma más efectiva de lograr un progreso constante era el análisis de los resultados obtenidos durante el desarrollo

3.1. Pruebas

Con el fin de asegurar que tanto las soluciones propuestas como los resultados de las mismas propuestas correspondan con los alcances propuestos para este trabajo de grado se han

determinado unos parámetros con los cuales se desea corroborar lo mencionado anteriormente, adicionalmente se han establecido unos valores mínimos de aceptación con los cuales se pretende asegurar la calidad de la investigación realizada durante este tiempo.

3.1.1. Validación de las pruebas

La validación de los métodos se decidió dividir en dos partes, que consistió primero en la validación de la solución implementada contra la base teórica de la cual proviene, y segundo los resultados de la implementación fueron validados contra criterios cuantitativos y cualitativos los cuales serán tratados más adelante.

La primera parte de la validación de los resultados consiste en analizar la correlación que existe entre la implementación de la solución y la solución matemática que la define, para lograr esto se definió la siguiente formula:

$$\text{consistencia} = \frac{\text{correspondencia acertada}}{\text{algoritmo completo}}$$

En esta especifica como la consistencia que tiene la implementación de un método específico corresponde la definición matemática del método seleccionado como solución, el resultado es un valor que esta entre 0 y 1 el cual entre más cercano a 1 es más consistente.

La segunda parte de la validación corresponde a los resultados de las implementaciones, en este caso fue necesario considerar la información que se estaba procesando y las dificultades que pudieran alterar los resultados, teniendo en cuenta que cada uno de los métodos seleccionados soluciona el problema de forma distinta, pero con algunos criterios comunes.

En esta parte de la validación se hizo necesaria considerar dos tipos de criterios, cualitativos y cuantitativos, esto debido a que el tipo de información que se está tratando son imágenes en las cuales pueden presentar situaciones especiales las cuales deben ser evaluadas.

Los criterios cuantitativos que fueron considerados para el desarrollo de este trabajo de grado fueron la precisión y la consistencia de los resultados ya que estos permiten determinar de forma objetiva una medición sobre los resultados, y así poder ver cuáles fueron las fallas para poder mejorar; matemáticamente estos dos criterios se expresan de la siguiente manera:

$$precision = \frac{\# \text{ de aciertos}}{\# \text{ de correspondencias resultantes establecidas}}$$

$$consistencia = \frac{\# \text{ de aciertos}}{\# \text{ de correspondencias reales resultantes}}$$

De igual forma el tiempo de ejecución de los algoritmos fue medido ya que es un criterio al cual se debe tener en cuenta para su uso con los usuarios a quienes está dirigida esta investigación.

Dado que en las imágenes se pueden presentar situaciones que no se pueden evaluar de forma cuantitativa fue necesario plantear una forma en la cual se pudiera evaluar cuando estas situaciones se presentaran, fue necesario considerar las situaciones que pudieran presentar con mayor frecuencia y que pudieran afectar los resultados de forma considerable, estas son:

- Aparición y desaparición de objetos: esta como se indica en el nombre es la aparición y desaparición de un objeto de un estado anterior al siguiente, es decir de una imagen a la siguiente.
- Perdida de cierre en objetos: en este caso un objeto puede presentar una situación en la cual aquello que lo rodea o al estar en uno de los límites de la imagen permite diferenciarlo solo parcialmente por lo cual es necesario establecer cuan precisa es la implementación de un método en estas situaciones.

3.1.2. Registro de los Resultados

Con el fin de poder registrar los resultados se determinaron las siguientes plantillas en las cuales se especifica cuáles son los datos generales e independientes para cada una de los métodos implementados:

Criterio	Imagen 1, 2, ...
Precisión	
Consistencia	
Aparición de objeto	
Perdida de cierre en objetos	

Datos del método	TPCF, Kalman, KLT
Cantidad de Imágenes	
Tiempo de ejecución	
Proporción de Éxito	
Proporción de Error	
Falsos Positivos	

Tabla 1 - criterios comunes de evaluación.

Como se muestra en la tabla 1 se determinó la forma en la que se registró la información evaluada en cada una de las ejecuciones, y considerando que cada uno de las implementaciones de los métodos entrego los resultados de forma diferente se determinaron las siguientes plantillas para cada uno de ellos.

