



Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería

ISSN: 0718-3291

facing@uta.cl

Universidad de Tarapacá

Chile

Torres Vicencio, F.O.; Jara Chávez, A.G.; Ortega Beltrán, R.A.
Corrección de imágenes IR mediante un filtro extendido de estadísticas constantes
Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería, vol. 23, núm. 2, abril, 2015, pp. 235-244
Universidad de Tarapacá
Arica, Chile

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=77236977008>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

Corrección de imágenes IR mediante un filtro extendido de estadísticas constantes

Correction of infrared images using a extended filter of constants statistics

F.O. Torres Vicencio¹, A.G. Jara Chávez², R.A. Ortega Beltrán¹.

Recibido 5 de septiembre de 2013, aceptado 24 de septiembre de 2014

Received: September 5, 2013 accepted: September 24, 2014

RESUMEN

La calidad de una cámara IR con arreglo en plano focal (IRFPA), en cuanto a la nitidez de imagen, está condicionada al sofisticado proceso de fabricación de su etapa sensora. Es decir, resulta difícil construir foto-detectores con exactamente la misma respuesta de señal eléctrica. Este problema se conoce como “no-uniformidad” en la tecnología IR y se manifiesta como un enrejado superpuesto en la imagen de salida de la cámara, denominado como ruido de patrón fijo (FPN). Este ruido surge debido a que las débiles señales eléctricas de los detectores deben pasar por una etapa amplificadora de alta ganancia, magnificando sus diferencias notoriamente a la salida de la cámara. Con el fin de abordar este problema, el detector se caracteriza como un modelo lineal con dos parámetros (ganancia y desplazamiento). Para encontrar estos parámetros y poder contrarrestar esta desigualdad proponemos un algoritmo basado en un filtro digital no lineal extendido a partir de un desarrollo teórico simple y comprobado experimentalmente, pero consistente, del método estándar de Estadísticas Constantes (CS). Demostramos que el nuevo filtro se compara favorablemente con el CS estándar, en términos de rapidez de convergencia y por consiguiente un pronto desvanecimiento de figuras fantasmas o “ghosting”. Se ajustaron los parámetros del algoritmo propuesto y luego fue probado con videos infrarrojos sintetizados y reales, alcanzando elevados niveles de corrección y disminuyendo notoriamente la no uniformidad.

Palabras clave: Foto-detectores infrarrojos, plano focal, no-uniformidad, ruido de patrón fijo, figuras fantasmas.

ABSTRACT

The quality of an infrared focal plane array camera (IRFPA) in terms of image sharpness is conditioned on the sophisticated manufacturing process of its sensor stage. That is, it is hard to build photo detectors with exactly the same response of electrical signal. This problem is known as “non-uniformity” in IR technology and it manifests itself as superimposed grid in the output image of the camera, termed as fixed pattern noise (FPN). This noise emerges since the weak electric signals from the detectors must undergo a high gain amplifier stage, thus magnifying their differences notoriously at the exit of the camera. To address this problem, the detector is characterized as a linear model with two parameters (gain and offset). To find these parameters and counteract this inequality we propose an algorithm based on a nonlinear digital filter extended from a simple yet consistent experimentally verified theoretical development of the standard method of Constant Statistics (CS). We demonstrate that the new filter compares favorably with CS standard, in terms of convergence speed and therefore prompt fading of ghosting artifact or “ghosting”. Parameters of the proposed algorithm were adjusted and when it was tested with synthesized and real infrared video, high levels of correction was achieved, notoriously decreasing the non-uniformity.

Keywords: Infrared detectors, focal-plane array, non-uniformity correction, fixed-pattern noise, ghosting artifact.

¹ Departamento de Ingeniería Eléctrica. Universidad de La Frontera. Casilla 54D. Temuco, Chile.
E-mail: flavio.torres@ufroterra.cl; r.ortega01@ufroterra.cl

² Imagenología Médica. Eyestron. Santiago, Chile. E-mail: Anselmo.jara@eyestron.cl

INTRODUCCIÓN

En los inicios de la década de los 60' aparecieron en el mercado los primeros sistemas de visión infrarroja (IR). Desde ese momento la tecnología IR ha experimentado grandes avances, permitiendo la creación de variadas máquinas que requieren la visión IR. Los sistemas de imágenes IR se emplean en aplicaciones como en defensa, astronomía, ciencias médicas, etc. En general, estos sistemas se basan en la tecnología de visión IR en el plano focal (IRFPA) [1]. Un IRFPA está compuesto de un grupo de foto-detectores ubicados en plano focal formando una matriz de M por N píxeles, que tienen la habilidad de recolectar la información IR.

