

INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA MECÁNICA
Y ELÉCTRICA

UNIDAD PROFESIONAL ADOLFO LOPEZ MATEOS

“DETECCIÓN DE MOVIMIENTO MEDIANTE EL USO DE FLUJO
ÓPTICO”

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TITULO DE:

INGENIERO EN COMUNICACIONES Y ELÉCTRICA

PRESENTAN:

BARRANCO MEDINA MARÍA FERNANDA
RAMÍREZ ORTÍZ SCARLET MICHELIN

ASESORES:

ING. CARLOS MIRA GONZÁLEZ
DR. RABINDRANATH RESÉNDIZ VÁZQUEZ

MÉXICO D.F. JULIO 2015



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA
UNIDAD PROFESIONAL "ADOLFO LÓPEZ MATEOS"

TEMA DE TESIS

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE INGENIERO EN COMUNICACIONES Y ELECTRÓNICA
POR LA OPCIÓN DE TITULACIÓN TESIS COLECTIVA Y EXAMEN ORAL INDIVIDUAL
DEBERA (N) DESARROLLAR C. MARIA FERNANDA BARRANCO MEDINA
C. SCARLET MICHELIN RAMIREZ ORTIZ

"DETECCIÓN DE MOVIMIENTO MEDIANTE EL USO DE FLUJO ÓPTICO"

DISEÑAR UN ALGORITMO COMPUTACIONAL BASADO EN MÉTODOS DIFERENCIALES DE FLUJO ÓPTICO, CAPAZ DE ESTIMAR EL MOVIMIENTO Y LA DIRECCIÓN DE LOS OBJETIVOS VISUALIZADOS EN UNA SECUENCIA DE IMÁGENES.

- ❖ GENERALIDADES
- ❖ ESTIMACIÓN DE MOVIMIENTO
- ❖ TÉCNICAS DIFERENCIALES DE DETECCIÓN DE FLUJO ÓPTICO
- ❖ DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS DE FLUJO ÓPTICO

CIUDAD DE MÉXICO. A 14 DE JUNIO DE 2016.



M. EN I. CARLOS MIRA GONZÁLEZ

ASESOR



M. EN C. RADINDRANATH RESÉNDIZ VÁZQUEZ



ING. PATRICIA LORENA RAMIREZ RANGEL
JEFA DEL DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA
EN COMUNICACIONES Y ELECTRÓNICA



Índice General

Índice de Figuras y Tablas.....	4
Objetivo general.....	7
Objetivos particulares.....	8
Justificación.....	9
Resumen.....	10
Capítulo 1: Generalidades.....	11
1.1 Visión por Computadora.....	11
1.2 Procesamiento Digital de Imágenes.....	12
1.3 Ruido en Imágenes.....	15
1.4 Introducción al Flujo Óptico.....	15
1.5 Aplicaciones del Flujo Óptico.....	17
Conclusión.....	20
Referencias.....	21
Capítulo 2: Estimación de Movimiento.....	23
2.1 Análisis de Movimiento.....	23
2.1.1 Campo de Movimiento.....	25
2.2 Flujo Óptico.....	29
2.2.1 Ecuación de Restricción de Flujo Óptico.....	31
2.2.2 Problema de Apertura.....	33
Conclusión.....	37

Referencias.....	38
Capítulo 3: Técnicas Diferenciales de Obtención de Flujo Óptico.....	39
3.1 Métodos Locales.....	40
3.1.1 Algoritmo de Lucas-Kanade.....	41
3.2 Métodos Globales.....	44
3.2.1 Algoritmo de Horn-Schunck.....	45
Conclusión.....	48
Referencias.....	49
Capítulo 4: Diseño e Implementación de Algoritmos de Flujo Óptico.....	50
4.1 Metodología.....	50
4.2 Adquisición de Video y Pre-procesamiento.....	51
4.3 Estimación de Derivadas Parciales.....	53
4.4 Aplicación del Algoritmo de Lucas-Kanade.....	56
4.5 Aplicación del Algoritmo de Horn-Schunck.....	68
Referencias.....	75
Conclusiones Generales.....	76
Bibliografía.....	77

Índice de Figuras y Tablas

Figura 1.1 Resolución de a) 415x312, b) 190x144 y c) 104x78.

Figura 1.2 a) Imagen con ruido "Salt & Pepper" (Sal y Pimienta), b) imagen procesada digitalmente para eliminar el ruido.

Figura 1.3 Imágenes con vectores de Flujo Óptico.

Figura 2.1 Geometría la proyección de un punto en un plano de la imagen desde la perspectiva plana.

Figura 2.2 Movimiento de traslación en el campo de velocidad de la imagen.

Figura 2.3 a) Esfera con color constante que gira, b) Esfera con color constante sin movimiento con fuente de iluminación en movimiento.

Figura 2.4 Cambio de posición de un pixel en diferentes imágenes separadas por un intervalo [3].

Figura 2.5 En a) la estructura permite identificar la dirección del movimiento, en cambio en el inciso b) sólo cuenta con un borde de referencia para el cálculo de la velocidad y en c) no cuenta con información para el cálculo de flujo aunque exista movimiento.

Figura 2.6 Recta \vec{v} representa todas las posibles respuestas de \vec{v}_n

Figura 3.1 Sobre la pirámide podemos observar tres imágenes que corresponden a la misma escena, éstas tienen diferente cantidad de pixeles, por lo tanto, será aproximado el cálculo del flujo óptico en cada secuencia.

Figura 3.2 Cubo de 8 medidas para obtener derivadas parciales.

Figura 4.1 Diagrama de obtención de Flujo Óptico.

Figura 4.2 Mismo frame en escala RGB y convertida a escala de grises para obtención de intensidad.

Figura 4.3 Frame extraído de un video de prueba.

Figura 4.4 Cuadro sucesivo al de la figura 4.2

Figura 4.5 Imagen filtrada mediante el kernel m_x o dirección x .

Figura 4.6 Imagen filtrada mediante el kernel m_y o dirección y .

Figura 4.7 Imagen filtrada mediante el kernel m_t .

Figura 4.8 Ventana rectangular sobre la misma imagen.

Figura 4.9 Forma sintética en movimiento para el algoritmo de Lucas y Kanade

Figura 1.10 Flujo Óptico resultante

Figura 2.11 Flujo Óptico resultante aplicando el algoritmo diseñado con ventana de 1.

Figura 3.12 Flujo Óptico resultante aplicando el algoritmo diseñado con ventana de 3.

Figura 4.13 Implementación de algoritmo Lucas-Kanade con una ventana de 2.

Figura 4.14 Acercamiento de la Figura 4.13 (Tiempo de procesamiento 3.426706 segundos).

Figura 4.15 Implementación de algoritmo Lucas-Kanade con una ventana de 5.

Figura 4.16 Acercamiento de la Figura 4.15 (Tiempo de procesamiento 3.505651 segundos).

Figura 4.17 Implementación de algoritmo Lucas-Kanade con una ventana de 10.

Figura 4.18 Acercamiento de la Figura 4.17 (Tiempo de procesamiento 3.912417 segundos).

Figura 4.19 Implementación de algoritmo Lucas-Kanade con una ventana de 20.

Figura 4.20 Acercamiento de la Figura 4.19 (Tiempo de procesamiento 4.171114 segundos).

Figura 4.21 Implementación de algoritmo Lucas-Kanade sin reducción piramidal y ventana de 5.

Figura 4.22 Acercamiento de la Figura 4.21 (Tiempo de procesamiento 55.714878 segundos).

Figura 4.23 Implementación de algoritmo Lucas-Kanade con reducción piramidal y ventana de 5.

Figura 4.24 Acercamiento de la Figura 4.23 (Tiempo de procesamiento 3.505651 segundos).

Figura 4.25 Kernel para pre-procesado en algoritmo de Horn-Schunck.

Figura 4.26 Estimación del flujo óptico en una imagen sintética, el recuadro de la parte inferior derecha se mueve hacia arriba y el círculo de la parte superior izquierda tiene movimiento hacia la derecha.

Figura 4.27 Imágenes con $\alpha = 0$ completa (a) y aumentada (b).

Figura 4.28 Imágenes con $\alpha = 0.5$ completa (a) y aumentada (b).

Figura 4.29 *Imágenes con $\alpha = 50$ completa (a) y aumentada (b).*

Tabla 4.1. *Tiempo de procesamiento respecto al tamaño de ventana.*

Tabla 4.2 *Tiempo de procesamiento de acuerdo a factor de suavidad.*

Objetivo general

Diseñar un algoritmo computacional basado en métodos diferenciales de Flujo Óptico, capaz de estimar el movimiento y la dirección de los objetivos visualizados en una secuencia de imágenes.

Objetivos particulares

- Estudiar el análisis de movimiento, así como los conceptos básicos del procesamiento de imágenes.
- Estudiar las ventajas y desventajas de los métodos diferenciales de flujo óptico (Lucas-Kanade y Horn-Schunck) para la estimación de movimiento.
- Diseñar los algoritmos de flujo óptico diferenciales (Lucas-Kanade y Horn-Schunck) e implementar los mismos para procesamiento de secuencia de imágenes para la estimación del movimiento.

Justificación

Por ser el flujo óptico un método que estima el movimiento aparente de una escena, una de las aplicaciones más bastas que involucra la detección de movimiento, se encuentra en sistemas de vigilancia, pero también es usado para seguimiento, clasificación y reconocimiento. Además, el uso de visión por computadora ofrece una solución para analizar el comportamiento de las personas y eventos inusuales (anómalos).

A veces tendrá que ser necesario conocer la dirección y velocidad de movimiento del objeto de estudio, estos datos nos serán proporcionados con el análisis del flujo óptico.

Resumen

En el presente trabajo, el objeto de estudio es la estimación de movimiento mediante la obtención de flujo óptico en secuencias de imágenes digitales (video); se trabajó con dos algoritmos de flujo óptico: el de Lucas-Kanade y Horn-Schunck; al ser éstos, ambos métodos diferenciales, es viable hacer una comparación entre los resultados derivados de la evaluación.

La obtención de flujo óptico tiene diversas aplicaciones dentro del Procesamiento Digital de Imágenes, una de ellas es la de control de tráfico, pues nos sirve para estimar el movimiento y dirección de automóviles, así también, es aplicable en imágenes médicas por el complejo e importante análisis de movimiento en algunos órganos del cuerpo humano.

Además de que se explican detalladamente los algoritmos de Lucas-Kanade y Horn-Schunck, se muestran y se comparan los resultados obtenidos en ambos casos a partir del diseño de ambos algoritmos.

Capítulo 1: Generalidades

1.1 Visión por Computadora

Conforme pasa el tiempo y la tecnología se desarrolla velozmente, los seres humanos han intentado transmitir los comportamientos naturales de los seres vivos sobre las máquinas que construyen, mediante métodos computacionales; a este campo de estudio se le llama Inteligencia Artificial y uno de sus sub-campos de estudio refiere a la Visión por Computadora.

La visión permite a los seres humanos crear una percepción de la realidad que los rodea; al atribuirle esta capacidad a una máquina, ésta será entre otras cosas, capaz de percibir el mundo mediante reconocimiento. Se le pueden atribuir diferentes aplicaciones como identificación de patrones y objetos, registro de imágenes, generación de modelos 3D, etc.

La Visión por Computadora se basa en algoritmos computacionales que tratarán de ocupar la menor cantidad de recursos; cabe mencionar, que no es una tarea

fácil de llevar a cabo, pues se puede obtener muy poca información de una imagen o de una secuencia de imágenes dependiendo de la calidad o del tamaño.

A pesar del largo camino que falta para que, finalmente, la visión por computadora tenga la semejanza máxima a la humana, las grandes cuatro áreas de aplicación de la visión artificial son:

- Obtención de la de la distancia de los objetos en la escena tridimensional y estructura tridimensional.
- Detección de objetos en movimiento.
- Reconocimiento de patrones y formas.
- Reconocimiento de objetos tridimensionales.

De acuerdo a la aplicación que se desee construir, se requiere uso de software y hardware adecuado y el análisis de diferentes tipos de métodos y algoritmos para llegar al objetivo.

1.2 Procesamiento Digital de Imágenes

El Procesamiento Digital de Señales se ha convertido en una herramienta moderna en diferentes campos de la ciencia y la tecnología, uno de sus grandes usos en campo es el del Procesamiento Digital de Imágenes.

Debemos considerar que una imagen, en principio, es una señal analógica. Una señal digital, está definida en el dominio discreto, tomando valores de un conjunto de posibilidades discretas.

Para digitalizar una imagen, es necesario recurrir a los conceptos más básicos de digitalización de una señal, el muestreo y la cuantización, es decir, "se determina el valor de la imagen continua en cada una de las diferentes localizaciones

los píxeles y con un único valor representado en 8 bits, desde 0 hasta 255, donde 0 es negro absoluto y 255 es blanco absoluto.

Una ventaja de utilizar imágenes en escala de grises es su mejora de calidad en cuanto es observada por el ser humano [3]. A este cambio de imagen RGB a escala de grises, se le llama pre-procesamiento de imágenes.

El procesamiento de imágenes digitales, nos sirve para conocer características e información de una imagen no perceptible a simple vista, pues nos permite realzar el contraste de una imagen, quitar ruido de ella, localizar objetos y obtener su análisis en frecuencia, primordialmente.

En la figura 1.2 se muestra el resultado de haber aplicado un filtro sobre una imagen con ruido de origen.



a)



b)

Figura 1.2 a) Imagen con ruido "Salt & Pepper" (Sal y Pimienta), b) imagen procesada digitalmente para eliminar el ruido.

1.3 Ruido en Imágenes

El ruido es toda señal no deseada añadida a la señal de estudio. Si una imagen es una señal, entonces, ésta puede tener ruido. El ruido de una imagen puede proceder de diferentes fuentes, por ejemplo, la digitalización de la imagen podría ser una causa para que una imagen tenga ruido y tener distintas distribuciones como la gaussiana, uniforme o sal y pimienta.

Tal como pasa cuando se amplifica demasiado una señal de audio y obtenemos una mayor cantidad de ruido, cuando tenemos una imagen con numerosas muestras, es decir, que está conformada por muchos píxeles, el ruido es más perceptible que en una imagen con menos muestras que la anterior.

Es importante mitigar el ruido, ya que éste afectará en el procesamiento de la secuencia de imágenes.

1.4 Introducción al Flujo Óptico

El flujo óptico se entiende como el patrón aparente de movimiento existente en los objetos de una escena, provocado por el cambio de intensidad de luz y que es dependiente de la distancia que existe entre el observador y la escena [1].

Los sensores de las cámaras actuales son los que perciben los cambios mencionados, asumiendo que no se generan por ninguna otra cosa más que por la del movimiento, ya que se podrían confundir debido a expansiones, contracciones y deformaciones de los objetos existentes en la escena capturada.

