

Estabilización de vídeo en micro vehículos aéreos y su aplicación en la detección de caras

Wilbert G. Aguilar

Departamento de Ingeniería de Sistemas, Automática e Informática Industrial, ESAII
Universitat Politècnica de Catalunya, UPC-BarcelonaTech
Barcelona, España
Secretaría Nacional de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación, SENESCYT
Quito, Ecuador
wilbert.aguilar@upc.edu

Cecilio Angulo

Departamento de Ingeniería de Sistemas, Automática e Informática Industrial, ESAII
Universitat Politècnica de Catalunya, UPC-BarcelonaTech
Barcelona, España
cecilio.angulo@upc.edu

Resumen— Actualmente, los vehículos aéreos de micros escala (MAVs) se han tornado populares para múltiples aplicaciones como rescate, vigilancia, mapeo, entre otras. Para todos los casos, es necesario un óptimo desempeño de los vídeos capturados a bordo, y uno de los principales problemas constituyen los movimientos indeseados entre fotogramas consecutivos. Para solventar esta problemática existen diferentes enfoques que, aplicados a post-procesamiento, consiguen una estabilización robusta en la imagen. Sin embargo, muy pocos algoritmos son capaces de ser aplicados en tiempo real.

En este artículo se presenta un nuevo enfoque que puede ser implementado en tiempo real sin que se generen movimientos falsos. Nuestra propuesta usa una combinación de un filtro pasabajos, y la información de la acción de control para la estimación de la intención de movimiento. Adicionalmente, se presenta la aplicación de nuestra propuesta en el algoritmo de detección de caras, en el cual, la robustez se incrementa al ser implementado a partir de la secuencia estable de vídeo.

Palabras clave—Estabilización de vídeo, Intención de Movimiento, Filtro, Control, Micro Vehículos Aéreos, detección de caras.

I. INTRODUCCIÓN

Ha habido un creciente interés en el desarrollo de sistemas aéreos no tripulados (UAVs) por su versatilidad en aplicaciones. Un grupo particular de UAVs que ha obtenido relevancia corresponde a los vehículos aéreos de micro escala, cuya principal ventaja respecto a otros UAVs radica en su habilidad para volar en entornos estrechos. Un sistema de guiado, navegación y control [1] robusto es necesario para llevar a cabo esta tarea, y depende de la información de entrada obtenida desde los sensores y dispositivos de captura de imágenes a bordo del vehículo.

Problemas comunes presentes en la captura de imágenes, en sistemas de dinámica compleja, son los movimientos indeseados generados durante el vuelo. Estas rotaciones y traslaciones de la imagen se deben a las propiedades aerodinámicas propias de vehículos aéreos de micro escala.

En la literatura [2] [3] [4], existen múltiples técnicas para compensar los efectos indeseados. Recientemente, el algoritmo

L1-Optimal [5] de estabilización de vídeo utilizado en el editor de YouTube ha sido introducido. Generalmente, tres fases pueden ser distinguidas en el proceso:

- Estimación del movimiento local.
- Estimación de la intención de movimiento.
- Compensación del movimiento.

Estimación del movimiento local: En esta fase, se determinan los parámetros que relacionan la imagen compensada con la imagen definida como referencia, fotograma a fotograma en toda la secuencia de vídeo. Los algoritmos de estabilización de vídeo generalmente usan dos enfoques para la estimación del movimiento. Uno basado en optical flow (flujo óptico) [6] y otro basado en el modelo de transformación geométrica [7] [8] [9]. En el presente artículo, se ha optado por la segunda propuesta con base en su desempeño.

El modelo de transformación depende de la estimación de los parámetros de movimiento, donde la detección y descripción de punto de interés constituyen el primer paso. Para llevar a cabo esta tarea se pueden encontrar diversos algoritmos [10] [11], sin embargo, SIFT [12] (Scale Invariant Feature Transform) y SURF (Speed Up Robust Feature) [13] son los algoritmos que se usan con mayor frecuencia en la mayor parte de problemas relativos a visión por computador [14].

