

Evaluación de técnicas diferenciales de primer orden para el cálculo de flujo óptico

Evaluation of First Order Differential Techniques to Calculate Optical Flow

SANDRA NOPE

Ingeniera en Electrónica y Telecomunicaciones de la Universidad del Cauca. Estudiante de doctorado en Ingeniería, becaria Colciencias.

Correo electrónico: sandrano@univalle.edu.co

HUMBERTO LOAIZA

Doctor en Robótica de la Université d'Evry, Francia. Profesor de la Universidad del Valle.

Correo electrónico: hloaiza@univalle.edu.co

EDUARDO CAICEDO

Doctor en Informática Industrial de la Universidad Politécnica de Madrid. Profesor de la Universidad del Valle (Universidad del Valle, Cali-Colombia. Dirección: Ciudad Universitaria Meléndez, Calle 13 No 100-00).

Correo electrónico: ecaicedo@univalle.edu.co

Clasificación del artículo: reflexión

Fecha de recepción: 27 de marzo de 2007

Fecha de aceptación: 17 de julio de 2007

Palabras clave: detección del movimiento, flujo óptico normal, flujo óptico afin, técnicas diferenciales de Horn y Schunck, Lucas y Kanade.

Key words: motion detection, normal optical flow, analogous optical flow, differential techniques of Horn and Schunck, Lucas and Kanade.

RESUMEN

Estimar el movimiento ha sido un asunto de gran interés en visión artificial. Quizás, el flujo óptico es la técnica más usada en la estimación del movimiento y ha sido usada con éxito en múltiples aplicaciones. Se presenta un estudio comparativo de algunas técnicas diferenciales para el cálculo de

flujo óptico. Se evalúa la exactitud de dichas técnicas usando imágenes sintéticas y reales. A través de experimentaciones, se identifican heurísticamente algunas causas que afectan la estimación del movimiento correcta. Este estudio fue motivado por la necesidad de estimar la información de movimiento para el reconocimiento e imitación de gestos en robots articulados.

ABSTRACT

Motion estimation has been an important issue in artificial vision. Optical flow is maybe the most used technique for motion estimation and it has been used successfully in a vast number of applications. A comparative study of differential techniques to

estimate optical flow is presented. The accuracy of those techniques are evaluated by using synthetic and real images. Through experimentations, heuristically some causes affecting the right motion estimation are identified. This work was motivated by the need to estimate the information of motion for the recognition and imitation in articulated robots.

* * *

1. Introducción

El cálculo del movimiento en visión artificial ha sido una de las mayores áreas de investigación, debido a la gran cantidad y diversidad de aplicaciones en las que puede ser empleada. Sus aplicaciones van desde la compresión y codificación de video hasta las tareas de percepción como vigilancia e identificación de actividades.

Quizás, las técnicas de flujo óptico son las más estudiadas y empleadas en diversidad de aplicaciones. Aunque en [1] se identifican cuatro clases de técnicas de flujo óptico, sólo se aborda la técnica diferencial de primer orden. Esta elección se debe a que a través de ellas se obtiene un campo vectorial denso mediante algoritmos relativamente sencillos con baja demanda computacional, que las potencializan para aplicaciones en tiempo real.

El marco teórico se trata en el apartado dos y contiene una breve explicación de las técnicas de flujo óptico diferenciales que serán comparadas: flujo óptico normal, técnica de Horn y Schunck, técnica de Lucas y Kanade, y Flujo óptico afin. El tercer apartado contiene la metodología de evaluación, incluyendo: descripción y justificación de las imágenes usadas y de los indicadores empleados. En el apartado cuatro se presentan los resultados y su análisis. Finalmente, en la sección cinco se consignan las conclusiones y las perspectivas del trabajo.

2. Marco teórico

El flujo óptico ha sido ampliamente usado entre otras aplicaciones en detección del movimiento,

segmentación de objetos, cálculo del tiempo de colisión y del Foco de Expansión (FOE), codificación de movimiento compensado y cálculo de disparidad estéreo. El flujo óptico se define como un campo de velocidades en el plano de la imagen que describe el movimiento de los píxeles, y fue definido rigurosamente por Nakayama y Loomis, en 1974 [2]. Los métodos diferenciales reciben ese nombre, debido a que usan las derivadas espacio-temporales de primer o segundo orden de la intensidad de las imágenes para estimar los vectores de velocidad.

Una hipótesis usada por todas las técnicas diferenciales es la constancia de brillo formulada en 1981 por Horn y Schunck [3]. Esta hipótesis establece que en un intervalo pequeño de tiempo un mismo punto conserva la intensidad de brillo de una imagen a otra y matemáticamente se representa por la ecuación (1).

$$I_x v_x + I_y v_y + I_t = 0 \quad (1)$$

En la cual I_x , I_y e I_t son las derivadas de la imagen respecto a x , y , y el tiempo respectivamente; v_x y v_y son los vectores de velocidad en x y y que se desean estimar. Ya que se cuenta con una sola ecuación para encontrar dos incógnitas, no es posible obtener una solución única (problema de apertura) y sólo se puede determinar la componente del flujo óptico en la dirección del gradiente del brillo de la imagen o flujo óptico normal mediante las ecuaciones descritas en (2).