Si alguna vez el estudio del flujo óptico se centró en el campo de la ciencia de la psicología humana, es en nuestros días, el procesamiento de la señal, la

detección de movimiento y seguimiento automático en sistemas robóticos y en general la visión computacional, lo que guía primordialmente su estudio.

En este último caso podemos decir que el flujo óptico estudia el cambio de intensidades de los píxeles que conforman una secuencia de imágenes, obteniendo de este análisis las velocidades y el sentido con las que los objetos se mueven dentro de un video. El resultado de obtener el flujo óptico se muestra en la figura 1.3.

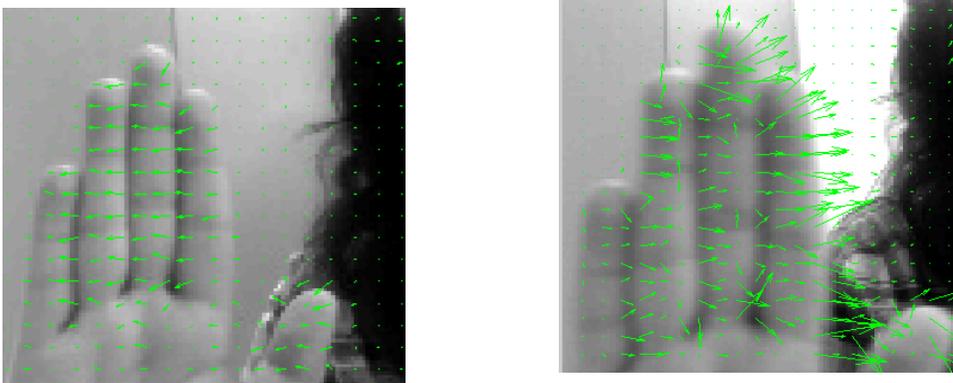


Figura 1.3 Imágenes con vectores de Flujo Óptico.

Para poder analizar secuencias de imágenes con objetos en movimiento que serán de nuestro interés, el flujo óptico requiere de algoritmos computacionales que realicen dicha tarea y que más adelante explicaremos el desarrollo de algunos de ellos.

Los algoritmos de flujo óptico pueden ser categorizados en [4]:

- Métodos diferenciales (ej. Horn-Schunck, 1986, Lucas-Kanade 1981, Nagel 1983 y Uras-Girosi-Verri-Torre 1988).
- Métodos basados en regiones (ej. Anadan 1989, Singh 1990).
- Métodos basados en energía (ej. Heeger 1987).

- Métodos basados en fase (ej. Waxman-Wu-Bergholm 1988, Fleet-Jepson 1990).

Sin importar las diferencias que existen entre todos estos métodos, la mayoría de ellos están basados en las siguientes etapas requeridas antes del procesamiento:

1. Pre-filtrado o *smoothing*, con filtro pasa bajas o pasa banda, esto para extraer la señal de interés y con ello mejorar la relación señal a ruido.
2. Extracción de las mediciones básicas como derivadas espacio-temporales.

Además, los algoritmos de flujo óptico dentro de los métodos diferenciales, también se clasifican en locales y globales, categorizados de esta manera por su diferente forma de ser calculados, en donde el método local calcula el flujo en la vecindad del punto de interés [5], mientras que el método global calcula el movimiento en toda la imagen.

Cada uno de ellos tiene ventajas específicas sobre el otro, por ejemplo, los métodos locales son más robustos ante el ruido, y los métodos globales producen campos de flujo densos [5].

De la clasificación anterior, son el de Lucas-Kanade (método local) y el de Horn-Schunck (método global), los más usados y mayormente estudiados y analizados por la eficiencia de los algoritmos. Cabe mencionar que en ambos casos se puede extender su estudio a secuencias de imágenes en 3D, lo cual no será de nuestro interés en este trabajo.

1.5 Aplicaciones del Flujo Óptico

Las aplicaciones del campo de estudio del flujo óptico, y en particular de la detección de movimiento, pueden ser encontradas en la industria como control de calidad; en medicina, como análisis y diagnóstico de imágenes médicas; en

seguridad y tránsito, como detección y seguimiento de movimientos anómalos [6].

Los métodos de control de tráfico, como los ITSs (*Intelligent Transportation Systems*, Sistemas de Transportación Inteligentes por sus siglas en inglés) se basan principalmente en gestionar los semáforos para mantener nivelado el flujo de los carros automáticamente, aumentando con ello la seguridad vial, optimizando la velocidad del flujo de tráfico e incluso minimizando el consumo de energía de los vehículos por medio de cuatro subsistemas, sistema de vigilancia, sistema de comunicación, sistema de eficiencia de energía y por último un sistema de control de semáforos [7].

En la actualidad existen diferentes algoritmos de detección de vehículos y uno en específico se basa en la iluminancia y crominancia de las líneas del video, es llamado *Virtual line based video vehicle detection algorithm*, perteneciente al método VVD (*Video Vehicle Detection*) y que es capaz de obtener entre otros parámetros, información en tiempo real del tráfico, flujo de vehículos, velocidad instantánea y media. Cabe mencionar que estos algoritmos a su vez se clasifican en tres tipos: diferencia de cuadros, substracción de fondo y, más importante aún, flujo óptico [8].

Es común encontrar que los métodos de flujo óptico sean complementados con otros como el de Histograma de Gradientes Orientados (HOG) [9], que se obtiene mediante la orientación de histogramas de las intensidades de los bordes de un objeto de interés en una región local.

Además, una más de las aplicaciones que se puede obtener del flujo óptico y de su participación esencial con algoritmos de detección de manchas, es el seguimiento de un objeto. De esta manera, con el flujo óptico, como ya se mencionó, se detecta el movimiento de los vectores, con ello, se segmentan los objetos del fondo y por último el análisis de manchas identifica los automóviles involucrados en el proceso de rastreo [10].

El análisis de secuencias de imágenes médicas obtenidas a partir de la resonancia magnética, puede proveer información como la caracterización de los cambios anatómicos en órganos, por ejemplo, ciclos cardiacos o atrofias del cerebro, además de que segmenta estructuras o tejidos.

El flujo óptico resuelve problemas para la estimación de movimiento en imágenes médicas que otros métodos no hacen, por ejemplo, resuelve el problema de registro, restringiendo los patrones de movimiento que cambian de forma suave; es por ello que los métodos de flujo óptico son implementados para complementar la evaluación y análisis en imágenes médicas.

Conclusión

El desarrollo del Procesamiento Digital de Imágenes ha permitido que a través de los años el estudio de la Visión por Computadora tenga avances significativos; con ella, diversos dispositivos son capaces de reconocer, rastrear y detectar objetos de interés.

De entre los algoritmos existentes utilizados para detectar movimiento en una secuencia de imágenes, podemos estudiar principalmente el de Lucas-Kanade y Horn-Schunk que están categorizados dentro de los métodos diferenciales del flujo óptico.

Una de las aplicaciones resultantes de obtener el flujo óptico en una secuencia de imágenes es la del Control de Tráfico, con la cual podemos gestionar semáforos y a su vez, aumentar la seguridad vial.

Por otro lado, al implementar algún algoritmo de flujo óptico con otros métodos de estimación de movimiento, es posible analizar imágenes médicas para el análisis de órganos o tejidos humanos.

Referencias

- [1] Gonzalo Pajares, Jesús M. de la Cruz, "Visión por Computador: Imágenes digitales y aplicaciones", Editorial Ra-Ma, 2ª Edición.
- [2] Guillermo Navarro Oltra, José Ramón Alcalá Mellado, "Una introducción a la imagen digital y su tratamiento", Cuenca 2008, Editorial Mideciant, 2ª Edición.
- [3] Darío Maravall Gómez Allende, "Reconocimiento de formas y visión artificial", Editorial Ra-Ma, 1ª Edición, 1994
- [4] Felix Calderón Solorio y José Luis Marroquín Zaleta, "Un Nuevo Algoritmo para el Cálculo de Flujo Óptico y su Aplicación al Registro de Imágenes", Computación y Sistemas Vol. 6 No. 3, pp. 213-226, 2003.
- [5] Andrés Bruhn and Joachim Weickert, "Lucas/Kanade Meets Horn/Schunck: Combining Local and Global Optic", International Journal of Computer Vision, Vol. 61, No. 3, pp. 211-231, 2005.
- [6] Leila Natalia Díaz Salcedo, Óscar Iván Higuera Martínez, "Estimación de movimiento en imágenes de resonancia magnética cardiaca", Tecnura, Vol. 9, Núm. 18, pp. 27-35, 2006.
- [7] Binbin Zhou, Jiannong Cao, Xiaoqin Zeng and Hejun Wu, "Adaptive Traffic Light Control in Wireless Sensor Network-based Intelligent Transportation System", Vehicular Technology Conference Fall (VTC 2010-Fall), 2010 IEEE 72nd.
- [8] Jiapeng Wu, Zhaoxuan Yang, Jun Wu, Anan Liu, "Virtual Line Group Based Video Vehicle Detection Algorithm Utilizing Both Luminance and Chrominance", Industrial Electronics and Applications, IEEE, pp. 2854 – 2858, 2007.
- [9] Joko Hariyono, Van-Dung Hoang, Kang-Hyun Jo, "Motion Segmentation Using Optical Flow for Pedestrian Detection from Moving Vehicle", Computational

Collective Intelligence. Technologies and Applications, Vol. 8733, pp. 204-213, 2014.

[10] Sepehr Aslani, Homayoun Mahdavi-Nasab, "Optical Flow Based Moving Object Detection and Tracking for Traffic Surveillance", World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Electrical, Computer, Electronics and Communication Engineering, Vol.7, Núm. 9, pp. 761-765, 2013.

Capítulo 2:

Estimación de

Movimiento

2.1 Análisis del Movimiento

Previo a la obtención del flujo óptico en una secuencia de imágenes es importante obtener los parámetros que permiten saber si un objeto se está desplazando en la escena. El análisis del movimiento tiene como objetivo la extracción de estos parámetros, y también nos ayuda a la creación de ecuaciones que sustenten tal comportamiento.

En una secuencia de imágenes, el movimiento se entiende como la variación espacio-temporal en la escena que, a su vez, puede ser expresado en vectores de velocidad y dirección. El flujo de imágenes constante proporciona información al observador con respecto al entorno y también aporta datos acerca de las distancias relativas entre los puntos observados.

Para el análisis es importante tomar en cuenta las razones por las que la magnitud del movimiento aumente en una escena, principalmente son dos motivos: la proximidad de los objetos desde el punto donde se localiza la cámara y la relación en el incremento del ángulo en la cual los puntos de la escena caen y la dirección en la que la cámara se traslada (en caso de que la cámara no sea estática).

Existen 3 grupos de problemas que se relacionan con el movimiento, desde un punto de vista práctico [1]:

1. La detección del movimiento: Sólo registra cualquier movimiento que se detecte, por lo general se usan cámaras estáticas.
2. Detección y localización de objetos en movimiento: El problema consiste en la detección del objeto, su trayectoria y la dirección en la que se mueven. En este caso la cámara puede estar estática o en movimiento.
3. Obtención de propiedades 3D de los objetos: Esto es a partir de proyecciones en 2D en instantes distintos de tiempo.

Desde el punto de vista teórico se tienen otros tipos de problemas que también se deben de tomar en cuenta, estos problemas generalmente son efectos en el sistema de visión que incluso pueden estar fuera del alcance del observador. Los problemas teóricos más importantes son:

1. El problema de apertura: Cuándo no existe suficiente información en el entorno próximo al objeto como para determinar la existencia de movimiento.
2. Cambios de intensidad sin existencia de movimiento: Los sistemas de visión consideran como restricción que la iluminación de las imágenes sea constante, es decir que los cambios de intensidad sólo son debidos al movimiento, ya que los cambios de iluminación también reflejan flujo óptico independientemente de que exista movimiento o no.
3. Movimientos múltiples: Cuándo los objetos sufren deformaciones como expansiones, rotaciones o contracciones.

4. Problema de oclusión: Se refiere a la traslación de un objeto sobre otro que haga que el cambio de las intensidades no sea gradual.

Para solucionar los problemas antes mencionados se han creado algoritmos de estimación de movimiento que se dividen en globales y locales.

La función del análisis de movimiento para el flujo óptico es determinar el campo de movimiento.

2.1.1 Campo de Movimiento

El campo de movimiento o campo de velocidades es un concepto geométrico que nos ayuda a representar la proyección de movimiento de 3D en planos de imágenes de 2D con vectores velocidad en cada punto.

Existen varias formulaciones para realizar las proyecciones, en este caso se utiliza la proyección plana o también llamada *pinhole* que utiliza sistema de coordenadas Euclidianas [4].

Esta formulación considera un plano de tres dimensiones en el espacio en el que se encuentran todos los puntos, el origen de la proyección es el centro de la cámara, el eje principal es el eje perpendicular a el plano de la imagen, y a una distancia F se encuentra el plano de la imagen o plano focal como se muestra en la Figura 2.1

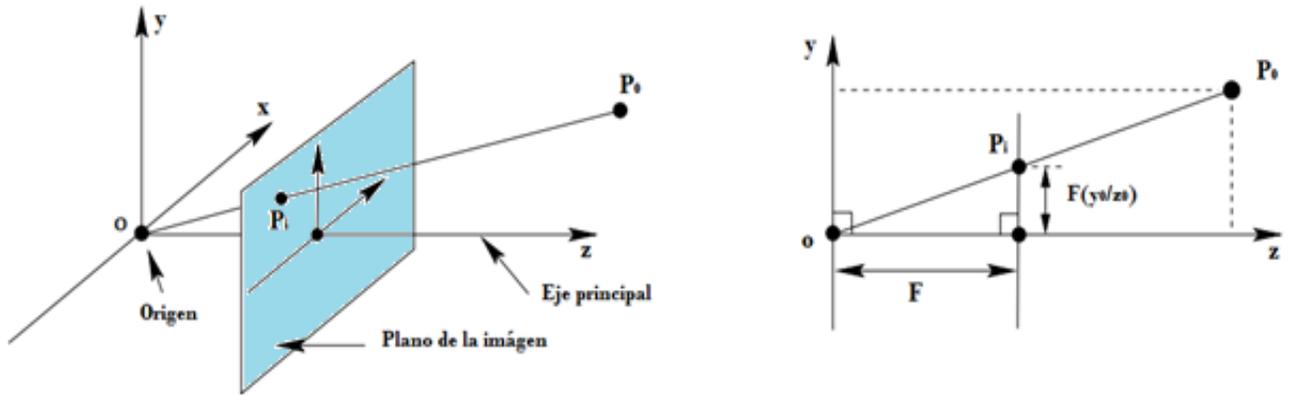


Figura 2.1 Geometría la proyección de un punto en un plano de la imagen desde la perspectiva plana.