Correlación de Puntos y Kalman:

Criterio	Imagen 1,2,...
Ubicación resultado de la ROI	
Posición en x	
Posición en y	
Ubicación real de la ROI	
Posición en x	
Posición en y	

Tabla 2 - criterios particulares de TPCF

En este caso los resultados se presentan como el punto central de la región de interés, por lo cual para obtener la precisión y consistencia es necesaria la información de la ubicación resultado del seguimiento y la posición real del objeto al cual se le está haciendo seguimiento.

Kalman:

Criterio	Imagen 1, 2, ...
Posición del objeto	
Error de la estimación	
Posición siguiente estimada	

Tabla 3 - criterios particulares del filtro de Kalman

Para este caso se presenta la información del centro de la región de interés en un momento dado, junto con el error estimado por la implementación en ese momento, y la siguiente posición estimada por el mismo, con estos datos es posible determinar la precisión en los diferentes momento de la ejecución.

Kanade-Lucas-Tomasi (KLT):

Criterio	Imagen 1, 2, ...
Cantidad de Puntos	n
Punto 1	
Posición en x	
Posición en y	
Punto 2	
Posición en x	
Posición en y	
Punto n	
Posición Real del ROI	
Posición en x	
Posición en y	
Tamaño del ROI(en píxeles)	

Tabla 4 - criterios particulares de KLT

Para la implementación el resultado son las coordenadas de los puntos de interés que pertenecen a cada una de las imágenes, durante el seguimiento. Para determinar la precisión y consistencia en este caso se da por la cercanía con su ubicación original y su presencia dentro de la región de interés determinada.

Adicionalmente a lo mencionado anteriormente es importante considerar que si bien los conjuntos de imágenes utilizadas en las pruebas fueron las mismas para todas las implementaciones se presentaron problemas específicos que dificultaron la mejora de los resultados.

En el caso de la implementación de las soluciones de Correlación de Puntos y Kalman se presentaron problemas en los cuales presentaron resultados en los cuales la precisión y

consistencia se vieron afectados por el tamaño de la región de interés que los limitaba, también se presentaron dificultades con el cambio de forma de un objeto ya que al existir cambios drásticos se podían presentar problemas también con la ubicación del objeto.

Para Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) ya que su forma de realizar el seguimiento de los objetos está relacionada con la información de los colores se presentaron casos en donde el brillo del color redujo la consistencia de los resultados.

Con el fin de cuantificar la influencia de estas condiciones especiales fue importante definir la forma de registrar dichas variaciones, a continuación se muestra como fue establecida dicha información:

Correlación de puntos y Kalman:

Criterio	Imagen 1, 2, ...
Tamaño de la Ventana	
Posición Resultado del ROI	
Posición Real del ROI	
Error	

Tabla 5 - Tamaño de ROI

Criterio	Imagen 1, 2, ...
Objeto Encontrado	
Posición Resultado del ROI	
Posición Real del ROI	
Error	
Continuidad del Objeto sin cambio de forma	

Tabla 6 - Cambio de forma

En las tablas 5 y 6 se combinan los datos que ya existen de los criterios comunes junto con la necesidad de registrar la forma en la que se ven afectados los resultados en cada una de las ejecuciones dependiendo de la situación.

3.1.3. Pruebas Realizadas

Para que las implementaciones fueran validas fue necesario establecer un grupo de pruebas base a las cuales tenían presentaban imágenes las cuales debían seguir o condiciones a las cuales debían responder correctamente, por lo cual se incluyeron pruebas en las cuales se corroboran el comportamiento de las situaciones especiales mencionadas anteriormente.

Para todas las implementaciones se utilizaron tres conjuntos base de prueba en los cuales el objetivo fue realizar el seguimiento de un objeto en diferentes condiciones, es decir la figura no siempre aparece, se puede presentar pérdida de cierre, cambio de forma y se utilizó una región de interés con distintos tamaños en diferentes ejecuciones.

El primer conjunto de pruebas presenta un círculo en condiciones óptimas, es decir que no cambia de tamaño, de forma, no hay variaciones en el brillo, pérdida de cierre o desaparición del círculo, este se mueve en un solo sentido de un extremo de la imagen al otro.