La segunda parte del proceso de estimación de movimiento consiste en la búsqueda de correspondencias para fotogramas consecutivos. Esta parte es crítica debido a que los parámetros de movimiento estimados son directamente dependientes de la fiabilidad de los puntos en correspondencia calculados. RANSAC es la técnica del estado del arte utilizada para estimar los parámetros del modelo matemático desde un conjunto de puntos con posibles falsas correspondencias [15] [16] [17].

Estimación de la intención de movimiento: En la segunda fase, para asegurar la coherencia en la secuencia de movimiento completa, es importante validar los parámetros

estimados en los movimientos globales, y no solo relativos, entre fotogramas consecutivos. Para ello, el principal concepto usado es la estimación de la intención de movimiento, cuyo objetivo es obtener los movimientos deseados y eliminar los temblores de alta frecuencia del movimiento acumulado estimado.

Varios métodos de suavizado de movimiento han sido usados para la estimación del movimiento, tal es el caso del filtro de partículas [8], filtro de kalman [9], filtro gaussiano [18], entre otros. Nuestro enfoque es una combinación del filtro pasa-bajos de segundo orden que usa el mínimo número de fotogramas necesarios para la estimación de la intención de movimiento, con la acción de control para obtener una intención de movimiento confiable.

Compensación del movimiento: Finalmente, el fotograma actual es compensado usando los parámetros obtenidos en la fase de estimación robusta para generar una secuencia de video estable.

El presente artículo ha sido organizado de la siguiente forma: En la sección 2, un enfoque para la estimación de la intención de movimiento basado en un filtro pasa-bajos es introducido. La fiabilidad del algoritmo es contemplada en la sección 3 para su aplicación en el algoritmo de detección de caras en tiempo real. Resultados experimentales y conclusiones son presentados en la sección 4 y 5, respectivamente.

II. PROPUESTA EN LA ESTIMACIÓN DE LA INTENCIÓN DE MOVIMIENTO

En nuestra propuesta se ha utilizado el algoritmo SURF para la detección y descripción de puntos de interés. Esto se debe a que SURF ha demostrado ser considerablemente más rápido que SIFT sin comprometer su fiabilidad [14] [19]. Asimismo se ha utilizado el criterio de la diferencia de nivel de gris como función coste en el algoritmo RANSAC para la desestimación de falsas correspondencia.

Luego de la estimación del movimiento local a partir de los puntos en correspondencia obtenidos [20, 21, 22], la nueva fase implica la intención de movimiento, por lo que es importante explicar primeramente este concepto. El algoritmo RANSAC basado en la minimización de la diferencia de nivel de gris es suficiente para obtener un buen desempeño en la compensación de la imagen de escenarios estáticos [23, 24, 31, 32]. Sin embargo, nuestro objetivo es conseguir una estabilización robusta de secuencias de video obtenidas con cámaras a bordo de micro vehículos aéreos. La mayor parte de los videos inestables capturados con robots voladores o dispositivos de mano contienen escenarios dinámicos debido principalmente al movimiento de la cámara. En este sentido, algunos movimientos de dispositivos de captura pueden ser eliminados, y generar una secuencia de video estable incluso en escenarios dinámicos.

El proceso de aproximación de los movimientos del dispositivo de captura se conocen como intención de movimiento. Hemos mencionado que existen múltiples algoritmos para la estabilización de video que usan métodos de suavizado para la estimación de la intención de movimiento. Nuestra propuesta utiliza un filtro pasa-bajos Butterworth de

segundo orden con una frecuencia de corte ubicada en 66.67 Hz, filtro muy común en procesos de suavizado de señales [25].

Adicionalmente, se ha mencionado que se utilizó el AR.Drone 1.0, un cuadricóptero de bajo costo construido por la empresa francesa Parrot, como plataforma de experimentación por múltiples razones: bajo costo, conservación de la energía, vuelo seguro y dimensiones del vehículo.