Por lo general el procesamiento de señales para sistemas IR avanzados incluye corrección de no-uniformidad, control de ganancia, filtrado espacial, tratamiento de umbrales, detección de movimiento y segmentación de imágenes, entre otros aspectos. Estas técnicas de procesamiento de señales requieren que operaciones matemáticas se apliquen a cada píxel y a menudo incluyen operaciones en la vecindad local al píxel en estudio, por ejemplo, el número de operaciones para un sistema simple de procesamiento de señales, en un arreglo de 256×256 con un *frame rate* (razón de cuadros) de 100 Hz que puede exceder las 10^9 operaciones aritméticas por segundo.

Las salidas análogas muestreadas de un IRFPA son multiplexadas de manera serial, que a menudo causa una disminución de la velocidad de procesamiento. Debido a que la información es integrada en el FPA de manera paralela, la actual técnica de fabricación tiende al procesamiento directamente en el plano focal. Por lo mismo, las restricciones de tamaño, peso y potencia (de enfriamiento) requieren diseños muy innovadores.

La visión de imágenes IR se produce gracias a que los diferentes cuerpos que se observan emiten sus propias intensidades de radiación IR, según la ley de Planck [2]. Estas intensidades, que inciden sobre el IRFPA, son traducidas en diferentes niveles de grises en los dispositivos de captura y visualización, por esta razón la cámara IR entrega una imagen en escala de grises.

Es bien sabido que el ruido de no-uniformidad presente en los IRFPA, es producido fundamentalmente por

una respuesta desigual de los detectores IR frente a un mismo estímulo IR [1]. El resultado es un ruido espacial de patrón fijo FPN (enrejado) que se superpone a la imagen verdadera, degradando la calidad de las imágenes IR, incluso llegando a ocultar cuerpos en la escena capturada. El problema de no-uniformidad aparece cuando el IRFPA se fabrica en un único cristal semiconductor, típicamente conformado por materiales semiconductores más nuevos y por consiguiente, menos desarrollados, como el HgCdTe. Debido a que los detectores, y mucha de la electrónica de multiplexación, se fabrican colectivamente en un único sustrato, no se pueden realizar ajustes posteriores a cada píxel en forma individual. Adicionalmente, las características de respuesta de los foto-sensores son afectadas por la temperatura, la cual varía a lo largo del día y por lo tanto este patrón también varía con el tiempo.

Por lo general la función de foto-respuesta de los detectores es aproximado por un modelo lineal, caracterizado por dos parámetros: ganancia y desplazamiento. Los algoritmos de corrección de no-uniformidad (NUC) consisten básicamente en hallar estos parámetros [3].

La corrección de no-uniformidad está en permanente desarrollo y no existe aún una solución definitiva, por lo tanto esta línea de investigación está totalmente abierta. La mayoría de los algoritmos NUC producen colateralmente figuras fantasmas que contaminan las imágenes. Por lo tanto hay que evitar que aparezcan, o disiparlas lo más rápido posible [3].

Para resolver este problema han sido desarrolladas varias técnicas NUC. La técnica basada en escena [4-10] efectúa la corrección empleando sólo la secuencia de video infrarrojo, no requiriendo de técnica de corrección obtenida en el laboratorio, tal como el método de corrección por cuerpos negros [4]. La técnica basada en escena asume que el promedio de la lectura en el entorno de un píxel es una buena aproximación de la verdadera radiación sobre el píxel. Existen mecanismos de minimización del error cuadrático que permite encontrar los parámetros de *Gain* y *Offset* (ganancia y desplazamiento respectivamente) [8-10]. En otro proceso NUC se desarrollan métodos algebraicos [11-13] que corrige sólo el *Offset*, aplicando un análisis geométrico de la radiación sobre las superficies de los detectores. Parte del grupo ha prestado atención

a métodos basados en escena usando teoría de estimación [14-15]. En [16-19] se desarrollaron algoritmos CS-NUC basados en la suposición que la media y la varianza temporal es la misma para cada detector (Estadísticas Constantes, CS). Este algoritmo exhibe la ventaja que es simple y requiere de un bajo número de operaciones matemáticas. En general los algoritmos NUC se caracterizan por ser filtros pasabajos, en el sentido que filtra el ruido superpuesto a la imagen. En particular, el algoritmo CS-NUC es un filtro pasabajos no lineal de primer orden. En este trabajo proponemos generalizar el algoritmo CS para un filtro de orden superior o extendido, denominado CS-NUC-E, basado en las propiedades que caracterizan el filtro pasabajos. El método se somete a diferentes pruebas tanto para videos IR simuladas como reales. Mediante el indicador de desempeño *Root Mean Square Error*, RMSE, comprobamos la mejora en la calidad de las imágenes obtenidas con el método propuesto respecto al método CS (Tabla 2). Adicionalmente demostramos que el número de iteraciones del nuevo método es menor que en el método CS, para alcanzar la misma calidad de imagen corregida (Tabla 1).