$$v_{\perp x} = -\frac{I_t I_x}{I_x^2 + I_y^2}, \quad v_{\perp y} = -\frac{I_t I_y}{I_x^2 + I_y^2} \quad (2)$$

Aunque el flujo óptico normal es fácil de calcular y puede ser suficiente en determinadas aplicaciones, la mayoría de las veces se requiere el campo vectorial completo. Esto conduce a nuevas hipótesis o restricciones que definen las diferentes técnicas de estimación del flujo óptico con las que se cuenta hoy en día. Por ejemplo, en [3] se combinó la ecuación (1) con un término de suavidad. En [4] se tienen en cuenta los píxeles vecinos para ajustar la condición local de primer orden determinada por la ecuación (1) y la minimizan usando mínimos cuadrados ponderados. El flujo óptico afín, como lo indica su nombre, combina la ecuación de restricción del flujo óptico (1) y las ecuaciones correspondientes al modelo de formación de imágenes por proyección perspectiva.

La importancia de las técnicas escogidas en este estudio radica respectivamente en que el *flujo óptico normal* es bastante simple y rápido de calcular; la técnica propuesta por Horn y Schunck fue el primer y mayor hito en intentar calcular el flujo óptico; la *técnica de Lucas y Kanade* fue aquella con la que se obtuvieron mejores resultados según el clásico estudio comparativo de las diversas técnicas de flujo óptico realizado por [1], por lo que frecuentemente es usada como punto de referencia en el análisis de desempeño de las diversas técnicas de flujo óptico, diferenciales o no; y finalmente el *flujo óptico afín*, aunque no es tan famoso como los anteriores, se ha encontrado que produce muy buenos resultados, incluso, en condiciones adversas que suelen deteriorar las estimaciones como la presencia de ruido y baja textura en las imágenes.

Para el presente estudio la implementación de la técnica de Horn y Schunck se basó en el artículo original del autor [5], la de Lucas y Kanade en el artículo [6], la de flujo óptico afín en la descripción de [7], y la de flujo óptico normal en las ecuaciones (2).

3. Metodología

3.1. Preprocesamiento

Todas las secuencias de imágenes en las pruebas fueron prefiltradas, espacialmente, con un filtro

Gausiano de tamaño 5x5 con desviación estándar 1.5 píxeles; de tal forma que se disminuya el efecto del “aliasing” y el ruido presente en las imágenes. Existen diversos operadores para el cálculo discreto de derivadas en imágenes, un método muy usado es el uso de máscaras de diferencias centrales. Se empleó una máscara con coeficientes $\frac{1}{2}[-1 \ 0 \ -1]$.

3.2. Descripción de las imágenes

Para la evaluación de las técnicas de flujo óptico se han empleado tanto imágenes artificiales como reales. Las primeras son importantes, ya que los movimientos son controlados y, de esta forma, se conoce el valor verdadero del flujo óptico para calcular diferentes indicadores de error en la estimación. Mientras que las segundas permiten hacer un análisis de los resultados en aplicaciones reales.

Obtener el flujo óptico verdadero en secuencias reales no es una tarea fácil, para ello se requiere solucionar el problema de correspondencia para cada punto en todas las imágenes; lo que sólo es posible bajo un número limitado de circunstancias. En [8] se propuso un software para obtener el flujo óptico verdadero en secuencias “reales”. Dichas imágenes reales se componen de objetos poliédricos, y la estimación del flujo óptico verdadero se obtiene mediante el cálculo de la proyección de un objeto en dos imágenes en perspectiva usando la correspondencia de cuatro puntos coplanares. Sin embargo, concluyen que el desempeño de los algoritmos que compararon fue similar en las imágenes sintéticas y reales.

Las imágenes artificiales se pueden apreciar en la figura 1 y son utilizadas en este trabajo; además incluyen: (a) una secuencia de imágenes sinusoidales formada por la suma de senos y cosenos. Este tipo de imágenes permiten evaluar el comportamiento en escenas con cierta periodicidad y estimar analíticamente el flujo óptico real. (b) una secuencia en la que se traslada un cuadro negro sobre un fondo blanco; caso particularmente sensible al problema de apertura. (c) dos secuencias con movimientos

sintéticos sobre una superficie plana que contiene un árbol: en la primera el movimiento es en la dirección del eje x y en la segunda, la cámara se mueve a lo largo de su línea de vista con el foco de expansión (FOE) en el centro de la imagen; y (d) la tradicional secuencia *Yosemite*, la cual es un caso más complejo por el rango de velocidades y oclusiones de bordes entre las montañas y el horizonte.