La representación de un punto P_0 que tiene las coordenadas (x_0, y_0, z_0) se representa en el plano de la imagen de la siguiente forma bajo transformación de perspectiva:

$$P_0(x_0, y_0, z_0) \mapsto P_i(x_i, y_i) \quad (2.1)$$

Dónde las coordenadas del punto P_i que es el punto representado en el plano de la imagen se representan como se muestra en las ecuaciones (2.2)

$$x_i = F \frac{x_0}{z_0}, \quad y_i = F \frac{y_0}{z_0} \quad (2.2)$$

Si se toma en cuenta un movimiento de la cámara con relación a un objeto en la escena como en la Figura 2.2, este tendrá una velocidad de traslación v y una de rotación ω .

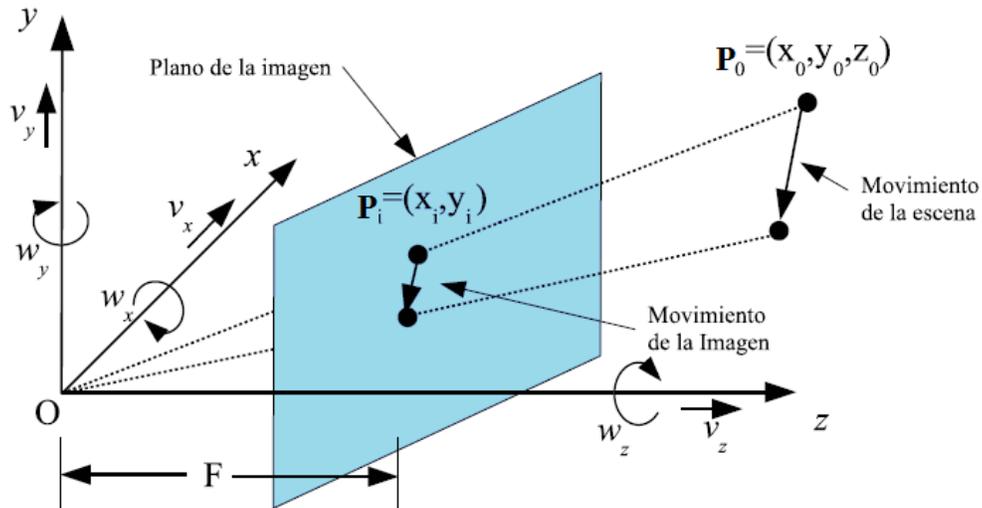


Figura 2.2 Movimiento de traslación en el campo de velocidad de la imagen.

Esto se puede entender también como un movimiento simple de traslación del objeto en el que el punto P_0 es el punto de vector posición y este vector representa un objeto en movimiento con una velocidad de traslación $-v$ y una velocidad de rotación sobre su origen $-\omega$, significa que la velocidad relativa instantánea desde un punto de la escena es dada por $-(v + \omega * P)$ donde P es el vector de posición, en las ecuaciones (2.3) se muestran las componentes de la velocidad instantánea en el punto de la escena por coordenadas:

$$\begin{aligned}\dot{x}_0 &= -v_x - \omega_y z_0 + \omega_z y_0 \\ \dot{y}_0 &= -v_y - \omega_z z_0 + \omega_x z_0 \\ \dot{z}_0 &= -v_z - \omega_x z_0 + \omega_y x_0\end{aligned}\tag{2.3}$$

En el siguiente trabajo sólo se considerará un movimiento de traslación por lo que despreciando los movimientos de rotación las ecuaciones (2.3) quedan:

$$\begin{aligned}\dot{x}_0 &= -v_x \\ \dot{y}_0 &= -v_y \\ \dot{z}_0 &= -v_z\end{aligned}\tag{2.4}$$

Sustituyendo en las ecuaciones (2.2) que son las coordenadas del punto P, considerando que haya pasado un instante de tiempo Δt , que la nueva posición sea $(x_0 + v_x\Delta t, y_0 + v_y\Delta t, z_0 + v_z\Delta t)$ y aplicando las respectivas transformaciones de perspectiva se tiene:

$$x_i = F \frac{(x_0 + v_x\Delta t)}{z_0 + v_z\Delta t}, \quad y_i = F \frac{(y_0 + v_y\Delta t)}{z_0 + v_z\Delta t}\tag{2.5}$$

Las ecuaciones (2.5) representan líneas rectas en el plano, cuando $\Delta t \rightarrow -\infty$ el punto de la imagen se desplaza hacia atrás en línea recta hacia el foco de expansión o *FOE* que específicamente está localizado en el punto:

$$(x_{FOE}, y_{FOE}) = \left(\frac{Fv_x}{v_z}, \frac{Fv_y}{v_z} \right)\tag{2.6}$$

Dónde x_{FOE}, y_{FOE} son las coordenadas del punto del *FOE*. Después de obtener las ecuaciones anteriores se concluye que el campo de movimiento se expresa en la suma del campo de rotación y el de traslación, además de que es radial con respecto al *FOE* lo que significa que un cambio de dirección genera cambio en velocidades.

2.2 Flujo Óptico

El Flujo Óptico se define como el patrón que genera un movimiento aparente en una secuencia de imágenes, se dice que es aparente porque existen varios factores que contribuyen a que pueda existir un error en la estimación del movimiento como se verá más adelante.

Existen diferentes métodos de analizar el movimiento con flujo óptico entre los cuales están los de gradiente, frecuencia y correlación. Uno de los métodos más usados es el que está basado en gradientes espacio-temporales que reflejan los cambios en los niveles de intensidad de un patrón de grises en una serie de imágenes adyacentes debido al movimiento durante un intervalo de tiempo.

La relación que existe entre el campo de movimiento y el flujo óptico es la correspondencia entre los contornos con brillo idéntico, que nos indicarían un movimiento aparente, sin embargo esto sólo sería si las condiciones fueran ideales.

Un ejemplo de esta situación es una esfera lisa que gira bajo una iluminación constante como muestra la Figura 2.3, a pesar de que existe un movimiento real lo que se observa en las imágenes consecutivas no nos ofrece la información suficiente para indicarnos que existe se puede obtener el flujo óptico. En cambio si la esfera se encontrara en reposo y la fuente de iluminación fuera la que estuviera en movimiento, las sombras y los cambios de luz en el plano de la imagen nos representa un movimiento aparente.

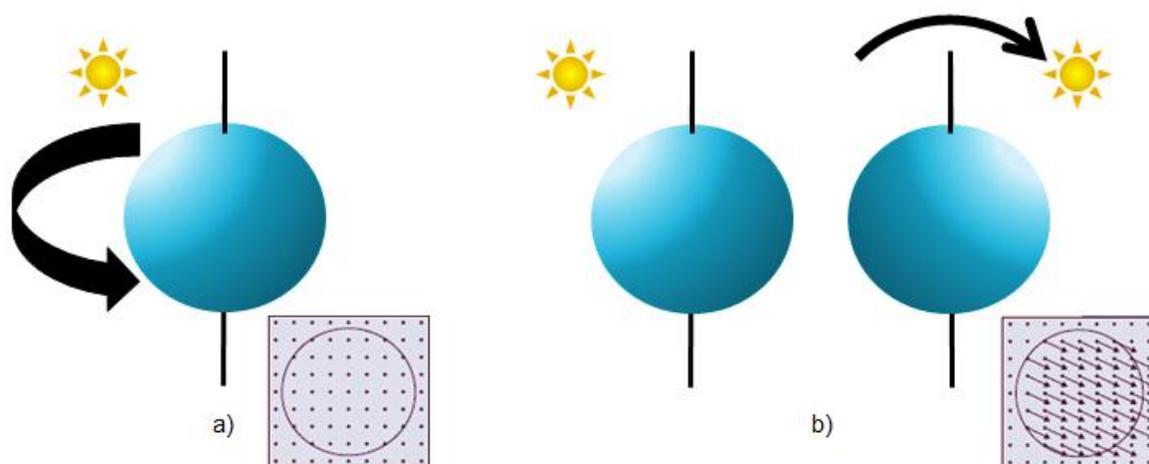


Figura 2.3 a) Esfera con color constante que gira, b) Esfera con color constante sin movimiento con fuente de iluminación en movimiento.

Debido a este problema es necesario establecer ciertas restricciones, por ejemplo, para evitar estas variaciones inicialmente se da por hecho que la superficie que se está reflejando es plana, también que la iluminación incidente es uniforme en toda la superficie. También se asume que no hay discontinuidades espaciales, esta condición asegura que el brillo de la imagen es diferenciable. En simplicidad, el movimiento de los patrones de brillo en la imagen se determina directamente por los movimientos de los puntos correspondientes en la superficie del objeto. El cálculo de las velocidades de los puntos del objeto entonces es sólo cuestión de geometría simple una vez que se conoce el flujo óptico [2].

A pesar de estas limitaciones, el interés en los métodos de obtención de flujo óptico sigue en pie y con el aumento del rendimiento de las computadoras, más técnicas resultan aplicables. El uso del flujo óptico requiere un análisis sofisticado del contenido de la imagen y del movimiento de los objetos para determinar el algoritmo más adecuado para su obtención.

2.2.1 Ecuación de Restricción de Flujo Óptico

La base del flujo óptico diferencial es la ecuación de restricción de movimiento que se describe a continuación:

En un análisis matemático se propone que $I(x, y, t)$ es el pixel central en una vecindad de $n \times n$ pixeles, y se mueve una pequeña distancia (dx, dy) en un tiempo (dt) hacia $I(x + dx, y + dy, t + dt)$.

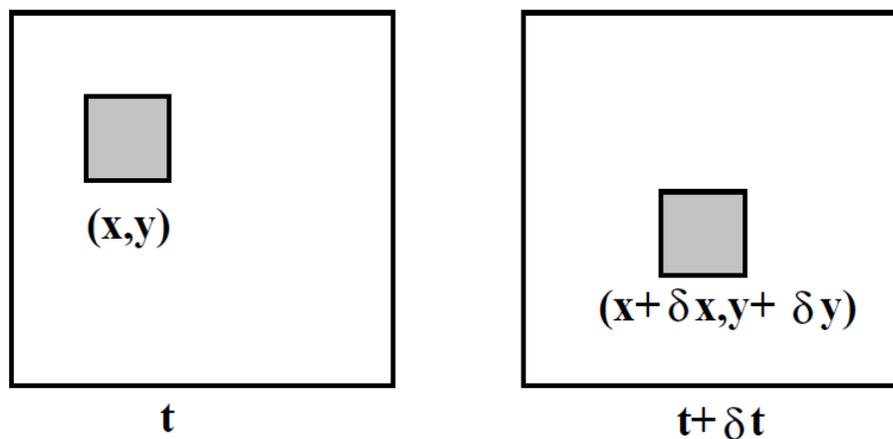


Figura 2.4 Cambio de posición de un pixel en diferentes imágenes separadas por un tiempo dt [3].

Se dice entonces que $I(x, y, t)$ y su desplazamiento $I(x + dx, y + dy, t + dt)$ son imágenes del mismo punto y por lo tanto tenemos:

$$I(x, y, t) = I(x + dx, y + dy, t + dt) \quad (2.7)$$

La ecuación es válida en una primera aproximación (traslaciones locales pequeñas) siempre que dx, dy, dt no tengan un valor muy grande. Retomando que la importancia radica en las intensidades de los píxeles podemos realizar una expansión en serie de Taylor de primer orden a $I(x, y, t)$ para representar la

variación espacio-temporal de la imagen de acuerdo a la vecindad en la que se encuentra el pixel y se obtiene la ecuación (2.8)

$$I(x + dx, y + dy, t + dt) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \delta_x + \frac{\partial I}{\partial y} \delta_y + \frac{\partial I}{\partial t} \delta_t + O(\partial^2) \quad (2.8)$$

Dónde $O(\partial^2)$ son los términos de orden superior del desarrollo de la serie de Taylor, los cuales se asume que son muy pequeños y se desprecian. Usando las ecuaciones anteriores (2.7) y (2.8) se tiene:

$$\frac{\partial I}{\partial x} \delta_x + \frac{\partial I}{\partial y} \delta_y + \frac{\partial I}{\partial t} \delta_t = 0 \quad \text{ó} \quad \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\delta_x}{\delta_t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\delta_y}{\delta_t} + \frac{\partial I}{\partial t} \frac{\delta_t}{\delta_t} = 0 \quad (2.9)$$

$$\frac{\partial I}{\partial x} v_x + \frac{\partial I}{\partial y} v_y + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (2.10)$$

Se observan los términos $v_x = \frac{\delta_x}{\delta_t}$ y $v_y = \frac{\delta_y}{\delta_t}$ que son las componentes en x y en y de la velocidad de la imagen. En el caso de $\frac{\partial I}{\partial x}$, $\frac{\partial I}{\partial y}$ y $\frac{\partial I}{\partial t}$ son las derivadas de la intensidad de la imagen en $I(x, y, t)$. Estas derivadas parciales normalmente se escriben de la siguiente manera:

$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, \quad I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, \quad I_t = \frac{\partial I}{\partial t} \quad (2.11)$$

Más compactadamente, la ecuación (2.10) se escribiría:

$$(I_x, I_y)(v_x, v_y) + I_t = 0 \quad \text{ó} \quad \nabla I \cdot \vec{v} + I_t = 0 \quad (2.12)$$

Dónde ∇I es el gradiente de intensidad espacial, \vec{v} es la velocidad y dirección de la imagen o flujo óptico en el pixel (x, y) e I_t es la derivada temporal de la intensidad de brillo. En la ecuación (2.12) se tienen 2 incógnitas (v_x, v_y) , en v_x el signo define el movimiento a izquierda o derecha y en v_y nos indica un movimiento hacia arriba o hacia abajo.

Los patrones de movimiento causan variaciones en el brillo de la imagen, se asume que todos los cambios de intensidad son debidos sólo al movimiento. La mayoría de las veces esto es verdad, sin embargo hay muchas excepciones, en el caso de 2D los algoritmos son diseñados para trabajar con figuras con una forma específica sin permitir cambios en la forma debido a que de esta manera se asegura que el flujo óptico capture sólo movimientos dentro de la escena en lugar de expansiones o deformaciones, no puede haber oclusión (objetos moviéndose enfrente o detrás de otros objetos) al menos que el algoritmo esté diseñado para eso.

2.2.2 Problema de Apertura

En la ecuación de restricción de flujo óptico (2.12) se puede observar que se tienen dos incógnitas para calcular, la ecuación por sí misma no ofrece suficientes parámetros para obtener ambos resultados y esto significa que se tienen infinitas posibles soluciones. Esto es comúnmente llamado como el problema de apertura.

Se tiene insuficiente estructura de intensidad local de imagen para medir la velocidad total, pero suficiente estructura para medir la componente normal a la

intensidad local de imagen. En este caso, es imposible de recuperar la velocidad de imagen completa, sólo la velocidad de imagen normal a la línea.