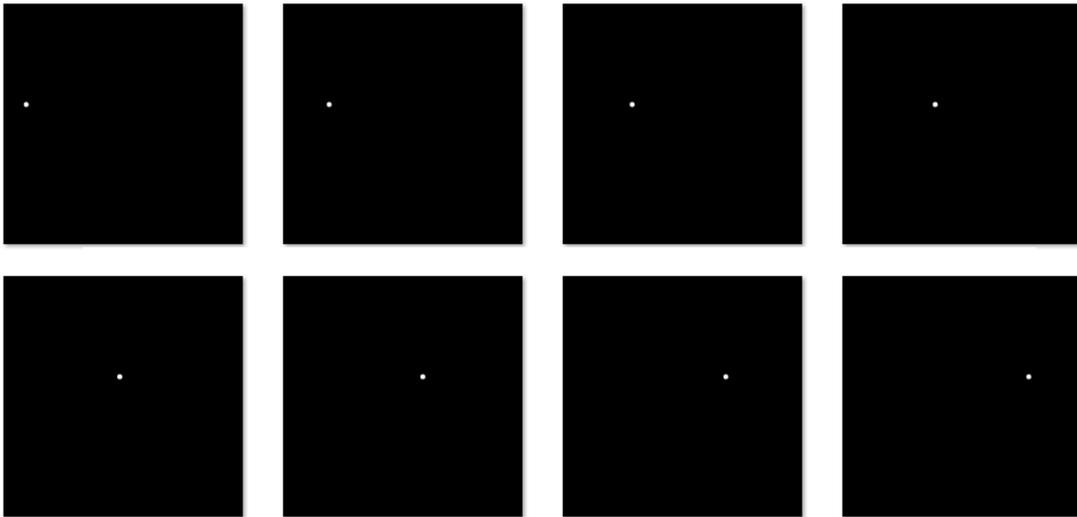


Ilustración 19 - Seguimiento en condiciones óptimas

En el segundo conjunto de pruebas se presenta un círculo al cual se le debe hacer seguimiento, este se ubica en un extremo de la imagen y se desplaza en un solo sentido luego aparece y desaparece hasta que finalmente desaparece al otro extremo de la imagen, aquí se evalúan la pérdida de cierre y la desaparición del objeto.

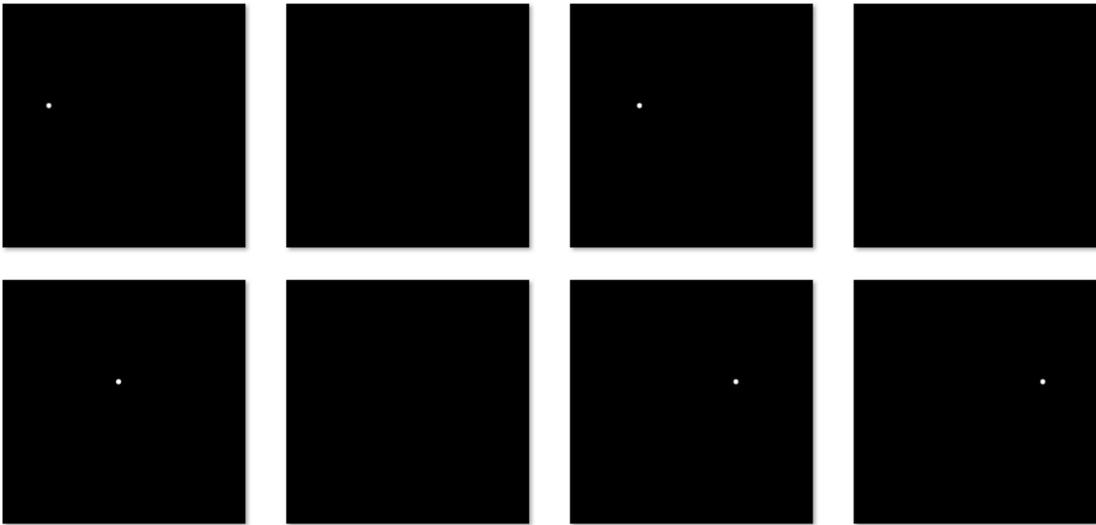


Ilustración 20 - Desaparición y Aparición de un Punto

El tercer conjunto de pruebas se presenta un círculo en el extremo de una imagen que se desplaza al otro extremo de la imagen, pero en el recorrido se cambia el tamaño del círculo al más grande o pequeño, también se incluyó cambiar al hacer más ovalado el círculo, esta prueba está diseñada para evaluar el efecto del cambio de forma en Kalman y Correlación de Puntos y finalmente se incluyó para KLT variaciones en el brillo del círculo.