Tabla 1. Tabulación de resultados del periodo transitorio de la curva de respuesta a entrada escalón unitario, del algoritmo CS-NUC ($c=1$) en contraste a CS-NUC-E ($c=2$).

Iter.	n=2	n=3	n=4	n=5	n=6	n=7
y(n)	1	1	1	1	1	1
CS-NUC	0,5	0,67	0,75	0,80	0,83	0,85
CS-NUC-E	0,67	0,8	0,85	0,88	0,90	0,92

Tabla 2. Valores RMSE obtenidos por el algoritmo propuesto, en contraste a los valores RMSE obtenidos con CS-NUC. (Ruido 40%)

Iteración	n=20	n=170	n=400	n=500
CS-NUC-E	0,214	0,188	0,192	0,166
CS-NUC	0,224	0,206	0,199	0,178

En la siguiente sección se entregan los conceptos que respaldan el trabajo basado en la similitud con el sistema biológico. Enseguida se abordan los aspectos teóricos que sustentan el método CS. Luego se presenta el algoritmo propuesto CS-NUC-E y su deducción. En el siguiente punto se describe el criterio de evaluación. Posteriormente se entregan los resultados, tanto para videos IR simulados como reales. Por último se muestran las conclusiones.

SIMILITUD CON EL SISTEMA BIOLÓGICO

La idea detrás del método de Estadísticas Constantes es obtener algunas indicaciones para adaptarlas a los sensores desde los sistemas neurobiológicos, los cuales poseen una considerable habilidad para adaptarse al ambiente. Esto se aprecia en los siguientes experimentos [17]:

- Después de mirar fijamente una línea curvada durante diez minutos, el individuo reporta que la cantidad de curvatura percibida parece disminuir. Inmediatamente después del entrenamiento, se le mostró al individuo una línea recta y la percibió levemente curvada en la dirección opuesta.
- Después de mirar fijamente un objeto en continuo movimiento, el desplazamiento parece disminuir con el tiempo. Inmediatamente después de la adaptación, los sujetos perciben movimiento en la dirección opuesta cuando observan objetos estacionarios.
- Los colores tienden a verse menos saturados a través del tiempo. Los colores después de la imagen son percibidos conteniendo exactamente los colores opuestos de la escena original. Sin embargo el propósito de estos mecanismos de adaptación biológica no está claro, algunas teorías sugieren que estos métodos permiten el ajuste fino del sistema visual a lo largo de un gran promedio de los parámetros visuales medidos.

Estos métodos, así como cualquier sistema de corrección de no-uniformidad, deben ser capaces de satisfacer los siguientes requerimientos [20]:

- Dado los bajos niveles de señales, todos los elementos detectores deben producir valores de señal después de la corrección con una mínima razón señal a ruido.
- La corrección debe ser efectiva en todo el rango de la señal. El umbral de no-uniformidad tolerable debe ser definido sobre un umbral mínimo.
- El número de parámetros a corregir debe mantenerse lo más bajo posible. Usualmente se utiliza sólo uno (corrección de *Offset*) o dos parámetros (corrección de ganancia y *Offset*).

Un mayor número de parámetros de corrección aumentará los requerimientos tecnológicos del dispositivo de captura.

- 4) El procedimiento de corrección debe ser compatible con la característica de respuesta no lineal del FPA. Dado que por lo general se usan herramientas lineales, estas no linealidades pueden conducir a una corrección que no es igualmente efectiva en todo el rango especificado. En el afán de resolver esta situación se recurre a desarrollar algoritmos más sofisticados que requieren mayor esfuerzo computacional.

Una teoría indica que los sistemas biológicos se adaptan al promedio del estímulo. Por ejemplo, las restricciones para los tres ejemplos psicofísicos mencionados anteriormente (curvatura, movimiento y adaptación al color) pueden basarse en las siguientes restricciones: a) La línea promedio es recta, b) El movimiento promedio es cero, y c) El color promedio es gris.

El sistema se adapta a lo largo del tiempo en la dirección de este promedio, donde el promedio debe ser tomado sobre un tiempo prolongado: desde minutos a horas. Se utilizarán dos restricciones adicionales razonables para la normalización del *Offset* (i) y la ganancia (ii), particularmente:

- i) Las intensidades promedio de los píxeles del IRFPA son idénticas.
- ii) La varianza de las intensidades de los píxeles del IRFPA son idénticas.