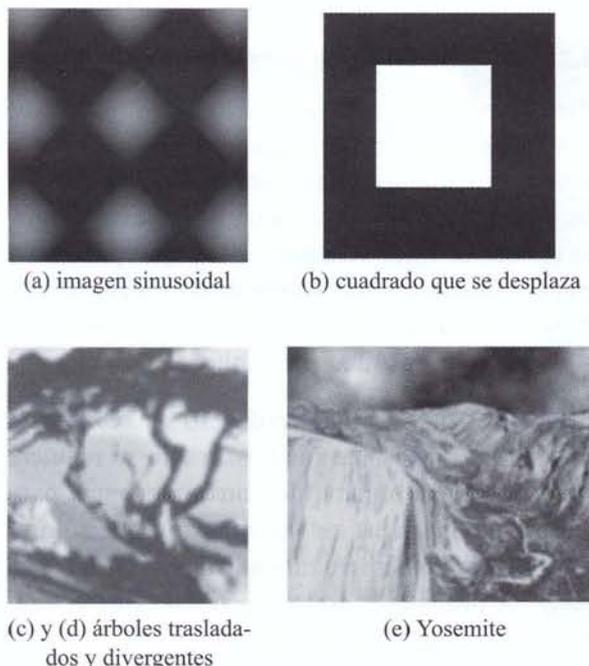


Figura 1. Imágenes sintéticas usadas en la evaluación de las técnicas de flujo óptico diferenciales



(a) Movimiento de traslación



(b) Movimiento de Divergencia

Figura 2. Imágenes reales usadas en la evaluación de las técnicas de flujo óptico diferenciales

Las imágenes reales corresponden a dos secuencias grabadas en el laboratorio, mediante una cámara Web (logitech QuickCam Orbit MP) de baja resolución (320x240) con escenas e iluminación no controladas. La primera de ellas corresponde a un movimiento de traslación hacia la derecha conservando la distancia en profundidad de los objetos a la cámara (figura 2a), y la segunda (figura 2b) a un movimiento hacia adelante de la cámara (divergencia). Las imágenes reales se presentan a través de la figura 2.

3.3. Criterios de evaluación

Ya que el flujo óptico se define como el campo de velocidad (u_i, v_i) en la imagen $I(x_i, y_i, t)$ que transforma una imagen en la siguiente $I(x_i, y_i, t + 1)$, es posible evaluar el desempeño del algoritmo de estimación del flujo óptico con base en el error cuadrático medio definido por la ecuación (3).

$$SME = \sum_{i=1}^p \frac{(I(x_i + \hat{u}_i, y_i + \hat{v}_i, t+1) - I(x_i, y_i, t))^2}{p} \quad (3)$$

En la cual (\hat{u}_i, \hat{v}_i) corresponde a los valores de flujo óptico estimados y p corresponde al número de píxeles de la imagen.

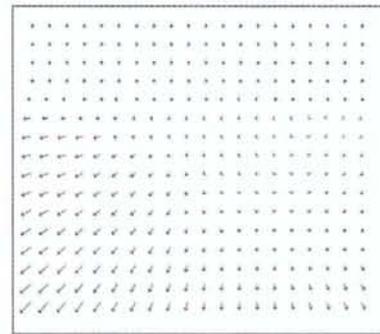
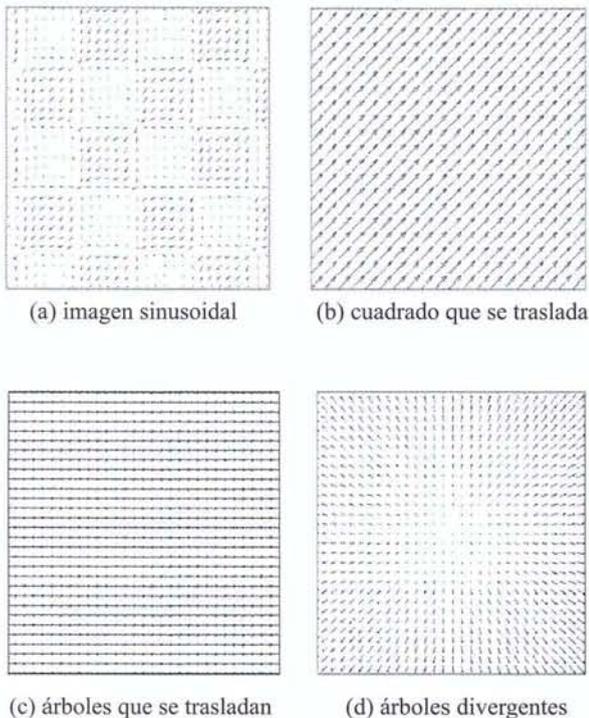
Este error corresponde a la energía de diferencia de la trama desplazada, y puede ser calculado, incluso, cuando no se conoce el flujo óptico verdadero, como

en el caso de las secuencias reales. Sin embargo, no produce un valor relativo a la velocidad de desplazamiento, ya que, por ejemplo, no es lo mismo un error cuadrático medio de 0,1 píxeles/trama, cuando el objeto se desplaza a una velocidad de 2 píxeles/trama que a una velocidad de 0,2 píxeles/trama. Adicionalmente, este error, probablemente, no refleja el problema de apertura en el que hay un grupo de valores de velocidad que se pueden considerar “verdaderos” a la luz de esta ecuación; es decir, varios valores (\hat{u}_i, \hat{v}_i) que producen que la resta en la ecuación (1) sea cero.