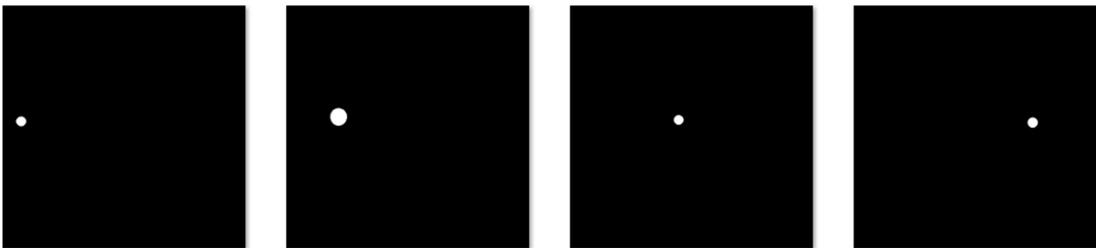
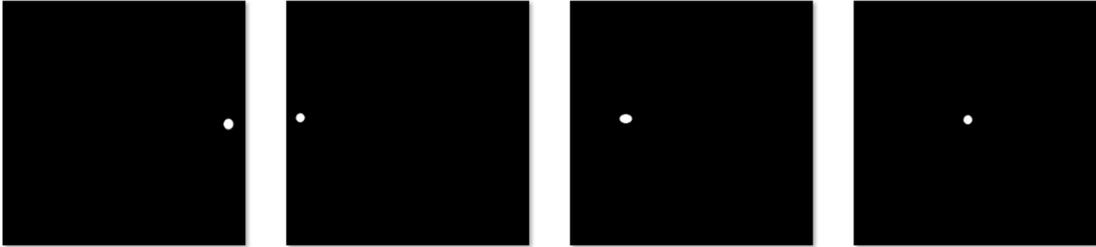


Ilustración 21 - Variación de Tamaño

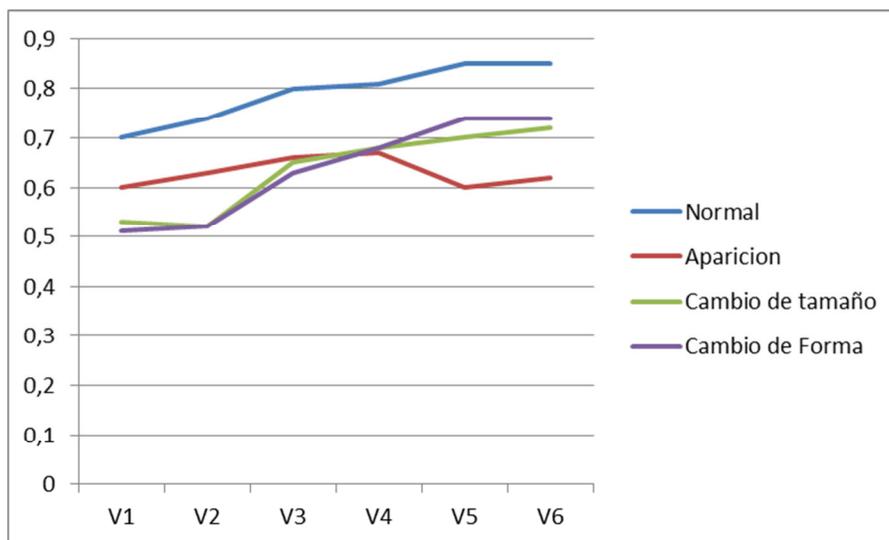
**Ilustración 22 - Variación de Forma**

Luego de haber validado la implementación era posible seguir con el uso de imágenes médicas en las cuales fue posible determinar la precisión y consistencia con datos reales.