Esta cuestión puede ser más fácilmente explicada con la Figura 2.4, dónde la velocidad normal \vec{v}_n en b) es la única que se puede recuperar del borde en movimiento, y la velocidad completa \vec{v} de la imagen se pierde. En el caso del inciso c) la información que se obtiene es nula, se toma como si fuera una superficie plana con iluminación constante por lo que no detectará flujo óptico, es decir no habrá movimiento perceptible.

La velocidad normal entonces es un fenómeno local, el problema de calcular velocidad completa de la imagen entonces radica en encontrar una restricción que produzca una segunda ecuación diferente en las mismas incógnitas.

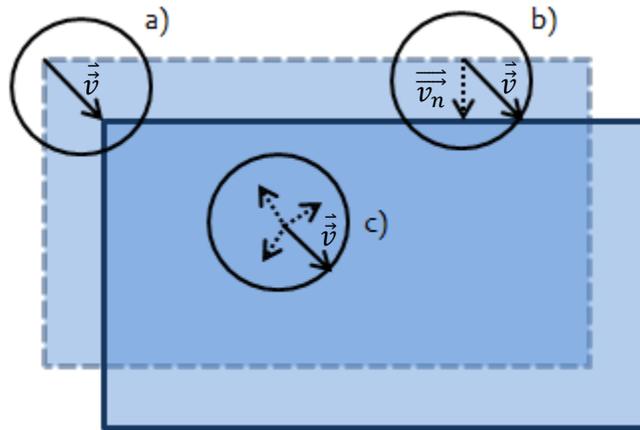


Figura 2.5 En a) la estructura permite identificar la dirección del movimiento, en cambio en el inciso b) sólo cuenta con un borde de referencia para el cálculo de la velocidad y en c) no cuenta con información para el cálculo de flujo aunque exista movimiento.

La ecuación de restricción de movimiento produce una línea en el espacio $\vec{v} = (v_x, v_y)$, una de las velocidades que se encuentra en esta línea es la que satisface la ecuación de restricción de flujo óptico.

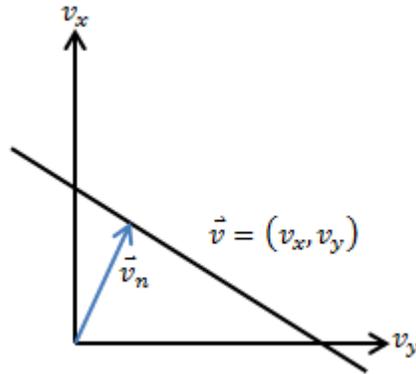


Figura 2.6 Recta \vec{v} representa todas las posibles respuestas de \vec{v}_n

La velocidad con la magnitud más pequeña en esa línea es la velocidad normal \vec{v}_n . La magnitud y dirección de la velocidad normal $\vec{v}_n = v_n \hat{n}$ puede ser calculada únicamente en términos de las derivadas de intensidad I_x , I_y y I_t como:

$$v_n = \frac{-I_t}{\|\nabla I\|_2}, \quad \hat{n} = \frac{(I_x, I_y)}{\|\nabla I\|_2} \quad (2.13)$$

Dónde v_n y \hat{n} son la magnitud de velocidad normal y la dirección de la velocidad normal, respectivamente.

$$\vec{v}_n = v_n \hat{n} = \frac{-I_t(I_x, I_y)}{\|\nabla I\|_2^2} \quad (2.14)$$

La ecuación anterior es la velocidad normal y $\nabla I = (I_x, I_y)$ es la intensidad espacial de gradiente. Entonces la ecuación (2.12) se escribe ahora como la ecuación:

$$\vec{v} \cdot \hat{n} = v_n \quad (2.15)$$

Dónde la magnitud de la velocidad de la imagen o flujo óptico y la dirección de la velocidad normal en producto nos da como resultado la velocidad normal [3].

Conclusión

La importancia del análisis de movimiento radica en poder representar matemáticamente el significado de que un objeto se traslade de un lugar a otro; un movimiento perceptible estará indicado por cambios en las intensidades de los píxeles de dos imágenes continuas.

Las restricciones de las ecuaciones para estimación de movimiento básicamente dependen de la iluminación del entorno y de la velocidad en la que se realicen los movimientos.

Las características de estos movimientos serán de vital importancia para su estimación y para verificar si su detección es posible.

El campo de movimiento nos representa en 2D lo que nosotros observamos en 3D. Su aplicación básica es en las cámaras fotográficas y de video.

La estimación de movimiento basada en Flujo Óptico se relaciona con los cambios en intensidades de píxeles en tiempo y espacio, este movimiento es representado con vectores de desplazamiento que nos indican la dirección del objeto. Para poder completar la ecuación se necesitan algoritmos que se dividen de acuerdo al modo en el que obtienen los vectores y las derivadas parciales.

Referencias

[1] Gonzalo Pajares, Jesús M. de la Cruz. "Visión por Computador: Imágenes digitales y aplicaciones". Editorial Ra-Ma, 2º Edición.

[2] B.K.P. Horn and B.G. Schunck, "Determining optical flow", *Artificial Intelligence*, 17, 185-203, (1981).

[3] J.L. Barron y N.A. Thacker. "Tutorial: Computing 2D and 3D Optical Flow".

[4] Harttley, Richard y Zisserman, Andrew. "Multiple View Geometry in Computer Vision". Segunda Edición. Cambridge University Press, 2004.

Capítulo 3: Técnicas Diferenciales de Obtención de Flujo Óptico

Existen varios algoritmos para encontrar solución a la ecuación de restricción de flujo óptico, y todos con el aprovechamiento de la intensidad de brillo. Los métodos en los que se concentrará este estudio serán los métodos diferenciales o también llamados de gradiente.

El gradiente nos indica las diferencias entre pixeles vecinos y representa una variación máxima de intensidad en cada punto. Esta diferencia nos da lugar a derivadas unidimensionales o bidimensionales y se pueden aplicar a alguna o en todas las direcciones de la imagen [1].

Los métodos diferenciales pertenecen a las técnicas más usadas para estimación de flujo óptico en secuencias de imágenes, están basados en el cálculo de derivadas espaciales y temporales, es decir, la obtención del gradiente espacio-temporal.

Las técnicas diferenciales pueden ser clasificadas en métodos locales, los cuales optimizan el uso de la intensidad local, un ejemplo en esta categoría es el método de Lucas-Kanade, y los métodos globales que intentan minimizar la energía funcional global como el método de Horn y Schunck.

Los métodos global y local son las técnicas con mayor rendimiento por encima de los basados en fase, energía o regiones. Los métodos locales pueden tener mayor robustez respecto al ruido, pero no dan campos densos de flujo, en cambio los métodos globales ofrecen campos con el 100% de densidad de flujo, sin embargo son muy propensos a ser sensibles al ruido [2].

3.1 Métodos Locales

El método local calcula el flujo en la vecindad del punto de interés, es decir, del pixel; este método es conveniente de usar, ya que como se mencionó anteriormente, es robusto ante el ruido, pero tiene la desventaja de no proporcionar densos campos de flujo [3].

Uno de los métodos locales más usados es el de Lucas-Kanade, el cual resuelve la ecuación de restricción de flujo óptico (2.12) para todos los pixeles en un vecindario, asumiendo que el flujo es constante en dicho vecindario y que los movimientos generados por el desplazamiento de los pixeles son pequeños.

3.1.1 Algoritmo de Lucas-Kanade

Bruce D. Lucas y Takeo Kanade [4,5] implementaron, en 1981, una aproximación de mínimos cuadrados, para resolver el problema de restricción que presenta la ecuación del flujo óptico, a un modelo constante para \vec{v} en cada pequeño vecindario espacial de tamaño Ω , es decir, asumen que la variable desconocida del vector de flujo óptico es constante en dicho vecindario.

Las ventajas de implementación del algoritmo de Lucas-Kanade son [6]:

- El algoritmo de Lucas-Kanade es de fácil implementación en comparación con otros.
- Las derivadas son rápidas de calcular.

Una de las desventajas de implementación del algoritmo de Lucas-Kanade, son los errores de cálculo de flujo óptico sobre los bordes de los objetos en movimiento de la imagen.

Así que, considerando I como la imagen, necesitamos determinar los vectores de flujo del movimiento del pixel $I(x, y)$.

I_x, I_y e I_t son las derivadas de la intensidad de la imagen en cada pixel cuyas coordenadas corresponden a (x, y, t) .

Por lo tanto, aplicando el método de mínimos cuadrados, la ecuación resultante que minimiza el error es:

$$E_{LK}(v_x, v_y) = \sum_{x,y \in \Omega} W^2(x, y) [\nabla I(x, y, t) \vec{v} + I_t(x, y, t)]^2 \quad (3.1)$$

La ecuación (3.1) puede ser también expresada en derivadas parciales de la siguiente manera:

$$\frac{\partial E(v_x, v_y)}{\partial u} = \sum_{x,y \in \Omega} W^2(x, y) [v_x I_x^2 + v_y I_x I_y + I_x I_t] = 0 \quad (3.2)$$

$$\frac{\partial E(v_x, v_y)}{\partial v} = \sum_{x,y \in \Omega} W^2(x, y) [v_x I_y^2 + v_y I_x I_y + I_y I_t] = 0 \quad (3.3)$$

$W(x, y)$ es una ventana que le da más peso al pixel del centro que aquellos en la periferia del vecindario (típicamente, W son coeficientes constantes Gaussianos), cabe mencionar, que ésta no afecta de forma significativa los resultados [7].

Si escribimos el sistema de ecuaciones como una matriz para visualizarlo mejor, entonces tenemos:

$$\begin{bmatrix} \sum W^2 I_x^2 & \sum W^2 I_x I_y \\ \sum W^2 I_x I_y & \sum W^2 I_y^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \sum W^2 I_x I_t \\ \sum W^2 I_y I_t \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Si la solución del sistema de ecuaciones (3.4) como se mencionó anteriormente, es calculada por mínimos cuadrados, ésta debe ser del tipo:

$$\vec{v} = [A^T W^2 A]^{-1} A^T W^2 \vec{b} \quad (3.5)$$

Por lo tanto:

$$A^T W^2 A = \begin{bmatrix} \sum W^2 I_x^2 & \sum W^2 I_x I_y \\ \sum W^2 I_x I_y & \sum W^2 I_y^2 \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

y:

$$A^T W^2 \vec{b} = - \begin{bmatrix} \sum W^2 I_x I_t \\ \sum W^2 I_y I_t \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

De aquí se deduce que para N pixeles (de $n \times n$ vecindarios $N=n^2$):

$$A = [\nabla I(x_1, y_1), \dots, \nabla I(x_N, y_N)], \quad (3.8)$$

$$W = \text{diag}[W(x_1, y_1), \dots, W(x_N, y_N)], \quad (3.9)$$

$$\vec{b} = -[I_t(x_1, y_1), \dots, I_t(x_N, y_N)]. \quad (3.10)$$

Para que la ecuación (3.5) pueda ser resuelta satisfactoriamente:

- $A^T W^2 A$ debe ser invertible;
- Si obtenemos los eigenvalores, éstos deben satisfacer:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq 0 \quad (3.11)$$

- Para evitar el problema de ruido, λ_2 no debe ser muy pequeña;
- Si λ_1/λ_2 es muy grande, significa que el pixel de estudio está en un borde, y el algoritmo de Lukas-Kanade sufre de un problema de apertura en este punto.
- En general, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq 0$ deben ser lo suficientemente grandes y de magnitudes similares.

Debido a que este método está diseñado para calcular el flujo óptico cuando se presentan pequeños desplazamientos de los pixeles entre dos cuadros, se puede recurrir a imágenes piramidales, es decir, podemos encontrar una aproximación del flujo óptico de la imagen original aplicando el algoritmo al mismo cuadro con menor resolución.

Cada vez que le quitamos resolución a la imagen original, generamos un nivel de la pirámide, que además de optimizar el cálculo del flujo óptico, calcula desplazamientos de pixeles más grandes (Figura 3.1).

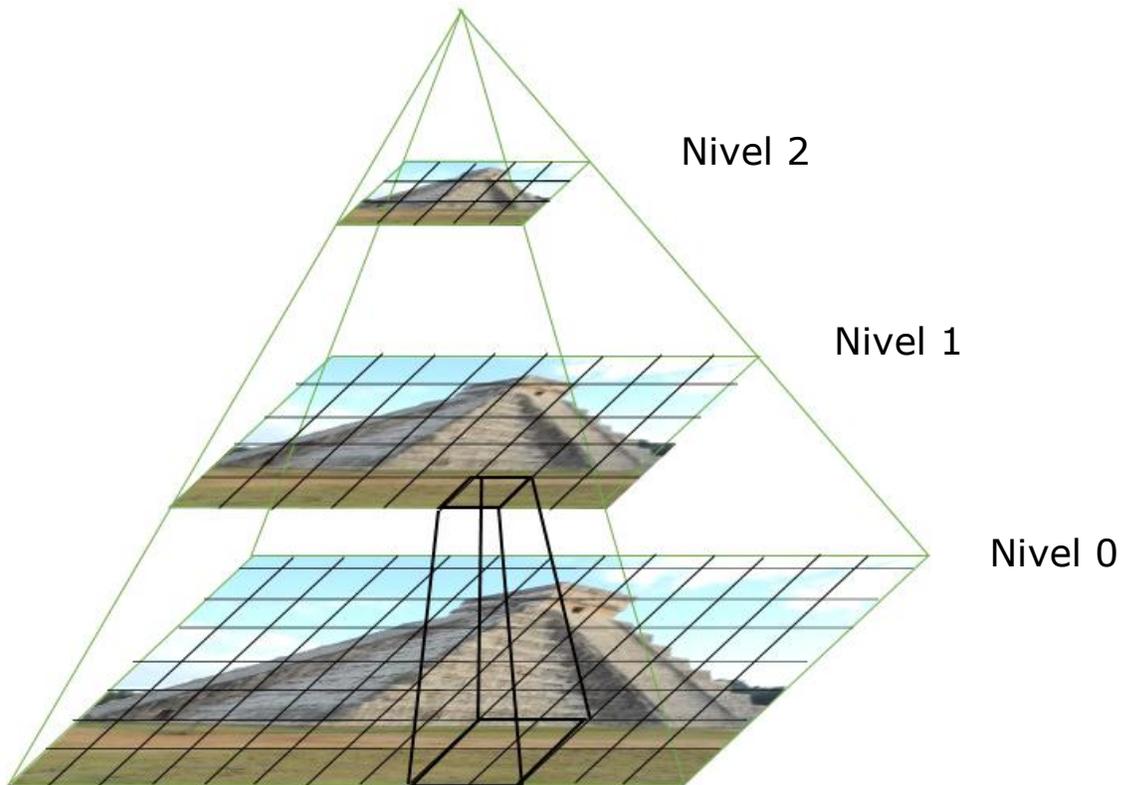


Figura 3.1 Sobre la pirámide podemos observar tres imágenes que corresponden a la misma escena, éstas tienen diferente cantidad de píxeles, por lo tanto, será aproximado el cálculo del flujo óptico en cada secuencia.