Para paliar lo anterior, se recurre a un promedio ponderado dependiente de las velocidades reales:

$$SME_2 = \sum_{i=1}^p \frac{1}{(\sqrt{u_i^2 + v_i^2} + \delta) * p} * (I(x_i + \hat{u}_i, y_i + \hat{v}_i, t+1) - I(x_i, y_i, t)) \quad (4)$$

En este caso, al error estimado se le da más valor ante velocidades bajas y se incluye una constante pequeña δ de valor 0,001 con el objetivo de evitar una indeterminación en el caso de velocidades iguales o cercanas a cero.



(e) Yosemite

Figura 3. Vectores de flujo óptico verdaderos para las imágenes sintéticas

4. Resultados

4.1. imágenes artificiales

La figura 3 presenta los vectores de flujo óptico reales para el caso de las secuencias reales y las figuras del 4-8 corresponden a los vectores de flujo óptico estimados por cada una de las cuatro técnicas. La magnitud de dichos vectores de flujo óptico normalizados para facilitar la visualización de los resultados.

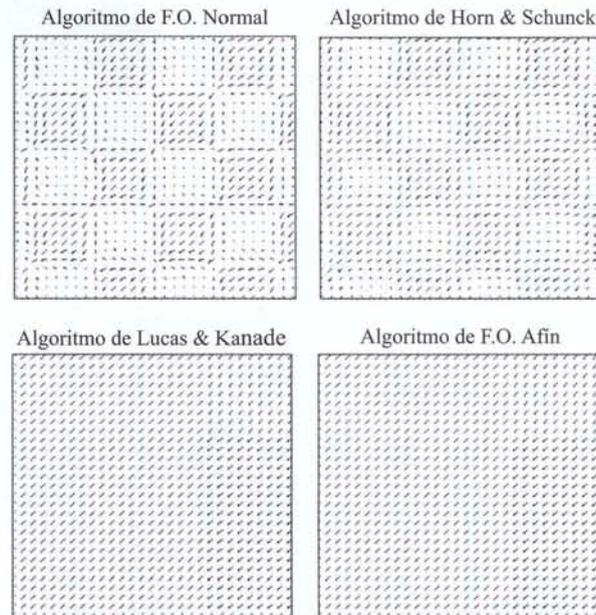


Figura 4. Vectores de flujo óptico estimados por cada una de las cuatro técnicas para el caso de las imágenes sinusoidales trasladadas

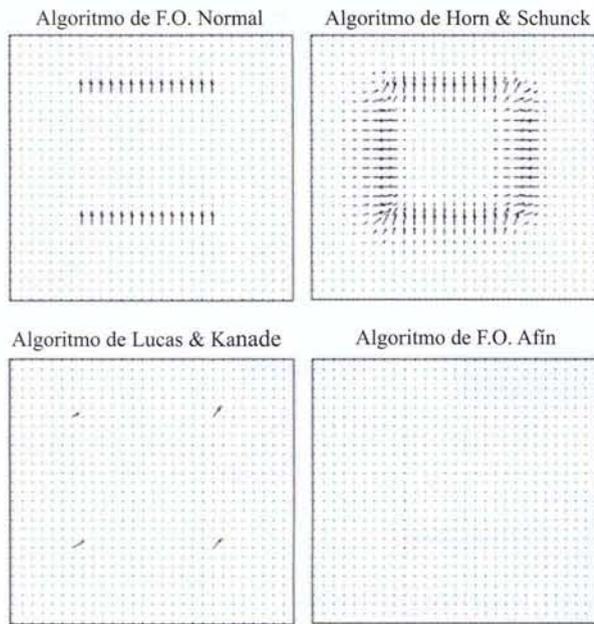


Figura 5. Vectores de flujo óptico estimados por cada una de las cuatro técnicas para el caso del cuadrado negro que se traslada sobre una superficie blanca

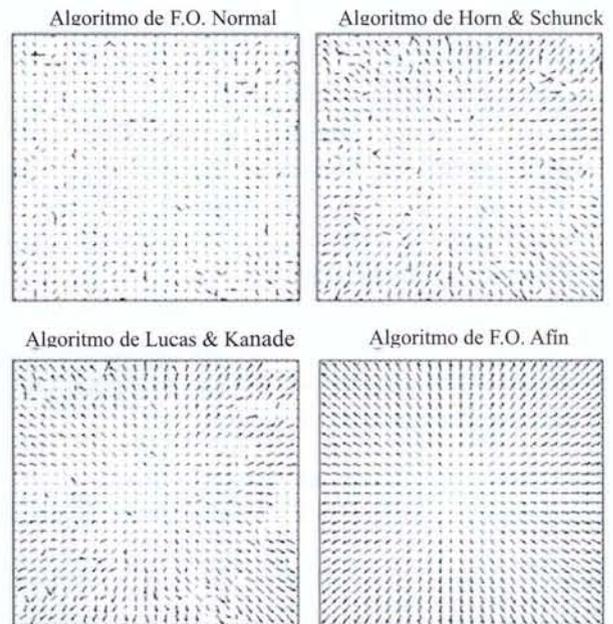


Figura 7. Vectores de flujo óptico estimados por cada una de las cuatro técnicas para el caso de los árboles divergentes