En este contexto, los más comunes problemas con la captura de video en cámaras a bordo son: desplazamientos significativos y movimientos a gran velocidad. El principal motivo de estos problemas es la dinámica compleja del cuadricóptero durante vuelos interiores. Adicionalmente, efectos como escenas cuadro a cuadro, videos de baja frecuencia, congelamiento de la imagen, pueden ser generados por problemas de conexión con el dron.

Utilizando un filtro pasa bajo como estimador de la intención de movimiento, se pueden solucionar los problemas comunes para vuelos interiores. Sin embargo, los problemas de congelamiento de la imagen pueden generarse dependiendo de la calidad de la conexión. Detectar y corregir estos problemas de congelamiento no es complicado, sin embargo es importante eliminar los parámetros que provienen de los fotogramas congelados con el objetivo de cambiar adecuadamente el fotograma de referencia.

Una vez que los parámetros de la transformación afine (escala, rotación y traslación XY) son extraídos, y los valores de las imágenes congeladas son eliminados, el filtro pasa-bajos obtiene la intención de movimiento como una salida sin señales de alta frecuencia. La idea es que los valores de baja frecuencia corresponden al movimiento intencional, mientras que los de alta frecuencia son referidos a movimientos indeseados. Evidentemente la frecuencia de corte depende de la aplicación y las características del sistema.

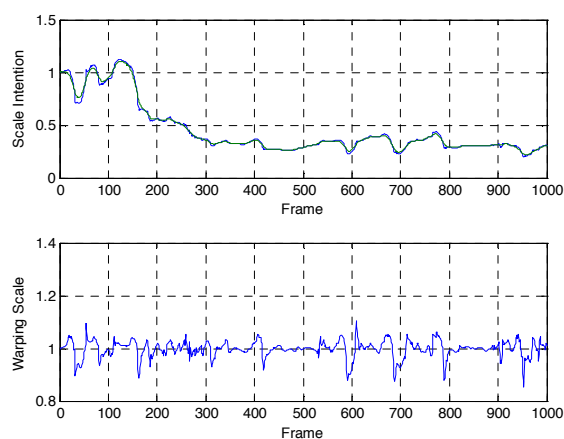


Fig. 1. Escala

Los movimientos indeseados pueden ser estimados mediante la substracción de la intención de movimiento, obteniendo una señal de alta frecuencia. Esta señal es usada entonces en la compensación de la imagen para eliminar vibraciones y simultáneamente mantener la intención de movimiento. En la figura 2, se puede apreciar la tanto señal

correspondiente a la intención de movimiento, estimada con el filtro pasa bajo (gráfico superior), como la señal de alta frecuencia a ser compensada (gráfico inferior) para el caso del ángulo. Figuras similares pueden obtenerse para la escala, y traslación en el eje-x y eje-y (figuras 1, 3, 4).

Es importante mencionar que cada fotograma compensado se obtiene utilizando la matriz de transformación afín H_i , construida con los valores instantáneos de traslación t_y y t_x , escala s y rotación ϕ , como se muestra a continuación, y aplicada al respectivo fotograma original I_i :

$$H_i = \begin{bmatrix} s \cos(\phi) & -s \sin(\phi) & t_y \\ s \sin(\phi) & s \cos(\phi) & t_x \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$I_{ic} = H_i^{-1} \cdot I_i \quad (2)$$