3.2. Resultados

Luego de implementar los métodos seleccionados se realizaron las pruebas en la cuales se tuvieron en cuenta las complicaciones que se presentaron durante el desarrollo del trabajo de grado, como la aparición y desaparición de objetos, el cambio de tamaño y forma.

En el método de correlación de puntos se realizó la ejecución del método 10 veces en forma consecutiva de forma que se evaluaran las pruebas base establecidas en el numeral 3.2, al final se recolectaron las respuestas y aquí se exponen los resultados.

**Ilustración 23 - Grafica Resultados Correlación Puntos**

Se puede ver que las implementaciones del método progresaron en cuanto a la precisión (eje y) de los resultados a medida que se cambiaba de versión (eje x), en la quinta versión se presentó una disminución en la precisión de los resultados debido a que se estaba haciendo una actualización del ROI que afectó la capacidad de identificar un objeto al aparecer y desaparecer.

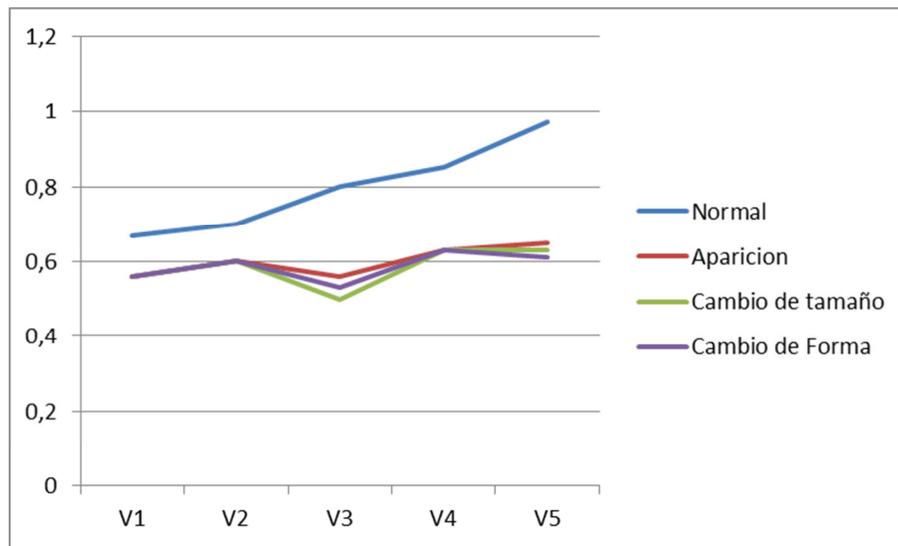


Ilustración 24 – Grafica Resultados Filtro de Kalman

Para el caso del filtro de Kalman se ve una mejoría generalizada en la implementación de los métodos, con excepción de la tercera versión en la cual se adapta un barrido en estrella que permite que la misma implementación pueda identificar y validar la medida del error con la predicción hecha, esta se mejoró al utilizar un barrido en espiral que permite ubicar de manera más precisa el objetivo.

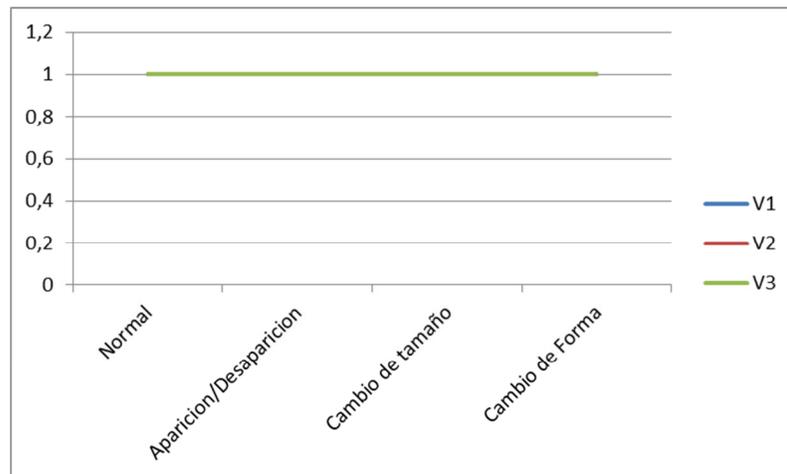


Ilustración 25 - Grafica de Resultados KLT

Finalmente se presentan los resultados de KLT que no presentan problemas en el procesamiento de las imágenes de las pruebas base, pero si presento problemas en el procesamiento de las imágenes médicas en donde hubo una afectación de los resultados debido al brillo de las imágenes, en este caso el brillo interfería con la identificación de puntos de interés.