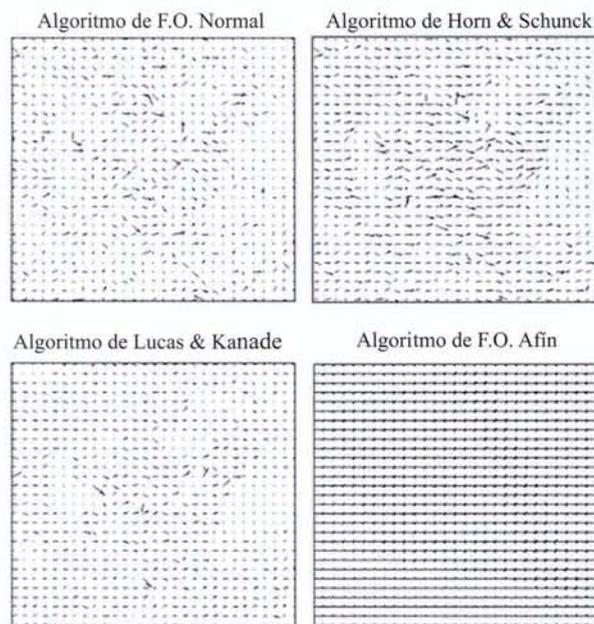


Figura 6. Vectores de flujo óptico estimados por cada una de las cuatro técnicas para el caso de los árboles trasladados

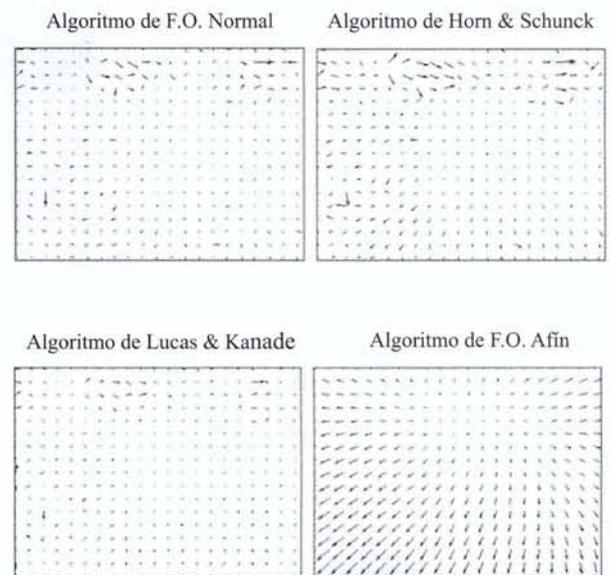


Figura 8. Vectores de flujo óptico estimados por cada una de las cuatro técnicas para el caso de la secuencia Yosemite

La tabla 1 resume los resultados de cada una de las cuatro técnicas obtenidos con los cinco casos de imágenes artificiales, en los que se han resaltado las técnicas con mejor desempeño. En el caso de las estimaciones hechas por la técnica de flujo óptico normal, como era de esperarse, en general, se obtie-

nen errores grandes, debido a que sólo es capaz de calcular la componente perpendicular al gradiente de brillo. Aun así, el error obtenido con esta técnica indica que en las secuencias del cuadrado que se desplaza y Yosemite es mejor que técnicas más complicadas como el flujo óptico afin.

Tabla 1. Resultados en imágenes artificiales del error obtenido para cada una de las cuatro técnicas seleccionadas

Técnica de flujo óptico	Error	
	SME (brillo2/píxeles)	SME2 (brillo2/píxeles)
Imágenes sinusoidales		
F.O. Normal	146,25	166,07
Horn & Schunck	2,48	2,32
Lucas & Kanade	0	0
F.O. Afin	0	0
Cuadro negro desplazado sobre un fondo blanco		
F.O. Normal	9,8121	6,55
Horn & Schunck	0	0
Lucas & Kanade	837,30	837300
F.O. Afin	909,26	909260
Árboles trasladados		
F.O. Normal	69,43	921,47
Horn & Schunck	29,39	14,77
Lucas & Kanade	16,32	119,95
F.O. Afin	2,51	1,43
Árboles divergentes		
F.O. Normal	24,11	149,86
Horn & Schunck	20,76	30,81
Lucas & Kanade	20,17	99,28
F.O. Afin	19,07	28,19
Secuencia yosemite		
F.O. Normal	46,93	553,98
Horn & Schunck	36,10	17,97
Lucas & Kanade	22,32	386,52
F.O. Afin	116,18	75,32

La técnica de Horn & Schunck se comporta bien en todos los casos, y es con la que mejor resultados obtiene ante el problema de apertura (caso del cuadrado que se traslada). Un aspecto interesante de los resultados obtenidos por esta técnica se observan en la secuencia de ondas sinusoidales que se trasladan. En ese caso, los vectores resultantes son parecidos a los obtenidos por la técnica de flujo óptico normal. Esto muestra gráficamente la dificultad que tiene esta técnica de diferenciar entre velocidades normales y velocidades en 2D, por efecto de la restricción de suavidad empleada. Mientras que la técnica de Lucas & Kanade, aunque también usa medidas locales, es capaz de diferenciar entre velocidades normales y en 2D basándose en los eigenvalores de la matriz normal.