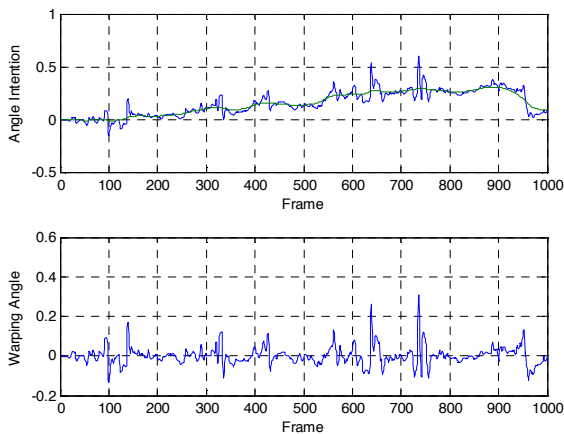


Fig. 2. Ángulo

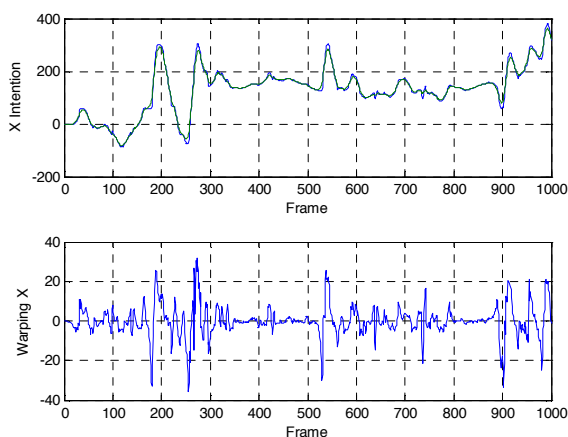


Fig. 3. Traslación en el eje-x

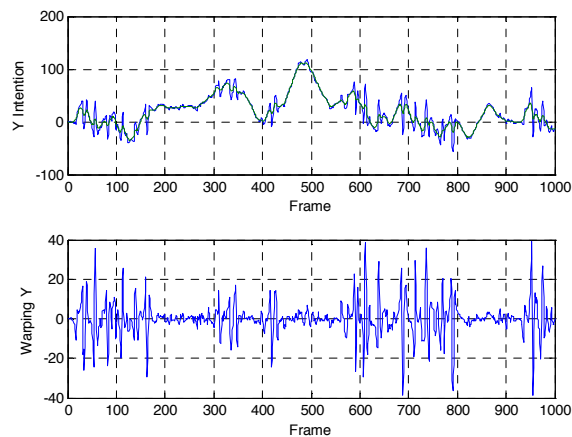


Fig. 4. Traslación en el eje-y

III. FIABILIDAD Y DETECCIÓN DE ROSTROS

Una vez obtenido un algoritmo robusto para la estabilización de vídeo, el nuevo enfoque hace referencia a la fiabilidad de la estimación del movimiento. Muchas de las técnicas de estabilización de vídeo permiten obtener videos estables en post-producción, con movimientos estimados que difieren considerablemente de los reales. A esto se lo conoce como movimiento fantasma y es explicado en [26]. Evidentemente, para solventar esta problemática es necesario definir una métrica de evaluación.

En la literatura se pueden encontrar métricas de evaluación subjetiva, como es el caso del cuadrado de opinión media MOS (mean opinion square), el cual es muy común en la evaluación de la calidad de multimedia comprimida [27]. La segunda opción consiste en las métricas de evaluación objetiva tales como bounding boxes, líneas de referencia, o secuencias sintéticas[28]. La ventaja de las tres métricas de evaluación es que los parámetros de movimiento pueden ser directamente comparados con el movimiento real. Sin embargo, el método mayormente utilizado para medir la efectividad y desempeño de secuencias estables de vídeo es la fidelidad de transformación entre fotogramas ITF [29] (inter-frame transformation fidelity), cuya expresión matemática es:

$$ITF = \frac{1}{N_{frame}-1} \sum_{k=1}^{N_{frame}-1} PSNR(k) \quad (5)$$

donde N_{frame} es el número de fotogramas en el vídeo y $PSNR(k)$ es la relación de señal a ruido de pico entre dos fotogramas consecutivos ($k, k+1$) que puede ser definido como:

$$PSNR(k) = 10 \log_{10} \frac{I_{MAX}}{MSE(k)} \quad (6)$$

$$MSE(k) = \frac{1}{M*N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \|H_{curr} * I_{curr}(i,j) - I_{last}(i,j)\|^2 \quad (10)$$

donde I_{MAX} es la intensidad de pixel máxima, $MSE(k)$ es el error cuadrático medio entre imágenes monocromáticas de tamaño $M * N$.