3.3. Conclusiones

El propósito de este trabajo de grado consiste en evaluar la posibilidad de hacer seguimiento de puntos en imágenes diagnosticas con el uso de puntos como objetivo, para ello se analizaron los diferentes aspectos que componen el problema, se seleccionaron métodos que permitieran realizar el seguimiento, se unificaron los conceptos que permitieran evaluar los métodos implementados, se adaptaron e implementaron los métodos y finalmente se puede concluir que es una opción factible hacer seguimiento de puntos en imágenes médicas con propósitos de soporte al diagnóstico de enfermedades.

A pesar de ser una opción factible es importante mencionar que en el momento de la implementación se hizo evidente que los puntos no son la mejor opción para hacer seguimiento de imágenes diagnósticas, esto debido a la poca información que los caracterizan creando un problema de identificación.

Los resultados que se presentaron en el numeral anterior evidencian que se puede realizar seguimiento de puntos en imágenes médicas ya sea con el uso de métodos estadísticos, o determinísticos, en términos de resultados los métodos estadísticos son mejores pues realizan una autocorrección respecto al considerar los estados anteriores como un reflejo de lo que puede suceder en el futuro.

Los métodos determinísticos por su lado poseen una mayor ventaja al permitir una mayor precisión con un costo en tiempo de ejecución y sin correcciones, por lo que un error se puede propagar fácilmente.

Adicionalmente los métodos de seguimiento son útiles según la aplicación en la que se desea utilizar, los métodos estadísticos son más útiles cuando se presentan interrupciones en el seguimiento de un objetivo, o cuando no se conoce del todo la forma en que se mueve el objetivo. Los métodos determinísticos son mejores cuando se conoce el comportamiento del movimiento y que este puede interactuar con otros elementos que lo rodean.

Es necesario también identificar cual es el objetivo principal para el cual se desea utilizar un método, el barrido y la forma de identificar el objetivo, ya que esto determinara la mejor forma de procesar la información con éxito; p.ej: un barrido en estrella y un método determinístico pueden procesar la imágenes rápidamente e identificar un objetivo si lo que se busca es velocidad; si se busca precisión es mejor el uso del filtro de Kalman combinado con el barrido fila por fila.

También es importante mencionar que si bien se adecuaron cada uno de los métodos por separado es de gran interés conocer cómo se pueden mejorar los resultados si hay dos o más métodos combinados con el propósito de hallar una forma de procesar las imágenes más rápido y con mejor precisión.

4. Aprendizaje

En este numeral se propone una reflexión sobre el desarrollo y los logros alcanzados en el trabajo de grado, aquí se manifiestan las expectativas de lo que se pudo indagar puede ser el futuro de las investigaciones y desarrollos entorno a la tecnología relacionada con la

medicina. De la misma forma se hace una evaluación autocrítica sobre el desarrollo del trabajo poniendo en contexto las dificultades que se sortearon.

4.1. Análisis de Impacto

Al inicio del este documento se mencionó que las expectativas de este trabajo de grado tienen como objetivo mejorar la calidad de la atención de los pacientes, desde diferentes perspectivas el uso de reconocimiento de objetos en imágenes diagnosticas puede tener distintos impactos que se clasificaran en dos categorías, aplicaciones e investigación, y respuesta de la sociedad.

4.1.1. Aplicaciones e investigación

Como se mencionó anteriormente como consecuencia de esta investigación se espera el desarrollo de aplicaciones orientadas al soporte de procesos médicos, donde se incluya el procesamiento de imágenes diagnósticas.

De igual forma como se desea un mayor uso del análisis de imágenes, también se considera la integración con otros sectores del conocimiento donde se puede integrar los resultados provistos por el análisis de imágenes con el de grandes cantidades de información, esto permitiendo la creación de aplicaciones que no solo serían una ayuda al cuerpo médico sino también permitirían realizar un pre diagnóstico, entregando las posibles enfermedades que pudiera tener una persona.