En el caso del cuadrado que se traslada, también es posible obtener errores de 0 brillo²/píxeles usando la técnica de flujo óptico afin, si no se tienen en cuenta los puntos de bajo gradiente al hacer la estimación de los parámetros. La técnica de Lucas & Kanade para este mismo caso, sólo es capaz de estimar los vectores de flujo óptico en los puntos de la imagen que incluyen las esquinas. Es importante notar que el análisis es netamente cuantitativo, ya que cualitativamente los mejores resultados se obtienen con la técnica de flujo óptico afin, cuando no se tienen en cuenta los puntos de bajo gradiente en la estimación, e incluso los vectores de velocidad que logra estimar la técnica de Lucas & Kanade están muy cerca de los verdaderos. La diferencia entre los dos análisis radica en que el campo de flujo óptico verdadero corresponde a un conjunto de vectores $(u,v) = (-1,1)$, y debido a la falta de textura, hay una gran cantidad de valores (u,v) que, en este caso, producirán en gran parte de los puntos un error de 0 brillo²/píxeles sin que éstos sean necesariamente los verdaderos. Como se ha mencionado anteriormente, esto es debido a la falta de textura. Si se analiza el mismo caso, pero adicionándole una textura al cuadrado, como, por ejemplo, la usada en el de las imágenes sinusoidales, los resultados de los errores obtenidos por las técnicas de Lucas & Kanade y afin (sin descartar los puntos de bajo gradiente) mejoran bastante (SME de 0,0421 y 0, y SME₂ de 0,0437 y 0 respectivamente),

mientras que los resultados obtenidos por la técnica de Horn & Schunck son de SME = 0,9707 y SME₂ = 1,6925, aunque estos valores siguen siendo bajos.

Para el caso de los árboles trasladados y divergentes, los mejores resultados se obtienen con la técnica de flujo óptico afin. Esto se debe a que los movimientos realizados en estos casos cumplen con la condición de movimiento en un plano de la técnica de flujo óptico afin, se trata de imágenes libres de ruido y la búsqueda optimizada de la implementación de la técnica. Después de esta técnica, las mejores estimaciones se realizan con la técnica de Lucas & Kanade, seguida muy de cerca por la técnica de Horn & Schunck.

Ya que el movimiento que ocurre en la secuencia Yosemite no corresponde a un movimiento en un plano, los resultados del flujo óptico afin son muy pobres y, en general, las estimaciones realizadas por esta técnica intentan seguir el movimiento de la montaña que contiene los vectores de velocidad con mayor magnitud y, por lo tanto, más incidencia tienen sobre el error usado por la técnica para identificar los mejores parámetros afines. Sin embargo, los resultados obtenidos se pueden mejorar, si se calcula un modelo de flujo óptico afin para cada parte segmentada dentro de una imagen. Por ejemplo, [9] propuso una segmentación basada en la información de color. Por otra parte, el campo vectorial producido por el flujo óptico normal, aunque influenciado por la dirección del gradiente, sigue mejor que el flujo óptico afin el movimiento tanto de nubes como el de la montaña. Para este caso, los indicadores de error muestran que las mejores estimaciones se obtienen con las técnicas de Horn & Schunck y de Lucas & Kanade. Aunque con la última se obtiene un bajo error SME, un error SME₂ mucho más bajo de la primera indica un mejor comportamiento tanto a velocidades bajas como altas de la técnica de Horn & Schunck.

4.2. Imágenes reales

Las figuras 9 y 10 muestran el campo vectorial obtenido con cada una de las técnicas para un movimiento de translación y divergencia respecti-

vamente. La magnitud de dichos vectores de flujo óptico fue normalizada para facilitar el análisis de los resultados.

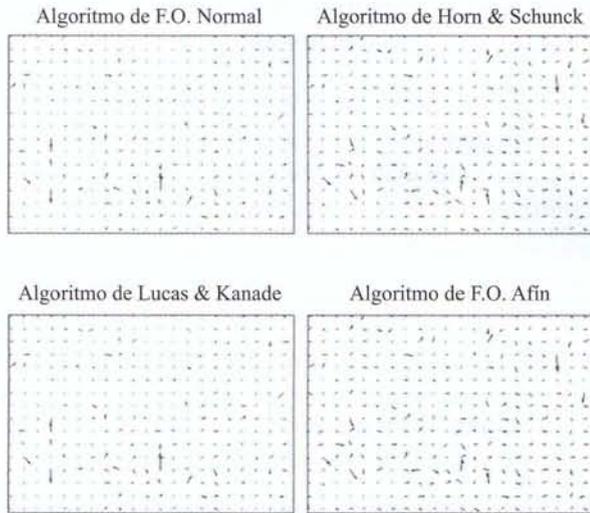


Figura 9. Vectores de flujo óptico estimados por cada una de las cuatro técnicas para el caso de translación en el laboratorio