Cada una de estas restricciones asume que el arreglo está moviéndose periódicamente en el mundo real y que las estadísticas promedio de cada píxel deberían ser constantes cuando son promediadas una gran cantidad de tiempo. En situaciones patológicas donde los humanos o las máquinas son forzados a mirar fijamente una escena estática por un largo tiempo, estas suposiciones son violadas y aparecen las imágenes fantasmas.

ALGORITMO CS PARA SECUENCIA DE IMÁGENES IR

El método de corrección de Estadísticas Constantes, asume que cada detector es caracterizado por un

modelo lineal. Por lo tanto la lectura de salida de la cámara, para el píxel ij , es dada por la ecuación (1)

$$Y_{ij}(n) = a_{ij}(n) \cdot X_{ij}(n) + b_{ij}(n) \quad (1)$$

donde los parámetros $a_{ij}(n)$ y $b_{ij}(n)$ son la ganancia y el *Offset* aditivo, respectivamente, y varían lentamente con el tiempo. $X_{ij}(n)$ corresponde a la verdadera radiación que incide sobre el sensor. Conociendo los parámetros, mediante la ecuación (1) se puede obtener la imagen verdadera o corregida, como se muestra en la ecuación (2)

$$X_{ij}(n) = \frac{Y_{ij}(n) - b_{ij}(n)}{a_{ij}(n)} \quad (2)$$

Cálculo del parámetro $b_{ij}(n)$

Sean las esperanzas de $Y_{ij}(n)$ y $X_{ij}(n)$ dadas por las ecuaciones (3) y (4), respectivamente.

$$m_{Y_{ij}} = E[Y_{ij}(n)] \quad (3)$$

$$m_{X_{ij}} = E[X_{ij}(n)] \quad (4)$$

Entonces, aplicando la esperanza a la ecuación (1), se obtiene la ecuación (5)

$$m_{Y_{ij}} = E[a_{ij}(n) \cdot X_{ij}(n) + b_{ij}(n)] = a_{ij}(n)E[X_{ij}(n)] + b_{ij}(n) \quad (5)$$

y despejando $b_{ij}(n)$ se obtiene la ecuación (6)

$$b_{ij}(n) = m_{Y_{ij}} - a_{ij}(n)m_{X_{ij}} \quad (6)$$

Cálculo del parámetro $a_{ij}(n)$

Sean las varianzas de $Y_{ij}(n)$ y $X_{ij}(n)$ dadas por las ecuaciones (7) y (8), respectivamente

$$\sigma_{Y_{ij}}^2 = \text{var}[Y_{ij}(n)] \quad (7)$$

$$\sigma_{X_{ij}}^2 = \text{var}[X_{ij}(n)] \quad (8)$$

donde σ es la desviación estándar. Entonces aplicando la varianza a la ecuación (1), se obtiene la ecuación (9)

$$\sigma_{Y_{ij}}^2 = \text{var}[a_{ij}(n) \cdot X_{ij}(n) + b_{ij}(n)] = a_{ij}^2(n)\sigma_{X_{ij}}^2 \quad (9)$$

y despejando $a_{ij}^2(n)$ se obtiene la ecuación (10) donde

$$a_{ij}(n) = \frac{\sigma_{Y_{ij}}}{\sigma_{X_{ij}}} \quad (10)$$

$$K_1 = m_{Y_{ij}} - \frac{\sigma_{Y_{ij}}}{S_X} M_X \quad (19)$$

Para el procesamiento de la señal discreta de la lectura de la cámara se utilizarán las estimaciones de media y desviación estándar de ecuaciones (11) y (12), respectivamente

$$m_{Y_{ij}}(n) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Y_{ij}(k) \quad (11)$$

$$\sigma_{Y_{ij}}(n) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |Y_{ij}(k) - m_{Y_{ij}}(k)| \quad (12)$$

donde se emplea la norma L_1 para la desviación estándar.