Otra aplicación en la cual se espera un mayor avance es para conocer el progreso de enfermedades en pacientes cuyo diagnóstico ha sido confirmado y requiera de especial atención, en estos casos es importante considerar que se desea un proceso donde se reduzca la presencia del cuerpo médico por lo cual debe ser alimentado por casos en los cuales se conozca como mejora y complica la situación de un paciente.

Finalmente para que tanto las aplicaciones como la calidad de vida de los pacientes mejoren es necesario realizar mayor investigación no solo en el campo del análisis de imágenes sino en su combinación con otros campos de las ciencias de la computación como minería de datos.

4.1.2. Respuesta de la sociedad

Adicionalmente a lo mencionado es necesario no solo entender las consecuencias del uso de análisis de imágenes y su impacto en la creación de aplicaciones prácticas, sino también el impacto de dichas aplicaciones tanto en sus principales usuarios como hospitales, clínicas, etc., sino también en los pacientes a quienes en términos generales se desea mejorar la calidad de los servicios prestados los primeros.

En el caso de los principales usuarios de aplicaciones con fines médicos es necesario primero entender que los componen hospitales, clínicas y laboratorios clínicos entre otros quienes los pueden requerir con el fin de prestar servicios de mejor calidad, pero en el proceso se pueda reflejar en un aumento en los costos de los servicios prestados al considerarlo un lujo.

Por el contrario al mejorar la forma en que se realizan diagnósticos a los pacientes estos podrían no necesitar hacer grandes gastos en la búsqueda de una respuesta en cuanto a la enfermedad que los llevo a hacer uso de estos servicios.

4.2. Aprendizajes

Al final de este trabajo se realizó un trabajo reflexivo el cual se enfocó principalmente en comprender las razones por las cuales se presentaron dificultades durante su desarrollo.

El principal motivo de las dificultades presentadas fue la mala planeación del proyecto, en términos generales decidió seguir un proyecto en el cual no se consideraron problemas que afectaron el desarrollo del proyecto en etapas tempranas con la configuración de algunas herramientas lo que produjo desajustes en los hitos del proyecto, infravalorar el tiempo necesario para recopilar, clasificar, y analizar la información necesaria para el correcto desarrollo de la investigación.

La segunda causa de los retrasos consistió en problemas relacionados con las implementaciones en sí mismas, en este caso encontrar las causas que permitieran hacer mejoras tomo más tiempo de lo esperado lo cual retraso en el progreso esperado del proyecto.

V- REFERENCIAS Y BIBLIOGRAFÍA

- [1] “Imagerie multiquaternionique : application à l’imagerie dynamique cardiovasculaire | CREATIS.” [Online]. Available: <http://www.creatis.insa-lyon.fr/site/en/node/43073>. [Accessed: 23-Mar-2015].
- [2] G. Dougherty, “Medical imaging — An illustrated overview,” 2009, pp. 171–178.
- [3] Z. Syed, D. Leeds, D. Curtis, J. Guttag, F. Nesta, and R. A. Levine, “Audio-visual tools for computer-assisted diagnosis of cardiac disorders,” in *Computer-Based Medical Systems, 2006. CBMS 2006. 19th IEEE International Symposium on*, 2006, pp. 207–212.
- [4] D.-Y. Tsai, “Comparison of four computer-aided diagnosis schemes for automated discrimination of myocardial heart disease,” in *5th International Conference on Signal Processing Proceedings, 2000. WCCC-ICSP 2000*, 2000, vol. 3, pp. 2000–2003 vol.3.
- [5] K. Punithakumar, I. Ben Ayed, I. G. Ross, A. Islam, J. Chong, and S. Li, “Detection of Left Ventricular Motion Abnormality Via Information Measures and Bayesian Filtering,” *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 14, no. 4, pp. 1106–1113, Jul. 2010.
- [6] M. Qazi, G. Fung, S. Krishnan, J. Bi, R. Bharat Rao, and A. S. Katz, “Automated heart abnormality detection using sparse linear classifiers,” *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 26, no. 2, pp. 56–63, Mar. 2007.
- [7] Du-Yih Tsai, S. Watanabe, and M. Tomita, “Computerized analysis for classification of heart diseases in echocardiographic images,” 1996, vol. 3, pp. 283–286.
- [8] F. Dehghan and H. Abrishami-Moghaddam, “Comparison of SVM and neural network classifiers in automatic detection of clustered microcalcifications in digitized mammograms,” 2008, pp. 756–761.
- [9] M. N. Wernick, Y. Yang, J. G. Brankov, G. Yourganov, and S. C. Strother, “Machine Learning in Medical Imaging,” *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 27, no. 4, pp. 25–38, 2010.
- [10] J. Stewart, *Calculus: Early Transcendentals*, 7 edition. Belmont, CA: Brooks Cole, 2010.
- [11] S. Chen, C. Lu, and F. Liao, “ROI feature extraction algorithm based on the multi-scale corner,” in *International Conference on Automatic Control and Artificial Intelligence (ACAI 2012)*, 2012, pp. 1794–1797.
- [12] T. Tuytelaars and K. Mikolajczyk, “Local invariant feature detectors: a survey,” *Found. Trends® Comput. Graph. Vis.*, vol. 3, no. 3, pp. 177–280, 2008.