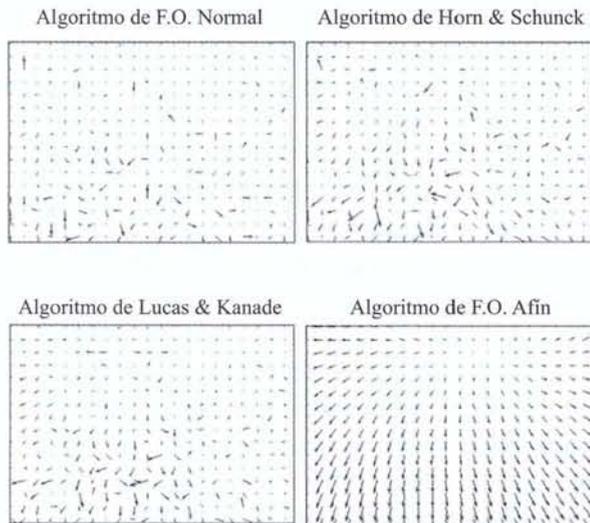


Figura 10. Vectores de flujo óptico estimados por cada una de las cuatro técnicas para el caso de divergencia dentro del laboratorio

La tabla 2 presenta los resultados obtenidos en el caso de las secuencias reales tomadas en el laboratorio y se ha resaltado para realzar la técnica con mejor desempeño. Todas las técnicas se comportan bien en el caso de translación, aunque los resultados de la técnica de flujo óptico afin es superior a los obtenidos con las otras técnicas. Esto se debe al modelo afin produce una aproximación casi exacta para un movimiento de translación como el que se está evaluando y el método de optimización usado para la estimación de los parámetros del flujo óptico afin minimiza los errores.

El análisis de los resultados de las escenas con divergencia es más complicado: las medidas de error SME son similares, excepto si se tiene en cuenta el error normalizado SME_2 . Este último error indica que las técnicas de Horn & Schunck y de flujo óptico afin son las que tienen mejor desempeño tanto a velocidades altas como bajas. Aunque la medida de error SME indica mejores resultados con Horn & Schunck que con la de flujo óptico afin, cualitativamente los vectores obtenidos por esta última parecen más correctos.

Tabla 2. Resultados en imágenes reales del error obtenido para cada una de las cuatro técnicas seleccionadas

Técnica de flujo óptico	Error	
	SME (brillo2/píxeles)	SME2 (brillo2/píxeles)
Laboratorio translación		
F.O. Normal	15,27	20,67
Horn & Schunck	19,90	28,42
Lucas & Kanade	14,34	22,08
F.O. Afin	0,01	0,02
Laboratorio divergente		
F.O. Normal	8,64	268,36
Horn & Schunck	8,38	21,25
Lucas & Kanade	8,00	128,97
F.O. Afin	9,62	22,62

5. Conclusiones

Se realizó una introducción al flujo óptico y un análisis del desempeño de cuatro técnicas diferenciales de primer orden, usando tanto imágenes artificiales como reales. Para el análisis se usaron dos indicadores de error que surgen de la misma definición de flujo óptico: el error cuadrático medio de la diferencia entre la imagen actual y la predicha a través de la estimación de los vectores de flujo (SME), y el mismo error cuadrático medio, pero mediante una suma ponderada (SME₂). El objetivo del error SME₂ es obtener un indicador que haga visibles las desviaciones de las estimaciones de los vectores en el caso de velocidades bajas. A diferencia del SME₂, el indicador SME no requiere del conocimiento previo de los valores verdaderos del flujo óptico.

La importancia del flujo óptico es que es quizás la técnica más estudiada y utilizada en aplicaciones de visión artificial que requieren la estimación de movimiento. Se compararon cuatro técnicas diferenciales de primer orden, si considera la exactitud obtenida en sus estimaciones usando imágenes reales y artificiales. Las técnicas seleccionadas fueron el flujo óptico normal, el flujo óptico, utilizando las técnicas de Horn y Schunck y de Lucas y Kanade, y el flujo óptico afín. La importancia de las técnicas escogidas en este estudio radica respectivamente en que: el flujo óptico normal es bastante simple y rápido de calcular; la técnica propuesta por Horn y Schunck fue el primer y mayor hito en intentar calcular el flujo óptico; la técnica de Lucas y Kanade, frecuentemente, es usada como punto de referencia en el análisis de desempeño de las diversas técnicas de flujo óptico, diferenciales o no, y, finalmente, el flujo óptico afín, aunque no es tan famoso como los anteriores, se ha encontrado que produce muy buenos resultados, incluso, en condiciones adversas que suele deteriorar las estimaciones como la presencia de ruido y baja textura en las imágenes.

Los métodos diferenciales dependen de una buena estimación de las derivadas. Asimismo, ya que usualmente las imágenes tienen ruido inherente que se ve amplificado durante la estimación de las

derivadas, es conveniente filtrar las imágenes antes de procesarlas. El filtraje ayuda además a disminuir el efecto del “aliasing”. Sin embargo, dependiendo del tipo de imágenes y de su calidad, es posible tener efectos contrarios, si no se selecciona adecuadamente el tipo de filtrado.