Asumiendo razonablemente que las intensidades promedios, como también las varianzas, que inciden sobre cada uno de los píxeles ij son todas iguales, es decir

$$m_{X_{ij}} = M_X \quad (13)$$

$$\sigma_{X_{ij}} = S_X \quad (14)$$

Entonces las ecuaciones (6) y (10) resultan

$$b_{ij}(n) = m_{Y_{ij}} - a_{ij}(n) M_X \quad (15)$$

$$a_{ij}(n) = \frac{\sigma_{Y_{ij}}}{S_X} \quad (16)$$

Reemplazando los parámetros de ecuaciones (15) y (16) en la ecuación (2) se obtiene la ecuación (17)

$$X_{ij}(n) = \frac{Y_{ij}(n) - \left(m_{Y_{ij}} - \frac{\sigma_{Y_{ij}}}{S_X} M_X \right)}{\frac{\sigma_{Y_{ij}}}{S_X}} \quad (17)$$

que también se puede expresar como

$$X_{ij}(n) = \frac{Y_{ij}(n) - K_1}{K_2} \quad (18)$$

y

$$K_2 = \frac{\sigma_{Y_{ij}}}{S_X} \quad (20)$$

son parámetros que afectan el brillo y el contraste de la imagen, respectivamente. Cuando el número de iteraciones n es muy grande entonces, de ecuaciones (11) y (12), tanto $m_{Y_{ij}}$ como $\sigma_{Y_{ij}}$, tienden a valores constantes. En consecuencia para cualquier valor constante de M_X y S_X sólo se altera el brillo (K_1) y/o contraste (K_2) de la imagen, sin distorsionarla. De esta manera se puede ajustar la imagen corregida dentro de los rangos permitidos para su visualización.

Mediante un simple cálculo, se puede derivar una forma recursiva de las ecuaciones (11) y (12), con lo cual se reduce el esfuerzo computacional para cada iteración. Las ecuaciones recursivas que resultan son dadas por las ecuaciones (21) y (22), que son base para el desarrollo del método propuesto y deducidas en [1],

$$\hat{m}_{Y_{ij}}(n) = \frac{Y_{ij}(n) + (n-1)\hat{m}_{Y_{ij}}(n-1)}{n} \quad (21)$$

y

$$\hat{\sigma}_{Y_{ij}} = \frac{|Y_{ij}(n) - \hat{m}_{Y_{ij}}(n)| + (n-1)\hat{\sigma}_{Y_{ij}}(n-1)}{n} \quad (22)$$

Algoritmo CS como filtro digital

La ecuación (21) es un filtro no lineal de primer orden con parámetros variantes. Efectivamente, aplicando Transformada Z [21] a dicha ecuación se llega a la función de transferencia, o filtro, dada por la ecuación (23), que relaciona la salida (el valor medio de la señal de lectura) con la entrada (señal de lectura)

$$H(z) = \frac{\hat{M}_Y(z)}{Y(z)} = \frac{\frac{1}{n}}{1 - \frac{(n-1)}{n} z^{-1}} \quad (23)$$

Este filtro tiene las características propias de un filtro pasabajos, es decir

- (i) A bajas frecuencias, $z \rightarrow 1$, $H(z) \rightarrow 1$
- (ii) El polo, $\frac{(n-1)}{n}$, es menor a 1 y por lo tanto el filtro es estable

MÉTODO PROPUESTO

En este trabajo se propone un filtro de primer orden en función del parámetro c , dado por la ecuación (24), que permite extender el filtro estándar de CS de la ecuación (23).

Es fácil comprobar que satisface (i) estableciendo $z=1$. Además se cumple (ii)

$$H_p(Z) = \frac{1 - \frac{c(n-2)+1}{c(n-1)+1}}{1 - \frac{c(n-2)+1}{c(n-1)+1} z^{-1}} \quad (24)$$

porque es fácil verificar que

$$\frac{c(n-2)+1}{c(n-1)+1} < 1 \quad (25)$$

Este filtro tiene la particularidad que a medida que aumenta c , el polo se acerca a cero, haciendo el filtro más rápido frente al escalón, es decir se cumple la ecuación (26)

$$\frac{(c+1)(n-2)+1}{(c+1)(n-1)+1} < \frac{c(n-2)+1}{c(n-1)+1} \quad (26)$$

Observe que haciendo $c=1$ en ecuación (24) se obtiene la ecuación (23) correspondiente al método CS estándar.

Tomando la transformada inversa de Z a la ecuación (24) se llega a la ecuación (27), correspondiente al algoritmo propuesto para la esperanza.

$$\hat{m}_{ij}(n) = \frac{cY_{ij}(n) + [c(n-2)+1]\hat{m}_{ij}(n-1)}{c(n-1)+1} \quad (27)$$

De similar forma se obtiene la ecuación (28), correspondiente a la desviación estándar.

$$\hat{\sigma}_{Y_{ij}}(n) = \frac{c|Y_{ij}(n) - \hat{m}_{ij}(n)| + [c(n-2)+1]\hat{\sigma}_{Y_{ij}}(n-1)}{c(n-1)+1} \quad (28)$$

En la Figura 1 se muestra la respuesta del filtro frente a un escalón de entrada, parametrizado en función de c . La elección del valor de c dependerá del nivel de contaminación de ruido de patrón fijo, por lo tanto se deben efectuar las pruebas para encontrar el mejor valor según la secuencia de video de la cámara en particular.