- [13]A. Yilmaz, O. Javed, and M. Shah, "Object tracking: A survey," *ACM Comput Surv*, vol. 38, no. 4, Dec. 2006.
- [14]K. Uchikawa, "Color vision," 1999, vol. 2, pp. 1–4.
- [15]A. Mojsilovic, "A method for color naming and description of color composition in images," 2002, vol. 2, pp. II–789–II–792.
- [16]A. Bansal, A. Kowdle, D. Parikh, A. Gallagher, and L. Zitnick, "Which Edges Matter?," 2013, pp. 578–585.
- [17]J. Zhang and J. L. Barron, "Optical Flow at Occlusion," 2012, pp. 198–205.
- [18]J. Krumm and S. A. Shafer, "Texture segmentation and shape in the same image," 1995, pp. 121–127.
- [19]S. Arivazhagan, S. Selva Nidhyandhan, and R. Newlin Shebiah, "Texture categorization using statistical and spectral features," 2008, pp. 1–9.
- [20]D. Serby, E. K. Meier, and L. Van Gool, "Probabilistic object tracking using multiple features," 2004, pp. 184–187 Vol.2.
- [21]C. J. Veenman, M. J. T. Reinders, and E. Backer, "Resolving motion correspondence for densely moving points," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 23, no. 1, pp. 54–72, Jan. 2001.
- [22]C. Jin, "On real time active contours," 2010, p. 1.
- [23]G. Sundaramoorthi, J. D. Jackson, A. Yezzi, and A. C. Mennucci, "Tracking With Sobolev Active Contours," 2006, vol. 1, pp. 674–680.
- [24]B. Han and L. Davis, "On-line density-based appearance modeling for object tracking," 2005, pp. 1492–1499 Vol. 2.
- [25]Y. Li, B. Li, B. Tian, F. Zhu, G. Xiong, and K. Wang, "Vehicle detection based on the deformable hybrid image template," 2013, pp. 114–118.
- [26]K. Doki, N. Isetani, A. Torii, and A. Ueda, "Self-position Estimation of Autonomous Mobile Robot with Size-variable Image Template," 2006, pp. 1–6.
- [27]Zhao Zhang, Su Zhang, Chne-Xi Zhang, and Ya-Zhu Chen, "Multi-Modality Medical Image registration Using Support Vector Machines," 2005, pp. 6293–6296.
- [28]B. D. Lucas and T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision.," in *IJCAI*, 1981, vol. 81, pp. 674–679.

- [29]C. Tomasi and T. Kanade, *Detection and tracking of point features*. School of Computer Science, Carnegie Mellon Univ., 1991.
- [30]W. Jang, S. Oh, and G. Kim, “A hardware implementation of pyramidal KLT feature tracker for driving assistance systems,” in *12th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2009. ITSC '09, 2009*, pp. 1–6.
- [31]R. Serajeh, A. E. Ghahnavieh, and K. Faez, “Multi scale feature point tracking,” 2014, pp. 1097–1102.