El problema de los movimientos fantasmas [26] es solventado por nuestro algoritmo mediante el uso la acción de control como puerta lógica que permite la ejecución del filtro pasa-bajo única y exclusivamente cuando una intención de movimiento tele-operado este presente. Adicionalmente nuestro algoritmo tiene una histéresis luego de la ejecución del sistema permitiendo alcanzar la máxima posición (o mínima dependiendo de la señal de la acción de control) luego del efecto de la nueva acción de control.

Una vez que se ha conseguido una secuencia de vídeo estable, robusta y fiable, se aplica un algoritmo para la detección de caras. Existen diversas propuestas en la literatura, de las cuales se ha escogido el algoritmo de Viola-Jones basado en una cascada de clasificadores.

Una cascada de clasificadores procesa eficientemente regiones de la imagen para determinar la presencia de un objeto consigna, en este caso las caras. Cada fase en la cascada aplica, de forma incremental, un clasificador más complejo que permite al algoritmo desestimar rápidamente regiones que no contengan la consigna. Si el objeto deseado no es encontrado en ninguna de las fases del clasificador, el detector desecha inmediatamente la región y el proceso es finalizado. Para el caso del escalado, el detector es capaz de cambiar la escala de las imágenes de entrada y localizar el objeto consigna. En cada incremento de la escala, una ventana deslizante, cuyo tamaño es igual al de la imagen de entrenamiento, busca la imagen escala para localizar el objeto.

El algoritmo de Viola-Jones [30] es robusto ante cambios de escala, sin embargo sus debilidades se vuelven evidentes ante rotaciones en la imagen. Es justo este punto en el cual, utilizando el enfoque planteado para la estabilización de vídeo, y combinándolo con la detección de rostros, el algoritmo de Viola-Jones incrementa su robustez.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIONES

Se ha mencionado que se usó un AR.Drone 1.0 como plataforma de experimentación y sus principales problemas. Además es necesario mencionar que nuestra propuesta ha sido implementada en una laptop cuyas características son:

- Modelo: Acer Aspire 5951G
- Procesador: Intel® Core™ i7-2670QM 2.20GHz con Turbo Boost up para 3.1GHz
- RAM: 16.0 GB (15.9 GB Usable)

Se han procesado las imágenes reales utilizando cuatro diferente escenarios capturados con la cámara a bordo, uno para cada lado en un espacio cuadrilátero.

En la tabla I, se presentan los resultados para cuatro diferentes escenas utilizando dos métricas de evaluación: ITF y el número de fotogramas con rostro detectado.

TABLE I. FUNCIÓN COSTO

Nombre del Vídeo	Métrica de Evaluación	Original	Nuestra Propuesta
Vídeo 1	ITF (dB)	14.09	19.48
	Número de fotogramas con rostro detectado	102/1000	143/1000
Vídeo 2	ITF (dB)	13.43	19.52
	Número de fotogramas con rostro detectado	289/1000	322/1000
Vídeo 3	ITF (dB)	14.65	19.89
	Número de fotogramas con rostro detectado	91/1000	188/1000
Vídeo 4	ITF (dB)	16.96	21.12
	Número de fotogramas con rostro detectado	129/1000	476/1000

Al aplicar el algoritmo de Viola-Jones en la secuencia de vídeo estabilizada mediante nuestra propuesta, se maximiza la robustez de este método de detección de caras. Este hecho se ve reflejado en un incremento en el número de fotogramas con rostro detectado al implementar el algoritmo de Viola-Jones sobre la secuencia de vídeo estabilizada utilizando nuestra propuesta, respecto a la número de fotogramas con rostro detectado sobre la secuencia original.



Fig. 5. Detección de caras en secuencias de video estabilizadas

Se había mencionado que las debilidades del algoritmo de Viola-Jones se evidencian en imágenes donde los rostros de personas se encuentran inclinados. A diferencia del video original capturado con un AR.Drone, que por su naturaleza aerodinámica contiene rotaciones indeseadas, en la secuencia estable de vídeo las inclinaciones son eliminadas, permitiendo minimizar el número de fotogramas en que las caras no pueden ser detectadas. En la Figura 8 se puede visualizar uno de estos fotogramas.