3.2 Métodos Globales

Estos métodos hacen un cálculo del movimiento aparente global entre dos imágenes, esto nos hace obtener parámetros de una transformación que afecta todos los puntos de la imagen [8].

Para tener estos resultados, el método global agrega un término de regularización (usualmente de suavizado).

El algoritmo más utilizado de los métodos globales es el creado por Horn y Schunck, al analizarlo, se puede observar que la restricción de suavidad se basa en que los puntos vecinos en los objetos tienen velocidades similares, esta restricción también es conocida como continuidad de la velocidad [1] y el campo de movimiento en los patrones de brillo de la imagen varían suavemente [9], esto involucrará más píxeles que nos permitirán realizar un mapeo total.

3.2.1 Algoritmo de Horn-Schunck

El método combina la ecuación de restricción de flujo óptico (2.12) con el término de regularización para estimar el campo de velocidad $\vec{v} = (v_x, v_y)$ y minimizando la cantidad de error al cuadrado nos queda la siguiente ecuación:

$$E(x, y) = \int_D (\nabla I \cdot \vec{v} + I_t)^2 + \alpha^2 \left[\left(\frac{\partial v_x}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v_x}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial v_y}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v_y}{\partial y} \right)^2 \right] dx dy \quad (3.12)$$

Dónde las derivadas parciales son los términos de error, la ecuación (3.12) se describe sobre un dominio de imagen D y el término α es un factor de suavidad que se agrega para completar la ecuación de restricción de flujo óptico, su magnitud debe ser un valor grande si de antemano se sabe que las intensidades son exactas, en caso contrario se asigna un valor pequeño; el factor de suavidad no afecta directamente a el resultado obtenido en la ecuación de restricción de flujo óptico por lo que si el gradiente resultante es alto el término de suavizado es irrelevante y no afecta al resultado.

Las ecuaciones iterativas son usadas para minimizar la ecuación (3.12) y la velocidad entonces puede ser obtenida del método de Gauss-Seidel. Primero se inicializan los vectores $\vec{v} = (v_x, v_y) = 0$, también se pueden obtener los valores a partir de flujo óptico obtenido por otro método (por ejemplo Lucas y Kanade),

esto para todo (x,y) y el número de iteración k nos ayuda a obtener los valores v_x^k, v_y^k para todos los pixeles. Entonces las ecuaciones iterativas nos quedan como se muestra a continuación en las ecuaciones (3.13) y (3.14):

$$v_x^{k+1} = \bar{v}_x^k - \frac{I_x[I_x\bar{v}_x^k + I_y\bar{v}_y^k + I_t]}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \quad (3.13)$$

$$v_y^{k+1} = \bar{v}_y^k - \frac{I_y[I_x\bar{v}_x^k + I_y\bar{v}_y^k + I_t]}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \quad (3.14)$$

En v_x^0 y v_y^0 se representa el valor inicial de la velocidad, \bar{v}_x^k y \bar{v}_y^k son las representaciones del promedio del vecindario de v_x^k y v_y^k respectivamente. I_x, I_y e I_t son las derivadas parciales del brillo de la imagen y por último α es el factor de ponderación de suavidad.

Las derivadas parciales son calculadas basándose el centro de un cubo formado por ocho medidas, la relación de espacio y tiempo entre cada una de estas medidas se muestra en la Figura 3.2.

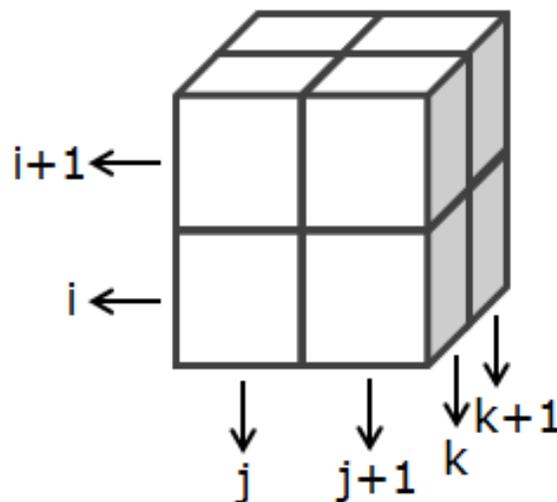


Figura 3.2 Cubo de 8 medidas para obtener derivadas parciales.

Cada una de las estimaciones es el promedio de 4 primeras diferencias entre medidas adyacentes del cubo [10]. Cada derivada parcial es representada de la siguiente manera:

$$I_x = \frac{1}{4} \{I_{i,j+1,k} - I_{i,j,k} + I_{i+1,j+1,k} - I_{i,j,k} + I_{i,j+1,k+1} - I_{i,j,k+1} + I_{i+1,j+1,k+1} - I_{i+1,j,k+1}\} \quad (3.15)$$

$$I_y = \frac{1}{4} \{I_{i+1,j,k} - I_{i,j,k} + I_{i+1,j+1,k} - I_{i,j+1,k} + I_{i+1,j,k+1} - I_{i,j,k+1} + I_{i+1,j+1,k+1} - I_{i,j+1,k+1}\} \quad (3.16)$$

$$I_t = \frac{1}{4} \{I_{i,j,k+1} - I_{i,j,k} + I_{i+1,j,k+1} - I_{i+1,j,k} + I_{i,j+1,k+1} - I_{i,j+1,k} + I_{i+1,j+1,k+1} - I_{i+1,j+1,k}\} \quad (3.17)$$

Las tres derivadas parciales de intensidad de las imágenes en el centro del cubo son estimadas a partir del promedio de las primeras diferencias a lo largo de cuatro bordes paralelos del cubo. El índice de columna j corresponde a la dirección x en la imagen, el índice de la fila i a la dirección y , mientras que k corresponde al tiempo.

Conclusión

Los métodos de Lucas-Kanade y Horn-Schunck son los métodos diferenciales más conocidos para determinar el flujo óptico de una secuencia de imágenes y ambos consideran que el brillo del entorno en las secuencias de imágenes que representan el movimiento no cambia.

El método de Lucas-Kanade es un método local muy robusto ante el ruido, al momento de hacer de él un algoritmo computacional, es capaz de reducir la velocidad de implementación. Para resolver las ecuaciones de restricción de flujo óptico, Lucas-Kanade utiliza mínimos cuadrados. Cabe mencionar que una técnica para optimizar el algoritmo es la de reducir el tamaño de las imágenes piramidalmente.

El método de Horn-Schunck es un método global y ofrece campos densos de flujo óptico. Asume que el campo de movimiento es globalmente suavizado o dicho de otra manera que los vecindarios de los píxeles son casi idénticos. Además la característica principal es la introducción de una restricción adicional de suavidad a la aproximación basada en gradiente.

Referencias

- [1] De la Escalera, A. "Visión por computador: Fundamentos y métodos". Prentice Hall, Madrid.
- [2] Andrés Bruhn, Joachim Weickert, Cristoph Schnörr. "Combining the Advantages of Local and Global Optic Flow Methods".
- [3] Andrés Bruhn and Joachim Weickert, "Lucas/Kanade Meets Horn/Schunck: Combining Local and Global Optic", International Journal of Computer Vision, Vol. 61, No. 3, pp. 211–231, 2005.
- [4] B.D. Lucas, & Kanade. "An Interative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision", DARPA Image Understanding Workshop, pp 121-130, 1981.
- [5] Berthold K.P. Horn y Brian G. Schunck. Determining Optical Flow, Artificial Intelligence. vol 9, pp 185-203 Agosto 1981.
- [6] Dhara Patel, Saurabh Upadhyay "Optical Flow Measurement using Lucas kanade Method" International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Volume 61– No.10, January 2013
- [7] Performance of optical flow techniques, J.L. Barron, D.J. Fleet. And S.S. Beauchmin, Int. Journal of Computer Vision, 12, 1994, pp. 43–77.
- [8] Antoine Manzanera-ENSTA/LEI. Análisis del movimiento.
- [9] B.K.P. Horn and B.G. Schunck, "Determining optical flow", Artificial Intelligence, 17, 185-203, (1981).
- [10] Lee Yee Siong, Siti Salasiah Mokri. "Motion Detection Using Lukas Kanade Algorithm and Applications Enhancement". International Conference on Electrical Engineering and Informatics. Agosto 2009.

Capítulo 4: Diseño e Implementación de Algoritmos de Flujo Óptico

4.1 Metodología

La proposición de los métodos matemáticos para la implementación en visión computacional de los algoritmos de Flujo Óptico, se representan formalmente en el presente capítulo. Los conceptos principales a tomar en cuenta antes de formular, es que la construcción de la secuencia de flujo óptico está hecha a

partir del procesamiento digital de cada uno de los fotogramas de la secuencia de imágenes, y el procesamiento digital nos ofrece varias ventajas como lo son identificación de patrones previsible y/o cíclicos [1].

Presentaremos una serie de comparaciones entre ambos métodos estudiados, Lucas-Kanade y Horn-Schunck, las cuales se basan en velocidad y observación de sensibilidad al ruido ante la obtención de los vectores de velocidad del flujo óptico.

Para ello, hemos de llevar a cabo una serie de pasos que explicaremos más adelante, a partir de la Figura 4.1.



Figura 4.1 Diagrama de obtención de Flujo Óptico.

4.2 Adquisición de Video y Pre-procesamiento

El primer objetivo es la adquisición de video digital (píxeles), se tienen que considerar distintas variables de entrada como lo es el tamaño del video, el formato, la resolución y la calidad.

La aplicación requiere que las características del video se identifiquen desde el primer momento y se modifiquen en caso de ser necesario. Los requerimientos del programa son los siguientes:

1. Escala de grises: Para este procesamiento no es relevante detectar colores, sino intensidades de los pixeles por lo que cada imagen se convierte de RGB a escala de grises. La escala de cada pixel quedara determinada con un número de 8 bits, es decir del 0 al 255. En la Figura 4.1 se muestra una imagen a colores que posteriormente es procesada para eliminar el color.
2. Número de Frames o Fotogramas: Ya que el proceso es iterativo se requiere conocer el número de imágenes que contiene el video, esto es que el último frame es el límite de iteración del procesamiento.
3. Resolución: El tamaño de las imágenes del video sólo es de importancia para el tiempo de procesamiento; entre más grande sea el tamaño de la imagen el proceso se hace más lento.



Figura 4.2 Mismo frame en escala RGB y convertida a escala de grises para obtención de intensidad.

Para calcular el flujo óptico de una secuencia de imágenes, se tuvieron que obtener como mínimo dos imágenes y el resultado es mostrado sobre la segunda imagen, posteriormente se tomó la última imagen como primera entrada y la siguiente imagen como la segunda, realizando un proceso recursivo para no omitir información entre pares de imágenes.

En la etapa de pre-procesamiento se emplearon diferentes tipos de filtros que describiremos más adelante, para resaltar las características de la imagen, eliminar la mayor cantidad de ruido y posteriormente poder realizar la extracción de información correspondiente que nos permite obtener los vectores de movimiento.

4.3 Estimación de Derivadas Parciales

Se considera que el brillo de cada pixel es constante a lo largo de su trayectoria en la secuencia de imágenes. La relación entre estas mismas secuencias de imágenes fueron tomadas para estimar la intensidad del gradiente espacio-temporal.

Para ambos algoritmos de flujo óptico se obtuvieron las derivadas parciales de cada imagen. Previo a esto es indispensable la detección de bordes, el método de desplazamiento y sustracción o resta permite realzar información de bordes verticales u horizontales.

Si dos pixeles adyacentes tienen distintas intensidades con una diferencia muy grande entonces hay existencia de borde, en el caso contrario no habrá existencia de borde porque la diferencia de intensidad entre pixeles adyacentes es pequeña. El resultado del uso de máscaras en el procesamiento digital de imágenes es la detección de contornos en la dirección predispuesta [2].

En el caso de la derivada temporal se tiene una sustracción entre ambas imágenes que nos visualiza sólo la diferencia entre ambas.

Las matrices recomendadas para la aplicación son de la forma siguiente [3]:

$$m_x = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

$$m_y = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & -1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

$$m_t = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.3)$$

Dónde m_x , m_y y m_t son las máscaras que serán útiles en la detección de bordes aplicadas en las ecuaciones (4.4), (4.5) y (4.6), para la obtención de las derivadas, en donde existe una convolución entre la máscara y las imágenes.

$$I_x = m_x * (I_1 + I_2) \quad (4.4)$$

$$I_y = m_y * (I_1 + I_2) \quad (4.5)$$

$$I_t = m_t * (I_1 - I_2) \quad (4.6)$$

Por cada derivada I_x , I_y e I_t se obtiene una imagen que muestra los contornos dependiendo de la dirección en la que se obtenga la derivada. En las Figuras 4.4, 4.5 y 4.6 se muestra el resultado de haber procesado un par de cuadros secuenciados extraídos del video, mostrados en las figuras 4.2 y 4.3.



Figura 4.3 Frame extraído de un video de prueba.



Figura 4.4 Cuadro sucesivo al de la figura 4.2

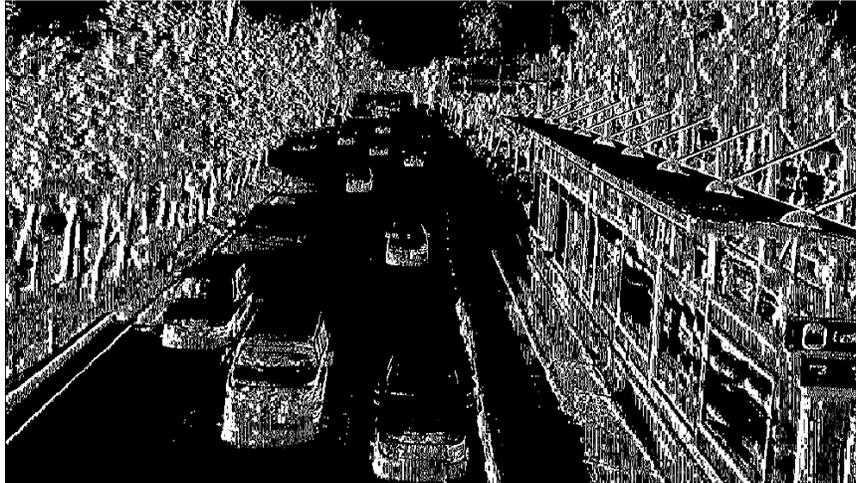


Figura 4.5 Imagen filtrada mediante el kernel m_x o dirección x .