Evaluación del algoritmo propuesto

El principal objetivo de esta sección es demostrar la habilidad del método propuesto en orden a reducir la no-uniformidad tanto con pruebas simuladas como reales.

Cabe mencionar que el número de operaciones matemáticas, que componen el filtro digital que da origen al algoritmo propuesto, aumenta a medida que el parámetro c aumenta (orden del filtro). Vemos que la respuesta del filtro es más rápida cuando cambia de $c=1$ a $c=2$. En consecuencia, hemos comparado los beneficios de utilizar el filtro con $c>2$ en contraste a los costos de su procesamiento, por lo que se decide analizar su comportamiento con $c=2$.

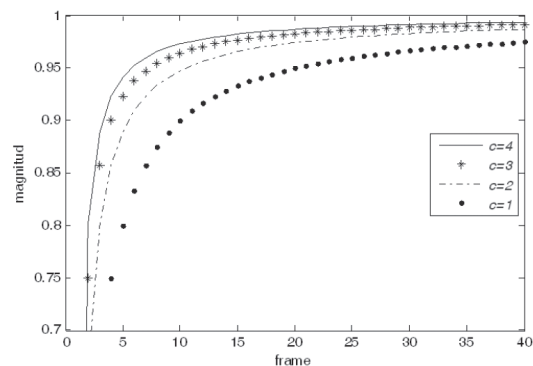


Figura 1. Respuesta a escalón del filtro propuesto. Según el valor de c . Se aprecia que a medida que aumenta c , más rápida es la respuesta frente al escalón.

En la Tabla 1 se observa que el método propuesto alcanza la misma respuesta con menos iteraciones.

Como medida cuantitativa de evaluación se empleará el error cuadrático medio (RMSE) dada por la ecuación (29), el cual mide la diferencia entre la imagen verdadera, $x_{ij}(n)$, y la corregida por el método propuesto, $\hat{x}_{ij}(n)$.

En efecto, cuanto menor sea el valor RMSE obtenido, más similar será la imagen obtenida en relación a la imagen original sin ruido.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{pm} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m (\hat{x}_{ij}(n) - x_{ij}(n))^2} \quad (29)$$

Donde $p \times m$ es el número de detectores en FPA. Para bajos valores de RMSE significa una mejor corrección del frame. El procedimiento de evaluación para cada conjunto de datos se detalla en la siguiente sección.

Resultados con video IR simulado

En la Figura 2 se muestra el frame 6 del video IR simulado para el análisis. En la Figura 2a se muestra el video original limpio. En Figura 2b, muestra el correspondiente frame con data corrupta, obtenida superponiendo ruido blanco espacial a cada imagen del video verdadero. En las Figuras 2c y 2d se muestran las correspondientes correcciones del frame mediante el método CS-NUC y CS-NUC-E respectivamente. En las Figuras 2e y 2f se muestran las correspondientes correcciones para $c=3$ y $c=4$, respectivamente. Para $c > 2$ no se notan diferencias susceptibles de apreciar a simple vista, estando acorde con los resultados de la Figura 1. Visualmente se aprecia que aplicando el algoritmo CS-NUC-E se obtienen imágenes superiores que con el algoritmo estándar CS-NUC. A su vez, se construyen secuencias de video con diferentes niveles de ruido, cuerpos en movimiento dentro de la escena y algunos movimientos inesperados de la misma cámara durante la secuencia. De esta forma se obtiene una secuencia IR simulada más próxima a una secuencia real y se expone al algoritmo a varias condiciones críticas severas. La Figura 3 muestra las diferentes curvas de RMSE asociada a las correspondientes secuencias de la Figura 2. Esto es, RMSE para el video corregido mediante el método de Estadísticas Constantes, RMSE obtenido mediante la secuencia corregida con el método propuesto. La gráfica indica que aproximadamente a partir del frame 180 comienza a estabilizarse el error, lo cual está de acuerdo con la apreciación visual de la corrección del video.