VI. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Luego de llevar a cabo un estudio inicial de la eficiencia del filtro pasa-bajos, se ha constatado experimentalmente que posee un óptimo desempeño para estimar la intención de movimiento, eliminando rotaciones y traslaciones indeseadas. Sin embargo, este método puede ser optimizado utilizando un menor número de fotogramas sin minimizar el ITF.

La frecuencia de corte depende de las características del modelo, por lo que la información del sistema de captura implica una considerable contribución a la fase de calibración.

La importancia de la fidelidad del movimiento estimado respecto al real es evidente en sistemas de dinámica compleja como micro vehículos aéreos, donde esta fidelidad puede significar la diferencia que prevenga un accidente.

El algoritmo de Viola-Jones permite detectar caras en tiempo real, sin embargo no es robusto ante rotaciones en la imagen. Al utilizarlo en combinación con la propuesta de estabilización de vídeo se puede maximizar su robustez como detector.

Como trabajo futuro, se ha planteado evaluar nuestro método de estabilización de vídeo en ambientes agresivos con turbulencia y problemas de comunicación, así como aplicarlo en sistemas de control basados en visión para micro vehículos aéreos.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado parcialmente por el Ministerio de Economía y Competitividad del Gobierno de España, a través del proyecto PATRICIA (TIN 2012-38416-C03-01).

El Investigador en Formación Wilbert G. Aguilar agradece la financiación a través de una beca del Programa "Convocatoria Abierta 2011" concedida por la Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación SENESCYT de la República del Ecuador.

REFERENCIAS

- [1] Kendoul, F.: Survey of advances in guidance, navigation, and control of unmanned rotorcraft systems. *Journal of Field Robotics* 29(2), 315-378 (2012)
- [2] Battiato, S., Gallo, G., Puglisi, G., Scellato, S.: SIFT features tracking for video stabilization. In: *Image Analysis and Processing, 2007. ICIAP 2007. 14th International Conference On*, pp. 825-830 (2007)
- [3] Hsu, Y.-F., Chou, C.-C., Shih, M.-Y.: Moving camera video stabilization using homography consistency. In: *Image Processing (ICIP), 2012 19th IEEE International Conference On*, pp. 2761-2764 (2012)
- [4] Song, C., Zhao, H., Jing, W., Zhu, H.: Robust video stabilization based on particle filtering with weighted feature points. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on* 58(2), 570-577 (2012)
- [5] Grundmann, M., Kwatra, V., Essa, I.: Auto-directed video stabilization with robust 11 optimal camera paths. In: *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference On*, pp. 225-232 (2011)
- [6] Chang, H.-C., Lai, S.-H., Lu, K.-R.: A robust and efficient video stabilization algorithm. In: *Multimedia and Expo, 2004. ICME '04. 2004 IEEE International Conference On*, vol. 1, pp. 29-321 (2004)
- [7] Lee, K.-Y., Chuang, Y.-Y., Chen, B.-Y., Ouhyoung, M.: Video stabilization using robust feature trajectories. In: *Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference On*, pp. 1397-1404 (2009)
- [8] Yang, J., Schonfeld, D., Mohamed, M.: Robust video stabilization based on particle filter tracking of projected camera motion. *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on* 19(7), 945-954 (2009)
- [9] Wang, C., Kim, J.-H., Byun, K.-Y., Ni, J., Ko, S.-J.: Robust digital image stabilization using the kalman filter. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on* 55(1), 6-14 (2009)
- [10] Harris, C., Stephens, M.: A Combined Corner and Edge Detection. In: *Proceedings of The Fourth Alvey Vision Conference*, pp. 147-151 (1988).
- [11] Canny, J.: A computational approach to edge detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on PAMI-8(6)*, 679-698 (1986)
- [12] Lowe, D.G.: Object recognition from local scale-invariant features. In: *Computer Vision, 1999. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference On*, vol. 2, pp. 1150-11572 (1999)
- [13] Bay, H., Tuytelaars, T., Gool, L.: SURF: Speeded up robust features. In: *Leonardis, A., Bischof, H., Pinz, A. (eds.) Computer Vision - ECCV 2006. Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3951, pp. 404-417. Springer, Berlin, Germany (2006)
- [14] Luo, J., Oubong, G.: A Comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF. *International Journal of Image Processing (IJIP)* 3(4), 143-152 (2009)
- [15] Fischler, M.A., Bolles, R.C.: Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Commun. ACM* 24(6), 381-395 (1981)
- [16] Tordo, B., Murray, D.: Guided sampling and consensus for motion estimation. In: *Heyden, A., Sparr, G., Nielsen, M., Johansen, P. (eds.) Computer Vision | ECCV 2002. Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2350, pp. 82-96. Springer, Berlin, Germany (2002)
- [17] Derpanis, K.G.: Overview of the RANSAC algorithm. Technical report, Computer Science, York University (2010)
- [18] Matsushita, Y., Ofek, E., Ge, W., Tang, X., Shum, H.-Y.: Full-frame video stabilization with motion inpainting. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on* 28(7), 1150-1163 (2006)
- [19] Mikolajczyk, K., Schmid, C.: Scale & affine invariant interest point detectors. *International Journal of Computer Vision* 60(1), 63-86 (2004)