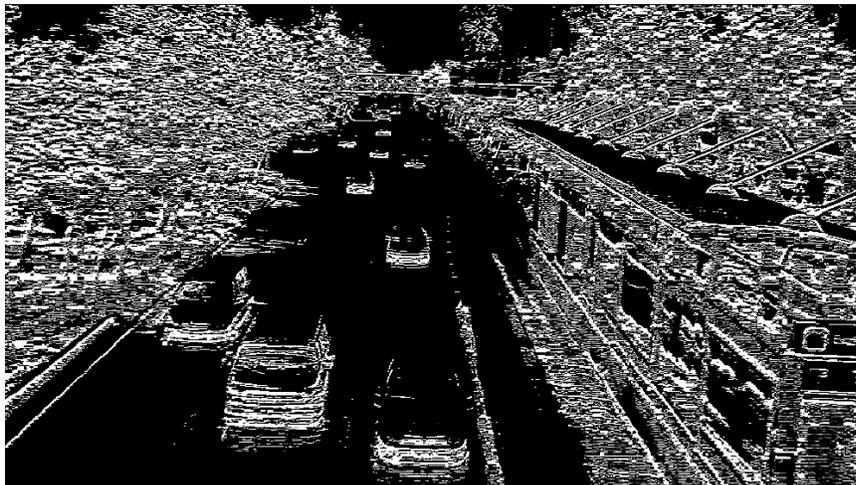


Figura 4.6 Imagen filtrada mediante el kernel m_y o dirección y .



Figura 4.7 Imagen filtrada mediante el kernel m_t .

4.4 Aplicación del Algoritmo de Lucas-Kanade

Para calcular el algoritmo de Lucas-Kanade, obtuvimos las derivadas respecto a x, y, t , de dos imágenes extraídas de la secuencia principal.

Posteriormente, obtuvimos mediante ventanas rectangulares, partes de las tres imágenes I_x, I_y e I_t , con ellas calculamos cada vector de flujo óptico para el número de ventanas en total que se obtuvieron.

El número de ventanas total depende del número de píxeles de la imagen, pues dichas ventanas recorren cada imagen, avanzando pixel por pixel como se muestra en la Figura 4.8:



Figura 4.8 Ventana rectangular sobre la misma imagen.

Una vez obtenidos los retazos de la imagen procesada en x, y, t se procede a obtener la matriz A de la ecuación (3.5), conformada por la matriz de las ventanas de la imagen procesada en x y en y . Por otro lado, el vector \vec{b} de la ecuación (3.5), está compuesto por los elementos de la matriz sacada de la imagen procesada en t .

De esta manera, aplicamos la ecuación (3.5) para obtener el vector de velocidad del flujo óptico:

$$\vec{v} = [A^T A]^{-1} A^T \vec{b} \quad (4.7)$$

Es la ecuación (4.7) la implementación del método de Lucas-Kanade, recordando que W fue despreciada [4].

De esta manera, cada vector obtenido de la ecuación (4.7) tiene su origen en el pixel, y la magnitud calculada es la que arroja \vec{v} .

Para una mejor ilustración del resultado obtenido de aplicar el algoritmo de Lucas-Kanade, en la figura 4.9 siguiente se representan las imágenes sintéticas originales que representan un movimiento, siendo más específicos a la derecha, así como el flujo óptico resultante en forma vectorial (Figura 4.10) [5].

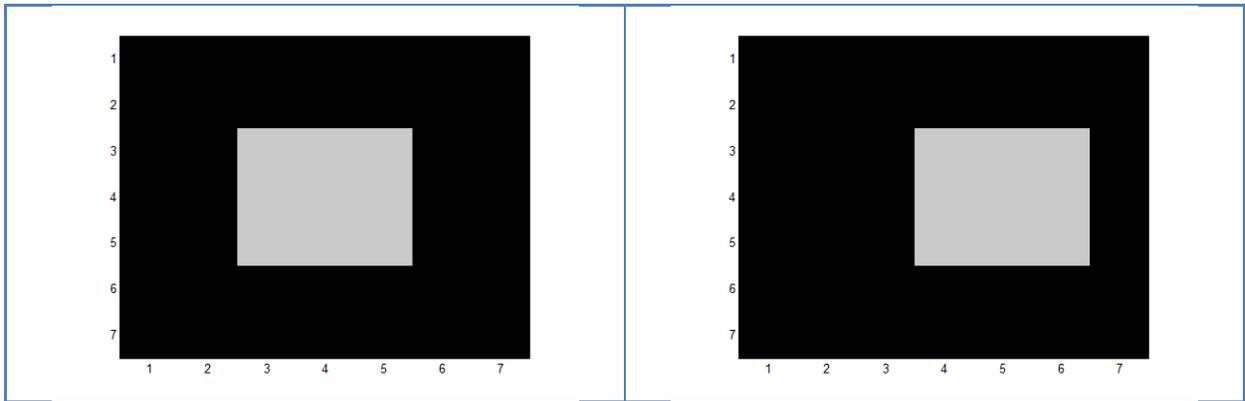


Figura 4.9 Forma sintética en movimiento para el algoritmo de Lucas y Kanade

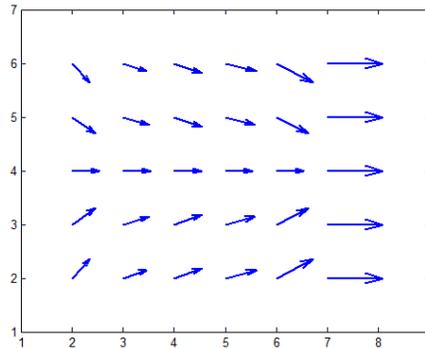


Figura 4.10 Flujo Óptico resultante

Pero, cuando se implementó el algoritmo diseñado, el resultado con una ventana de 1 (Figura 4.11) y con una ventana de 3 (Figura 4.12) fue el siguiente:

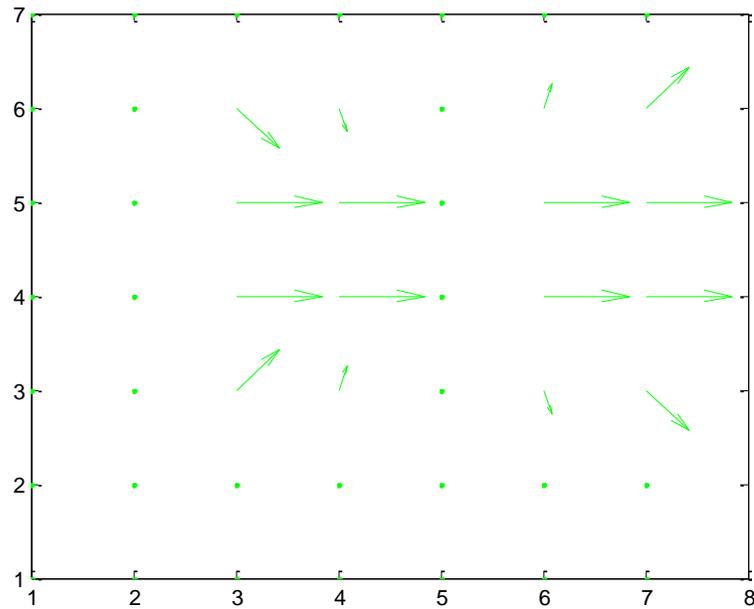


Figura 5.11 Flujo Óptico resultante aplicando el algoritmo diseñado con ventana de 1.

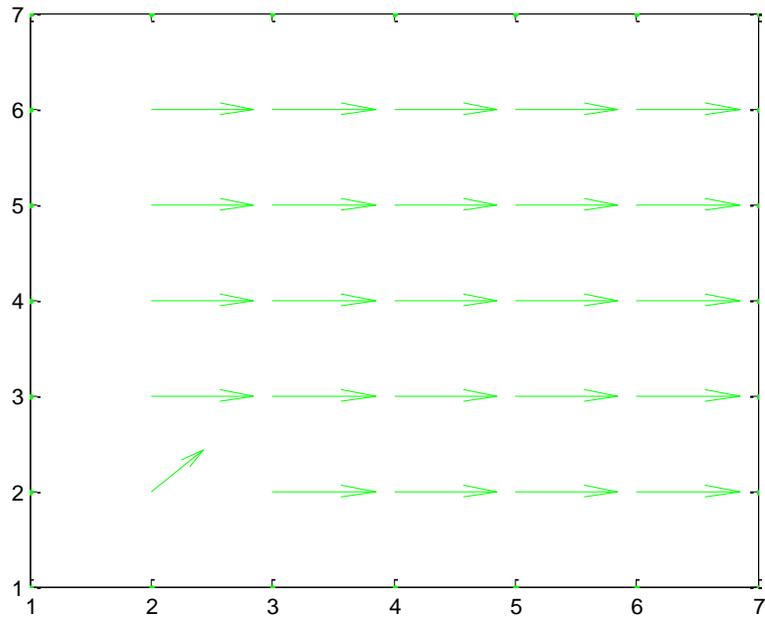


Figura 6.12 Flujo Óptico resultante aplicando el algoritmo diseñado con ventana de 3.

Al saber que el cuadro central tiene un desplazamiento a la derecha, se observa que el algoritmo diseñado en el presente estudio es más exacto en este caso para estimar el movimiento, pues cada desplazamiento perteneciente a cada pixel está siendo mostrado en las figuras anteriores.

Aplicar el algoritmo de Lucas-Kanade, puede tardar mucho tiempo en dar respuesta, ya que realiza tantas iteraciones como el número de pixeles de cada imagen. No es sólo el tamaño de la imagen que afecta la velocidad del procesamiento, sino también el tamaño de ventana que el usuario elija.

Por ejemplo, en la figura 4.13 se muestra el resultado de haber procesado un par de con una ventana de 2, para poder apreciar mejor el resultado, en la figura 4.14 podemos ver el acercamiento.

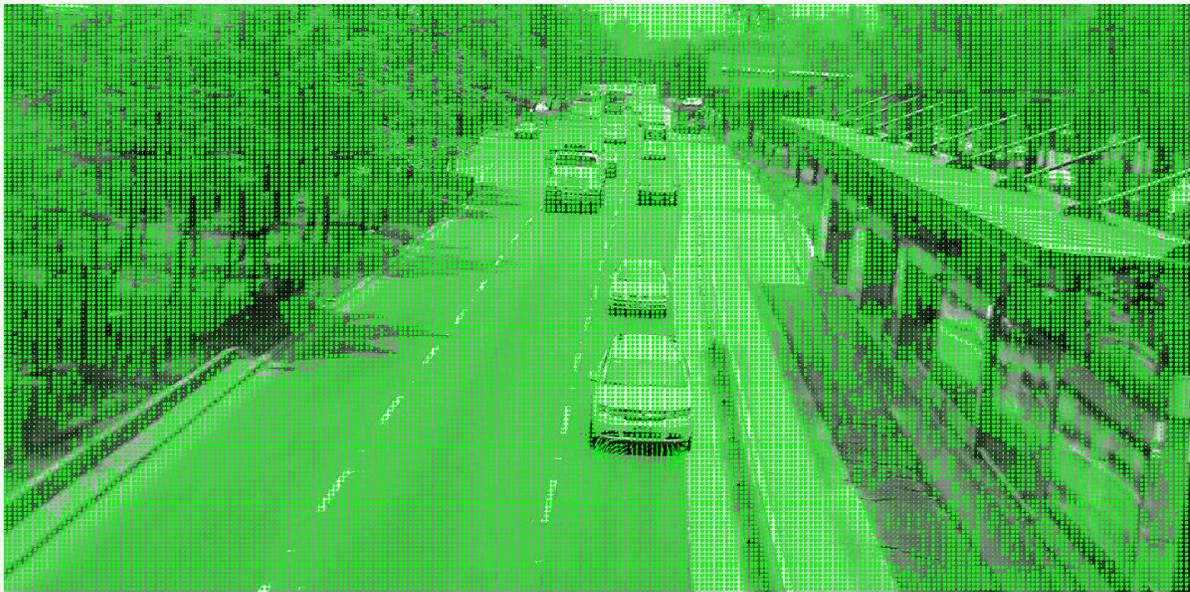


Figura 4.13 Implementación de algoritmo Lucas-Kanade con una ventana de 2.



Figura 4.14 Acercamiento de la Figura 4.13 (Tiempo de procesamiento 3.426706 segundos).

En la Figura 4.15 también se muestran imágenes procesadas, pero ahora con una ventana igual a 5, así mismo, en la Figura 4.16, podemos ver el acercamiento de la Figura 4.15.

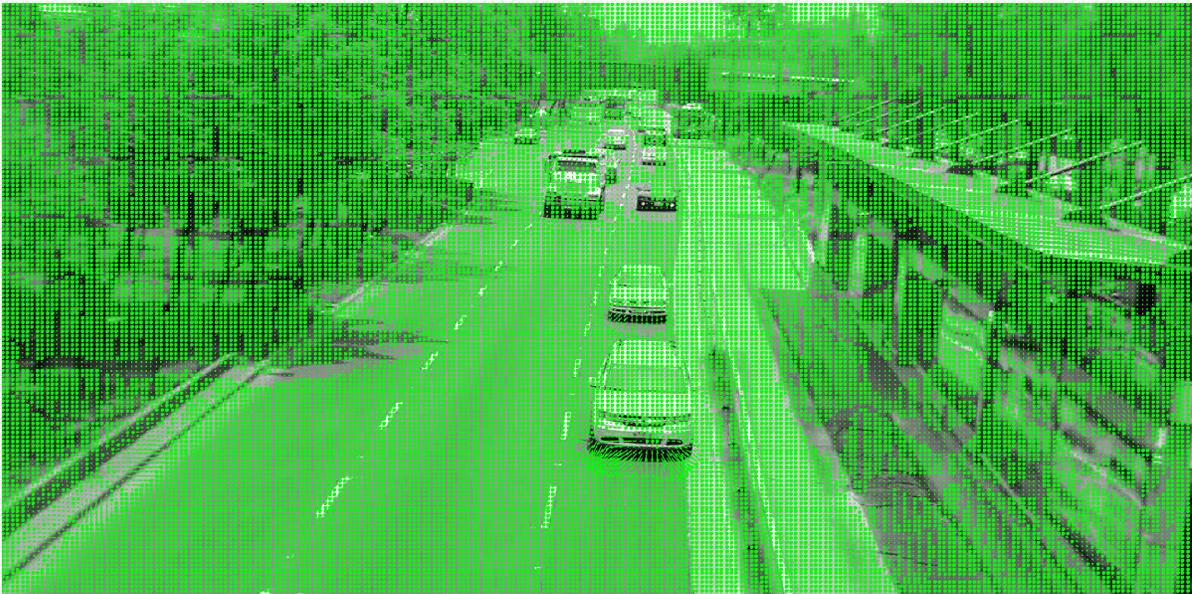


Figura 4.15 Implementación de algoritmo Lucas-Kanade con una ventana de 5.