En la Figura 3a se muestra el perfil del RMSE para la secuencia de video simulado, con varianza de ruido de patrón fijo de 0,4 (40%) y en la Figura 3b se muestra el perfil RMSE para la secuencia de video IR simulado con varianza de ruido de patrón

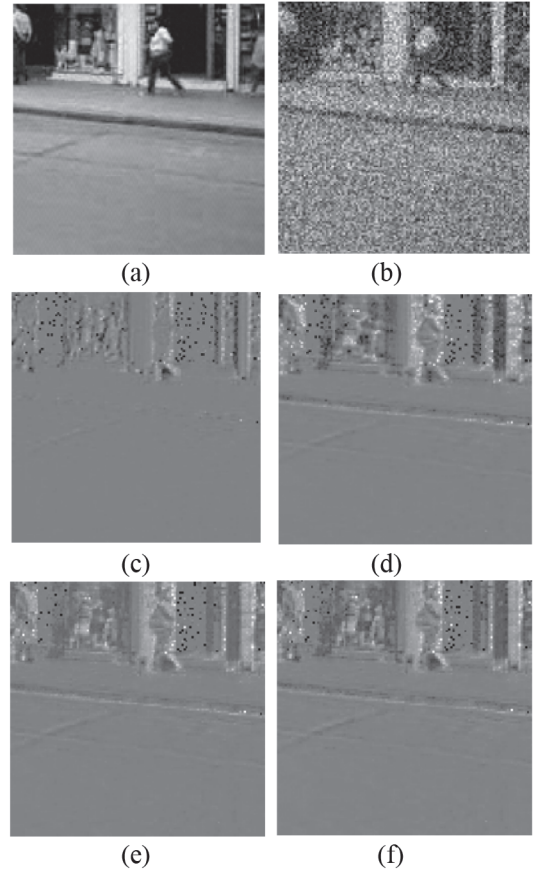


Figura 2. Resultados con data IR simulada donde se comprueba la mayor rapidez de corrección del algoritmo con filtro superior para el frame 6, a) el frame IR simulado de imagen verdadera, b) el correspondiente frame IR simulado corrupto, y los frames c), d), e) y f) corresponden a $c=1$, $c=2$, $c=3$ y $c=4$, respectivamente.

fijo de 0,8 (80%). En ambas figuras se aprecia que la convergencia es más rápida con el método propuesto, en comparación con el método CS estándar. Se obtienen mejores resultados mientras exista más variación dentro de la escena, lo que significa que los píxeles cambian constantemente. Observe que el movimiento rápido de la cámara experimentado en el frame 480, lleva a un resultado de mejor RMSE con el método propuesto. Este efecto se traduce en una mejora en la imagen corregida y es más notorio para el ruido de 40%. En ambas gráficas, la curva trazada con + representa la data corregida con el método CS-NUC y la línea continua representa el RMSE computado para el método CS-NUC-E. En

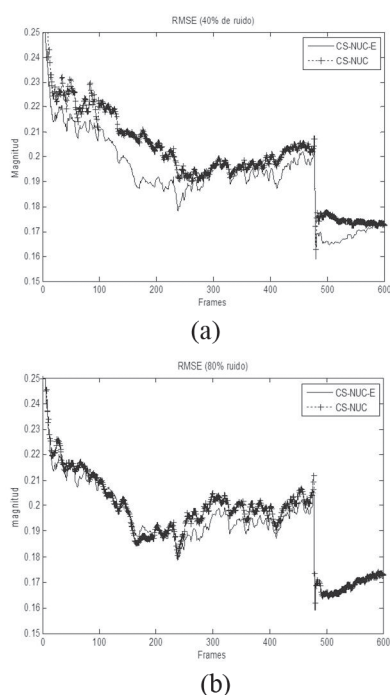


Figura 3. Curvas de RMSE para data IR simulada usando el método de Estadísticas Constantes (asterisco) y usando el método propuesto (línea continua), a) Perfil del RMSE para secuencia de video con data IR simulada con varianza de ruido $0,4$ (40%) y b) Perfil RMSE para secuencia de video con data IR simulada con varianza de ruido de $0,8$ (80%).

la Tabla 2 se indica que, para el mismo número de iteraciones entre ambos métodos, el CS-NUC-E tiene un RMSE menor.

Resultados con secuencias de imágenes IR reales

La primera secuencia ha sido obtenida usando una cámara FPA enfriada de 128×128 píxeles (Modelo Amber AE-4128) operando en el rango de $3 - 5\mu\text{m}$.

La Figura 4 muestra el frame 764 del video real. La Figura 4a muestra un frame de data corrupta. En Figuras 4b se muestra la data corregida con cuerpos negros que servirá de comparación con los demás frames. Las figuras 4c y 4d muestran las correspondientes correcciones usando los métodos CS-NUC y el propuesto, respectivamente. En las zonas remarcadas de las figuras se aprecia a simple vista la mejora entre el método propuesto ampliado CS-NUC-E y el estándar CS.