- [20] Faugeras, O., Luong, Q.-T., Papadopoulou, T.: *The Geometry of Multiple Images: The Laws That Govern The Formation of Images of A Scene and Some of Their Applications*. MIT Press, Cambridge, MA, USA (2001)
- [21] Hartley, R., Zisserman, A.: *Multiple View Geometry in Computer Vision*, 2nd edn. Cambridge University Press, New York, NY, USA (2003)
- [22] Forsyth, D.A., Ponce, J.: *Computer Vision: A Modern Approach*. Prentice Hall Professional Technical Reference, New Jersey, USA (2002)
- [23] Aguilar, W.G., Angulo, C.: Optimization of robust video stabilization based on motion intention for micro aerial vehicles. In: *Systems Signals and Devices (SSD), 2014 International Multi-Conference On*, (2014)
- [24] Aguilar, W.G., Angulo, C.: Estabilización robusta de vídeo basada en diferencia de nivel de gris. In: *Proceedings of VII Congreso de Ciencia y Tecnología ESPE 2013, Ecuador* (2013)
- [25] Bailey, S.W., Bodenheimer, B.: A comparison of motion capture data recorded from a vicon system and a microsoft kinect sensor. In: *Proceedings of the ACM Symposium on Applied Perception*. SAP '12, pp. 121-121. ACM, New York, NY, USA (2012)
- [26] Aguilar, W.G., Angulo, C.: Real-time video stabilization without phantom movements for micro aerial vehicles. *EURASIP Journal on Image and Video Processing (JIVP)*, Accepted (2014).
- [27] Niskanen, M., Silven, O., Tico, M.: Video stabilization performance assessment. In: *Multimedia and Expo, 2006 IEEE International Conference On*, pp. 405-408 (2006)
- [28] Kang, S.-J., Wang, T.-S., Kim, D.-H., Morales, A., Ko, S.-J.: Video stabilization based on motion segmentation. In: *Consumer Electronics (ICCE), 2012 IEEE International Conference On*, pp. 416-417 (2012)
- [29] Fang, C.-L., Tsai, T.-H., Chang, C.-H.: Video stabilization with local rotational motion model. In: *Circuits and Systems (APCCAS), 2012 IEEE Asia Pacific Conference On*, pp. 551-554 (2012)
- [30] Viola, P., Jones, M.: Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. In: *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (1), 511-518 (2001)
- [31] Aguilar, W.G., Angulo, C.: Compensación de los Efectos Generados en la Imagen por el Control de Navegación del Robot Aibo ERS 7. In: *Proceedings of VI Congreso de Ciencia y Tecnología ESPE 2012, Ecuador* (2012)
- [32] Aguilar, W.G., Angulo, C.: Compensación y Aprendizaje de Efectos Generados en la Imagen durante el Desplazamiento de un Robot. In: *Proceedings of X Simposio CEA, España* (2012).