Figura 4.16 Acercamiento de la Figura 4.15 (Tiempo de procesamiento 3.505651 segundos).

En la Figura 4.17 podemos observar el resultado de haber usado una ventana igual a 10, y su acercamiento en la Figura 4.18.

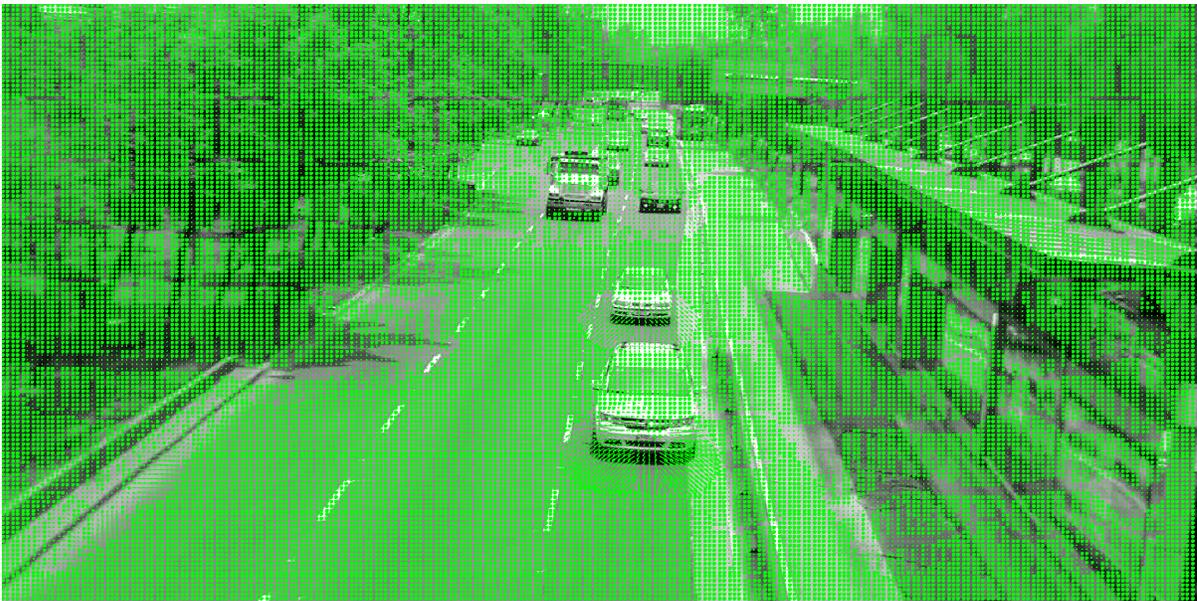


Figura 4.17 Implementación de algoritmo Lucas-Kanade con una ventana de 10.



Figura 4.18 Acercamiento de la Figura 4.17 (Tiempo de procesamiento 3.912417 segundos).

Por último, en la Figura 4.19, se muestra el resultado de haber usado una ventana igual a 20, y su acercamiento en la Figura 4.20.

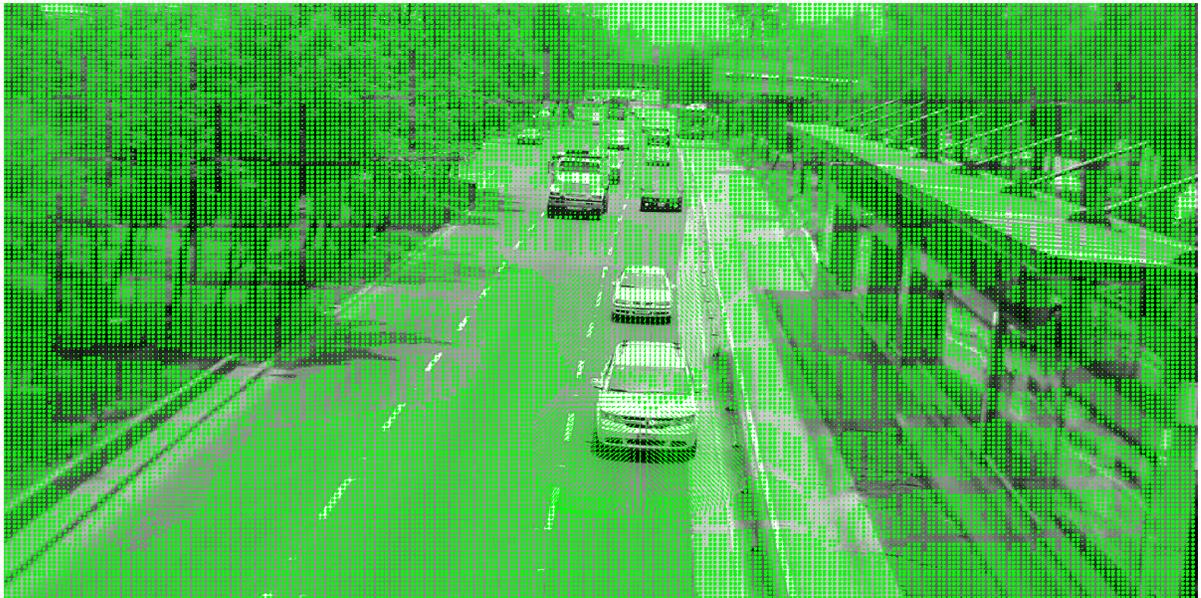


Figura 4.19 Implementación de algoritmo Lucas-Kanade con una ventana de 20.



Figura 4.20 Acercamiento de la Figura 4.19 (Tiempo de procesamiento 4.171114 segundos).

Al observar los resultados cualitativos, se puede empezar a concluir que si aumenta el tamaño de la ventana, los vectores de flujo empiezan a ser más dispersos, comienzan a concentrarse alrededor del objeto en movimiento y cada vector es menos preciso en dirección. Si tenemos ventanas muy pequeñas, el campo de densidad de movimiento se muestra menos saturado de vectores. Por la percepción que nos da la ventana número 5, se dice que es la que tiene mejores resultados.

Por otro lado, comparando el tiempo de respuesta entre los diferentes tamaños de ventanas se obtiene la Tabla 4.1

Tamaño de ventana	Tiempo de procesamiento
2	3.426706 seg.
5	3.505651 seg.
10	3.912417 seg.
20	4.171114 seg.

Tabla 4.1. Tiempo de procesamiento respecto al tamaño de ventana.

Cuantitativamente, se comprueba que efectivamente, aumentando el tamaño de ventana, incrementa el tiempo de procesamiento.

Si lo que necesitamos es velocidad, el algoritmo de Lucas-Kanade no serviría, es decir, no se podría ejercer en tiempo real, manteniendo un tamaño de video SD.

Otro método para disminuir el tiempo de procesamiento es el de utilizar imágenes piramidales para calcular el flujo óptico, en este caso se desplegaron los vectores sobre las imágenes originales para no quitarles resolución. El resultado fue obtener vectores de desplazamiento cada cuatro píxeles, de esta manera las imágenes desplegadas no sufren de una saturación de vectores. En la Figura 4.21 se puede ver el resultado de aplicar el algoritmo de Lucas-Kanade a las imágenes originales y su acercamiento en la Figura 4.22, y en la Figura 4.23 se observan menos vectores de flujo óptico por la implementación de imágenes piramidales, el acercamiento de la Figura 4.24 nos lo muestra más detalladamente.

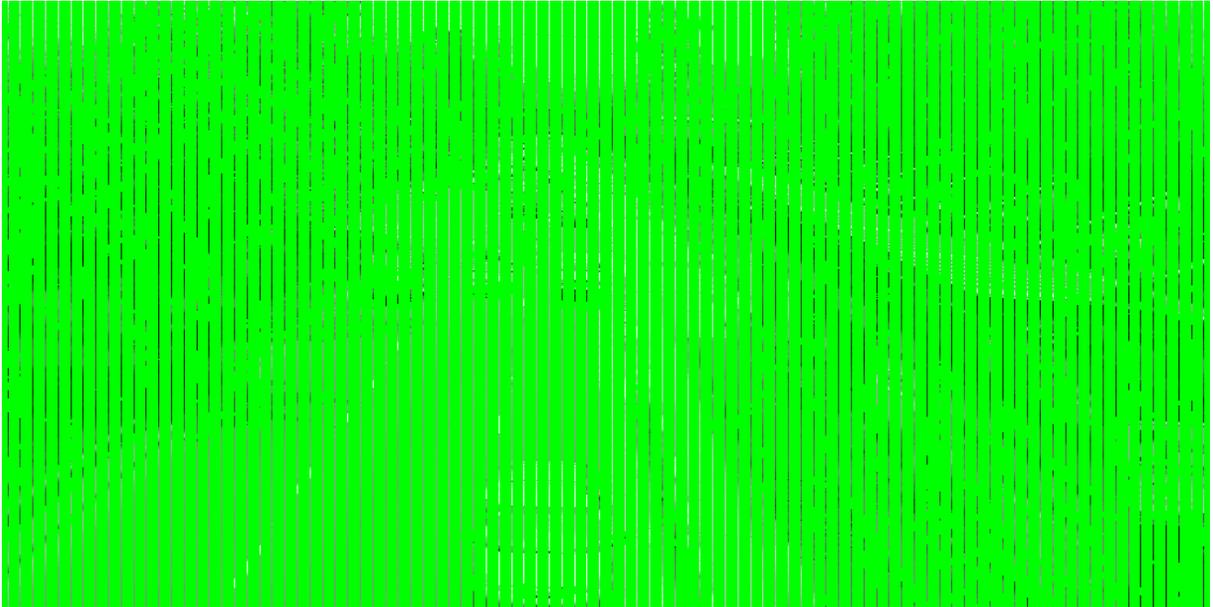


Figura 4.21 Implementación de algoritmo Lucas-Kanade sin reducción piramidal y ventana de 5.

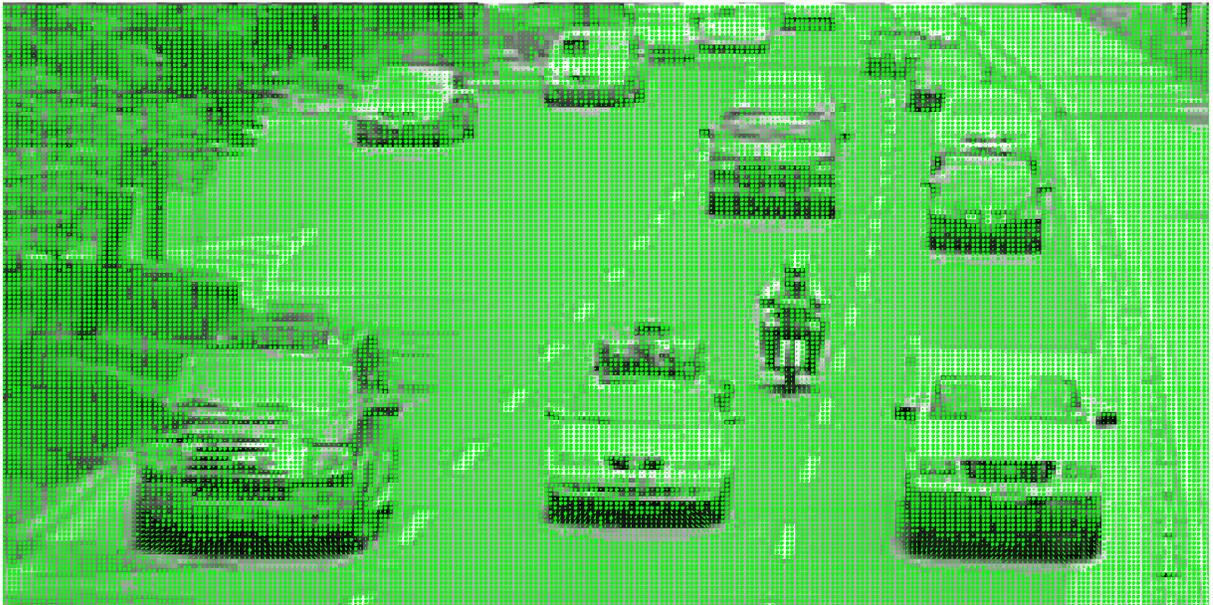


Figura 4.22 Acercamiento de la Figura 4.21 (Tiempo de procesamiento 55.714878 segundos).

Claramente no es conveniente utilizar imágenes de gran resolución, debido a que por cada pixel se genera un vector de flujo óptico, y esto no permite que el usuario pueda visualizar el campo de vectores de movimiento.

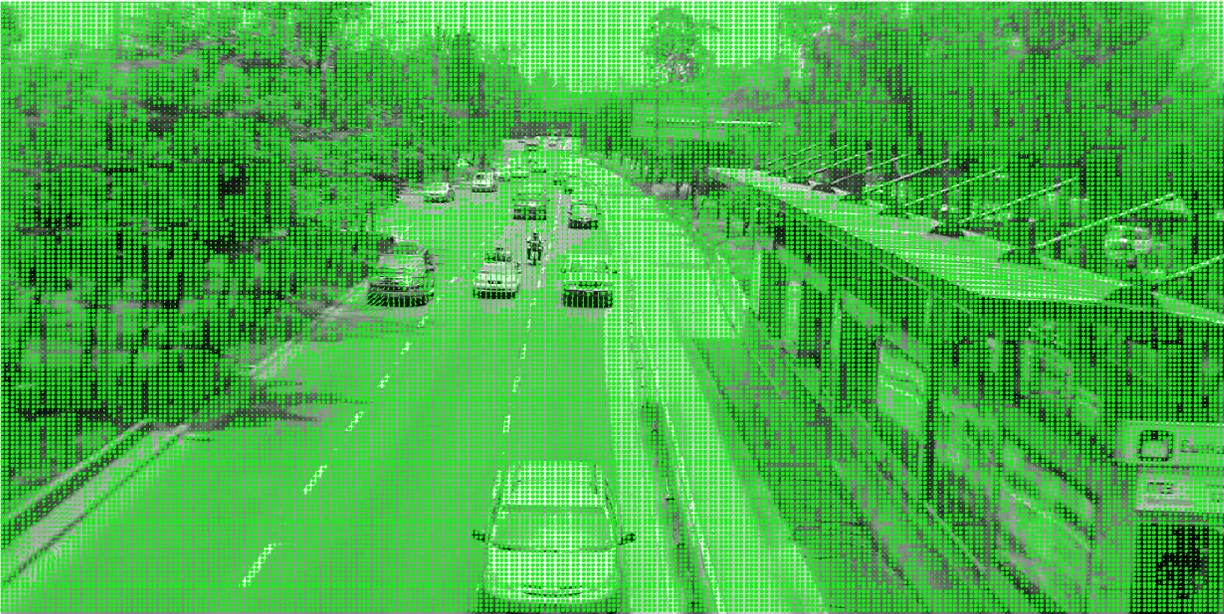


Figura 4.23 Implementación de algoritmo Lucas-Kanade con reducción piramidal y ventana de 5.