Se constató que en las regiones en la imagen con bajo gradiente se generaban amplitudes de vectores de velocidad erróneamente grandes. Por el contrario, se obtuvieron estimaciones más exactas en regiones donde el gradiente de brillo no era tan pequeño y variaba en dirección de un punto a otro. Sin embargo, las variaciones fuertes en el brillo no son deseables, ya que las estimaciones de las derivadas se distorsionan por el sobremuestreo y el “aliasing”. El flujo óptico normal, como era de esperar, está condicionado al gradiente y sólo proporciona la componente en la dirección del mismo. La información de movimiento visual local provista por el flujo óptico normal puede ser suficiente en algunas aplicaciones de reconocimiento de pose, seguimiento de objetos en movimiento y evasión de obstáculos en robótica móvil.

La técnica de estimación de flujo óptico de Horn y Schunck produce muy buenos resultados, y fue la única capaz de entregar buenos resultados en casos de fuerte presencia del problema de apertura (escena del cuadrado que se traslada). Asimismo, en casos en los que los valores del indicador SME eran cercanos al obtenido mediante la técnica de Lucas y Kanade, se observó que el indicador SME₂ era mucho más bajo que el producido para Lucas y Kanade. Esto indica que la técnica de Lucas y Kanade produce buenos resultados tanto en velocidades altas como bajas. Sin embargo, esta técnica tiene dificultades a la hora de distinguir entre velocidades normales y velocidades en 2D; esto se hizo especialmente evidente en el caso de las ondas sinusoidales que se trasladan.

La técnica de Lucas y Kanade, tal como lo había afirmado previamente [1], aunque usando otros indicadores de error, produce muy buenos resultados, especialmente ante movimiento de translación y di-

vergencia en un plano. Sin embargo, los indicadores usados permiten verificar que la técnica no responde bien a velocidades bajas. Además, tal como ocurre con las otras técnicas diferenciales estudiadas, tiene problemas en regiones de bajo gradiente; como en el caso de la secuencia del cuadrado que se desplaza donde sólo pudo realizar estimaciones en las esquinas del objeto.

Con el flujo óptico afin se obtuvieron muy buenas estimaciones, cuando se cumplen las condiciones de movimiento en un plano. Si adicionalmente, las regiones son texturadas esta técnica produce los mejores resultados. Cuando no se cumple la condición de movimiento en un plano (como el caso de la secuencia Yosemite) se obtienen resultados pobres y, en general, los vectores resultantes tenderán a seguir los movimientos con mayores velocidades vectoriales. Sin embargo, los resultados que se obtienen en este caso se pueden mejorar dividiendo la imagen en regiones, de acuerdo con una característica determinada, y encontrar un

modelo afin para cada una de ellas. Por otro lado, en el caso de imágenes poco texturadas, se podría descartar los puntos de bajo gradiente para mejorar las estimaciones realizadas por esta técnica.

Este estudio sobre técnicas diferenciales de flujo óptico para la estimación del movimiento, ha sido motivado por el interés del grupo de Percepción y Sistemas Inteligentes de la Universidad del Valle de alcanzar el reconocimiento de gestos haciendo uso de la información de movimiento. Asimismo, la idea a largo plazo es alcanzar la programación de robots mediante el aprendizaje por demostración, en dicho proceso es necesario el reconocimiento e imitación de los gestos por medio de visión artificial.

Agradecimientos

Agradecemos al programa de Apoyo a Doctorados de Colciencias, a la Universidad del Valle y al profesor José Santos-Victor del Instituto de Sistemas y Robótica en Lisboa-Portugal por el soporte a este trabajo.

Referencias bibliograficas

- | | |
|---|---|
| <p>[1] Barron, J. L., Fleet, D. J. and S. S. Beauchemin. (1994) Performance of Optical Flow Techniques. <i>International Journal of Computer Vision</i>, Vol. 12, pp. 43-77.</p> <p>[2] Nakayama, K. and Loomis, J. M. (1974) Optical Velocity Patterns, Velocity Sensitive Neurons, and Space Perception: A Hypothesis. <i>Perception</i>, Vol. 3, pp. 63-80.</p> <p>[3] Horn B. and Schunck, B. (1981) Determining Optical Flow. <i>Artificial Intelligence</i>, Vol. 17, pp. 185-203.</p> <p>[4] Lucas, B. and Kanade, T. (1981) An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. En Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Vancouver.</p> <p>[5] Horn, B. and Schunck B. (1981) Determining Optical Flow. <i>Artificial Intelligence</i>, Vol. 17, pp. 185-203.</p> | <p>[6] Correia, M. and Campillo, A. (2004) A Pipelined Real-Time Optical Flow Algorithm. <i>Computer Vision</i>, Vol. LNCS 3212, pp. 372-380.</p> <p>[7] Santos-Victor, J. and Sandini, G. (1996). Uncalibrated Obstacle Detection Using Normal Flow. <i>Matching Vision and Applications</i>, Vol. 9, pp. 130-137.</p> <p>[8] McCane, B., Novins, D., Crannitch, D. and Galvin, B. (2001) On Benchmarking Optical Flow. <i>Computer Vision and Image Understanding</i>, Vol. 84, pp. 126-143.</p> <p>[9] Tagliasacchi, M. (2006) Optical Flow Estimation Using Genetic Algorithms. <i>Lecture Notes in Computer Science</i>, Vol. 2955, pp. 309-306.</p> |
|---|---|