Figura 4.24 Acercamiento de la Figura 4.23 (Tiempo de procesamiento 3.505651 segundos).

Así también podemos comprobar que el tiempo de procesamiento se reduce considerablemente cuando la reducción piramidal es implementada.

4.5 Aplicación del Algoritmo de Horn-Schunck

Existen dos procesos en la implementación del algoritmo de Horn y Schunck, el primero de ellos es la estimación de derivadas parciales y la segunda es la minimización de la suma de errores por un proceso iterativo para finalmente llegar al vector resultante que representa el movimiento.

La estimación del gradiente se puede obtener de distintas maneras, la forma clásica se obtiene por pixel con las ecuaciones (3.15), (3.16) y (3.17).

Existe otro método analizado para obtener el gradiente con la máscara de convolución o kernel, éste método fue propuesto por Barron, y es en núcleo funcional del algoritmo de Horn y Schunck, proporciona más estabilidad para calcular las diferenciales. La máscara usada para convolución se encuentra en la Figura 4.25 y es conocida como kernel BFB.

$$\frac{1}{12} \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline -1 & 8 & 0 & -8 & 1 \\ \hline \end{array}$$

Figura 4.25 Kernel para pre-procesado en algoritmo de Horn-Schunck.

Las iteraciones clásicas para obtener el gradiente de la imagen entonces se convierten en las siguientes ecuaciones (4.8), (4.9) y (4.10):

$$I_x = \frac{1}{12} \{-1 \times I_{x,y-2} + 8 \times I_{x,y-1} + 0 \times I_{x,y} - 8 \times I_{x,y+1} + 1 \times I_{x,y+2}\} \quad (3.15)$$

$$I_y = \frac{1}{12} \{-1 \times I_{x-2,y} + 8 \times I_{x-1,y} + 0 \times I_{x,y} - 8 \times I_{x+1,y} + 1 \times I_{x+2,y}\} \quad (3.16)$$

$$I_t = \frac{1}{12} \{-1 \times I_{x,y,t-2} + 8 \times I_{x,y,t-1} + 0 \times I_{x,y,t} - 8 \times I_{x,y,t+1} + 1 \times I_{x,y,t+2}\} \quad (3.17)$$

El segundo proceso es el de minimización, medir la intensidad de la imagen puede ser interferida por ruido, el objetivo de las iteraciones es minimizar la suma de errores en la ecuación y que la velocidad de cambio de brillo en la imagen tienda a cero en la siguiente ecuación (4.11) [5].

$$\varepsilon = v_x I_x + v_y I_y + I_t = 0 \quad (4.11)$$

Dónde v_x y v_y son los vectores horizontales y verticales del flujo óptico, aplicando las ecuaciones (3.13) y (3.14) para las iteraciones.

$$v_x^{k+1} = \bar{v}_x^k - \frac{I_x[I_x\bar{v}_x^k + I_y\bar{v}_y^k + I_t]}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \quad (3.13)$$

$$v_y^{k+1} = \bar{v}_y^k - \frac{I_y[I_x\bar{v}_x^k + I_y\bar{v}_y^k + I_t]}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \quad (3.14)$$

El valor de α es indispensable en la aplicación, ya que determina la sensibilidad del sistema para obtener el flujo óptico. La manera en la que se obtuvo previamente el gradiente es de suma importancia, en el caso de obtener las derivadas parciales de forma clásica el valor sugerido es de 100, más sin embargo si el método es el del kernel BFB propuesto por Barron entonces el valor apropiado es 0.5 por que produce mejores resultados en los experimentos [6].

El algoritmo se sometió a su previa comprobación con imágenes sintéticas, esto significa que el ruido en estas imágenes es irrelevante y por lo tanto el valor de

α no implica una gran diferencia en el resultado. Se puede observar la estimación de flujo óptico en la Figura 4.26

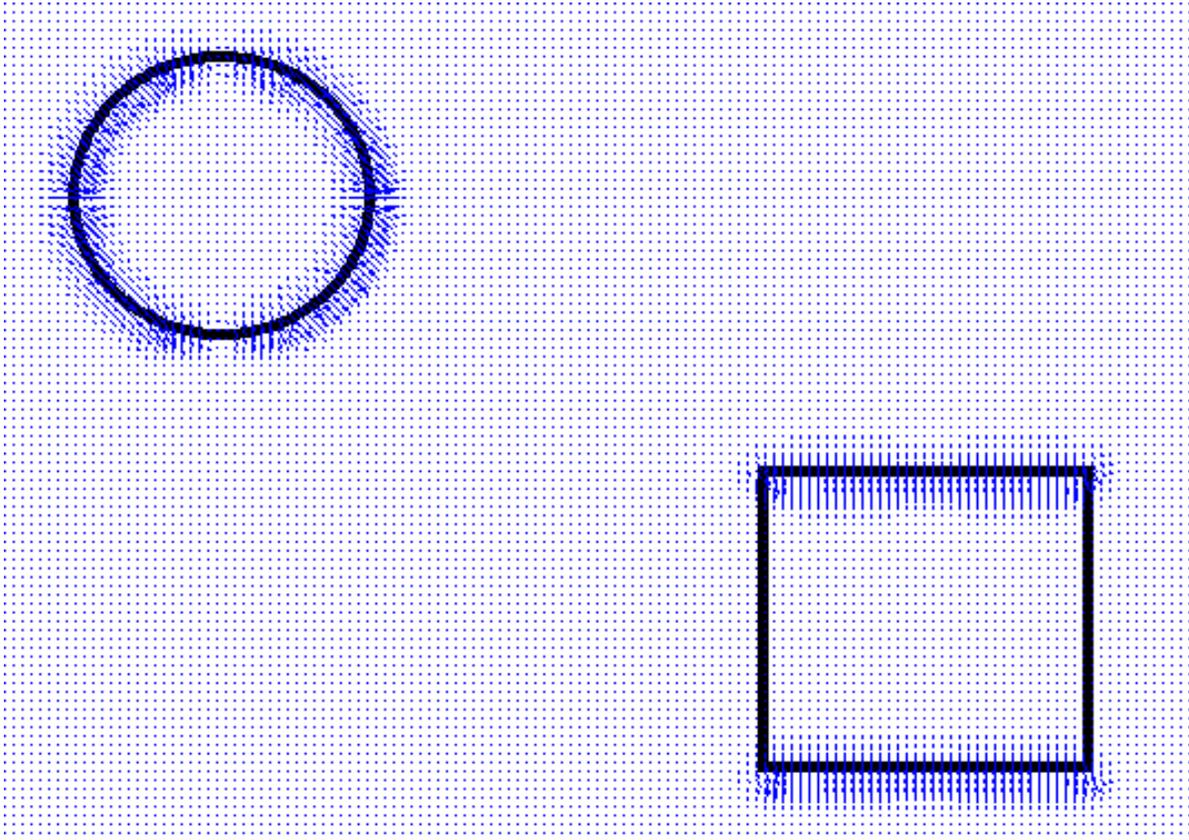


Figura 4.26 Estimación del flujo óptico en una imagen sintética, el recuadro de la parte inferior derecha se mueve hacia arriba y el círculo de la parte superior izquierda tiene movimiento hacia la derecha.

Posteriormente se realizaron las pruebas entre imágenes de tráfico obtenidas de una secuencia de imágenes para obtener el tiempo de procesamiento y observar el flujo óptico variando el valor de α . El método que se eligió para obtener los gradientes fue el kernel BFB.



a)



b)

Figura 4.27 Imágenes con $\alpha = 0$ completa (a) y aumentada (b).



a)



b)

Figura 4.28 Imágenes con $\alpha = 0.5$ completa (a) y aumentada (b).



a)



b)

Figura 4.29 Imágenes con $\alpha = 50$ completa (a) y aumentada (b).

Es de esperarse que entre ser mayor el factor de ponderación α , se observe más sensibilidad al ruido en la Figura 4.27 se observa un valor igual a cero, esto no produce ningún cambio en el flujo y en la Figura 4.29 el factor de ponderación tiene valor de 50 lo cual nos da como resultado más partes de la imagen afectadas en el flujo por lo que se recomienda que para realizar el cálculo sin deteriorar el resultado por afectaciones de ruido el valor de α sea igual a 0.5 como en la Figura 4.28 en el caso de derivadas por kernel BFB.

Los resultados obtenidos referentes al tiempo de procesamiento no se ven afectados por el valor de α como se observa en la Tabla 4.2

Valor α	Tiempo de procesamiento
0	2.142007 seg.
0.5	2.382879 seg.
50	2.380657 seg.

Tabla 4.2 Tiempo de procesamiento de acuerdo a factor de suavidad.

Se puede observar que el término α no realiza una modificación directa al ruido, el término interviene dependiendo de los movimientos, es decir que entre mayor sea su valor los movimientos bruscos no afectan a los vectores resultantes, suaviza el resultado y disminuye las variaciones.

Referencias

- [1] Ibarra Zannatha, Juan Manuel. "Implementación de Algoritmos de Cálculo del Flujo óptico y Estudio de su Aplicación en Control de Procesos y Robótica"
- [2] B. Aldalur y M. Santamaría. "Realce de imágenes: filtrado espacial". Revista de Teledetección. 2002. 17: 31-42.
- [3] Lee Yee Siong, Siti Salasiah Mokri. "Motion Detection Using Lukas Kanade Algorithm and Applications Enhancement". International Conference on Electrical Engineering and Informatics. Agosto 2009.
- [4] J.L. Barron, D.J. Fleet. "Performance of optical flow techniques", Int. Journal of Computer Vision, 12, 1994, pp. 43-77.
- [5] Darun Kesrarat and Vorapoj Patanavijit. "Tutorial of Motion Estimation Bases on Horn-Schunck Optical Flow Algorithm in MATLAB"
- [6] Darun Kesrarat and Vorapoj Patanavijit. "An Alternative Robust Optical Flow on Dynamic Smoothness Weight (α) of Horn-Schunck Algorithm Using Median Filter with Sub-Pixel Displacement". 2013 13th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT).

Conclusiones Generales

Los métodos más usados para calcular el flujo óptico son los métodos diferenciales por su fácil programación, éstos a su vez se dividen en métodos globales y métodos locales. La ventaja de obtener el flujo óptico usando estos métodos es que se puede obtener más información de cada imagen porque el análisis se realiza pixel por pixel.

El cálculo de las derivadas parciales es de vital importancia para el proceso, los dos algoritmos estudiados en el presente trabajo requieren de la obtención del gradiente en la imagen, su proceso indispensable es porque se realiza la detección de bordes y con la derivada temporal se obtiene la diferencia entre frames que nos indican si existe movimiento aparente o no.

La ecuación de restricción de flujo óptico es la generalización para la obtención del campo de movimiento, sin embargo se requiere de ayuda de algoritmos que delimiten el resultado para evitar las soluciones infinitas que genera.

Finalmente se pudo comprobar que de acuerdo con los resultados el método de Lucas-Kanade es menos sensible al ruido, ya que al observar los vectores de flujo óptico fueron más precisos que en los resultados al implementar el método de aproximaciones de Horn-Schunck, sin embargo el método de Horn-Schunck nos ofrece mayor densidad de campo de flujo óptico, su procesamiento es más rápido y por su sensibilidad puede ser más viable para detectar movimientos pequeños por ejemplo en imágenes médicas.

Así también se puede recurrir en trabajos futuros a la combinación de las ventajas de ambos métodos, para al final obtener un algoritmo que tenga sensibilidad adecuada al movimiento de acuerdo a su aplicación y además una velocidad de procesamiento en tiempo real.

Bibliografía

- Andrés Bruhn and Joachim Weickert, "Lucas/Kanade Meets Horn/Schunck: Combining Local and Global Opti
- Antoine Manzanera-ENSTA/LEI. Análisis del movimiento.
- B. Aldalur y M. Santamaría. "Realce de imágenes: filtrado espacial". Revista de Teledetección. 2002.
- B.D. Lucas, & Kanade. "An Interative Image Registration Technique with an Application to Stereo Visi
- B.K.P. Horn and B.G. Schunck, "Determining optical flow", Artificial Intelligence, 17, 185-203, (198
- Berthold K.P. Horn y Brian G. Schunck. Determining Optical Flow, Artificial Intelligence. vol 9, pp
- Binbin Zhou, Jiannong Cao, Xiaoqin Zeng and Hejun Wu, "Adaptive Traffic Light Control in Wireless Se
- Darío Maravall Gómez Allende, "Reconocimiento de formas y visión artificial", Editorial Ra-Ma, 1ª Ed
- Darun Kesrarat and Vorapoj Patanavijit. "An Alternative Robust Optical Flow on Dynamic Smoothness We
- De la Escalera, A. "Visión por computador: Fundamentos y métodos". Prentice Hall, Madrid.
- Dhara Patel, Saurabh Upadhyay "Optical Flow Measurement using Lucas kanade Method" International Jou
- Felix Calderón Solorio y José Luis Marroquín Zaleta, "Un Nuevo Algoritmo para el Cálculo de Flujo Óp
- Gonzalo Pajares, Jesús M. de la Cruz, "Visión por Computador: Imágenes digitales y aplicaciones", Ed
- Guillermo Navarro Oltra, José Ramón Alcalá Mellado, "Una introducción a la imagen digital y su trata
- Harttley, Richard y Zisserman, Andrew. "Multiple View Geometry in Computer Vision". Segunda Edición

- Ibarra Zannatha, Juan Manuel. "Implementación de Algoritmos de Cálculo del Flujo óptico y Estudio de
- J.L. Barron y N.A. Thacker. "Tutorial: Computing 2D and 3D Optical Flow".
- J.L. Barron, D.J. Fleet. "Performance of optical flow techniques", Int. Journal of Computer Vision,
- Jiapeng Wu, Zhaoxuan Yang, Jun Wu, Anan Liu, "Virtual Line Group Based Video Vehicle Detection Algor
- Joko Hariyono, Van-Dung Hoang, Kang-Hyun Jo, "Motion Segmentation Using Optical Flow for Pedestrian
- Lee Yee Siong, Siti Salasiah Mokri. "Motion Detection Using Lukas Kanade Algorithm and Applications
- Leila Natalia Díaz Salcedo, Óscar Iván Higuera Martínez, "Estimación de movimiento en imágenes de re
- Performance of optical flow techniques, J.L. Barron, D.J. Fleet. And S.S. Beauchmin, Int. Journal of
- Sepehr Aslani, Homayoun Mahdavi-Nasab, "Optical Flow Based Moving Object Detection and Tracking for