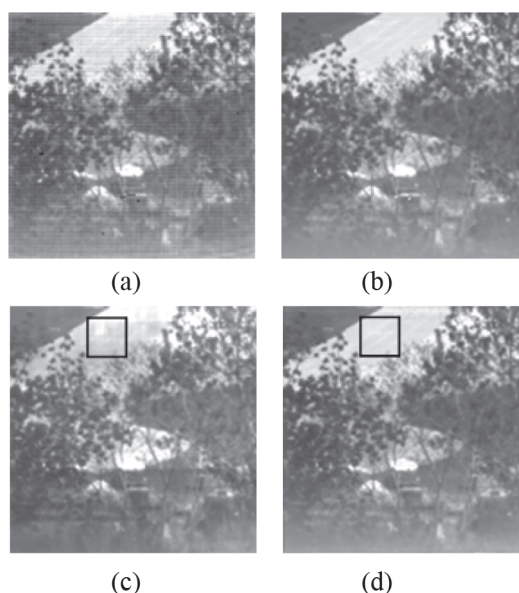


Figura 4. Desempeño del método propuesto bajo data IR real (modelo de cámara Amber) para el frame 764, a) frame corrupto que entrega la cámara, b) frame de referencia corregido con el método de cuerpos negros IR, c) el correspondiente frame corregido con el método CS estándar, y d) el correspondiente frame corregido con el método propuesto.

CONCLUSIONES

Este trabajo corresponde a una versión extendida del método CS-NUC. El nuevo algoritmo tiene la habilidad de mejorar con mayor rapidez la corrección de no-uniformidad, sobre todo cuando se aprecian grandes cambios dentro de la escena. Se verifica lo anterior haciendo pruebas tanto con data IR simulada como real. De esta forma las figuras fantasmas se disipan más rápidamente con el método de corrección propuesto. El indicador cuantitativo RMSE, tabulado para ambos métodos, corrobora la mejor corrección que se experimenta con el nuevo algoritmo, con mismo número de iteraciones.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo es apoyado por proyecto DIUFRO DI10-0049 de la Universidad de La Frontera, Temuco, Chile.

REFERENCIAS

- [1] D. Scribner, M. Kruer and J. Killiany. "Infrared Focal Plane Array Technology". IEEE. Vol. 79, Issue 1, pp. 66-85. January, 1991. ISSN: 0018-9219. DOI: 10.1109/5.64383.
- [2] P.M. Morse. "Thermal Physics". New York, W.A. Benjamin. 2nd edition. 1969. ISBN: 805372024.
- [3] John G. Harris and Yu-Ming Chiang. "Minimizing the Ghosting Artifact in Scene-Based Non-uniformity Correction". ISSN: 0277-786X. DOI: 10.1117/12.319364.
- [4] E. Vera. "Corrección Adaptiva de No-Uniformidad en Sistemas de Imágenes IR". Informe de Tesis para optar al grado académico de Magíster en Ciencias de la Ingeniería. Universidad de Concepción. Chile. 2003.
- [5] D.A. Scribner, K.A. Sarkady, J.T. Caulfield, M.R. Kruer, G. Katz and C.J. Gridley. "Non-uniformity correction for staring IR focal plane arrays using scene-based techniques". SPIE. Vol. 1308, pp. 224-233. 1990. ISBN: 9780819403599. DOI: 10.1117/12.21730.
- [6] S. Tzimopoulou and A. Lettington. "Scene Based Techniques for Non-uniformity Correction of Infrared Focal Plane Arrays". Proc. SPIE 3436. Infrared Technology and Applications XXIV. October 26, 1998. DOI: 10.1117/12.328013.
- [7] D. Scribner, K. Sarkady and M. Kruer. "Adaptive retina-like preprocessing for imaging detector arrays". In Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. Institute of Electrical and Electronics Engineers, pp. 1955-1960. New York, USA. 1993. Print ISBN: 0-7803-0999-5. DOI: 10.1109/ICNN.1993.298856.
- [8] S. Torres, E. Vera, R. Reeves and S. Sobarzo. "Adaptive Scene-Based Non-uniformity Correction Method for Infrared Focal Plane Arrays". Proceeding of SPIE 5076, pp. 130-139. 2003. ISBN: 9780819403599. DOI: 10.1117/12.487217.
- [9] S.N. Torres, J.E. Pezoa and M.M. Hayat. "Scene-Based Nonuniformity Correction for Focal Plane arrays by Use of the Method of the Inverse Covariance Form". Applied Optics. Proc. 42, pp. 5872-5881. 2003. ISSN: 1559-128x. DOI: 10.1364/AO.42.005872.
- [10] S. Torres and M. Hayat. "Kalman Filtering for Adaptive Non-uniformity Correction in Infrared Focal Plane Arrays". The JOSA-A Opt. Soc. of America. Vol. 20 N° 3, pp. 470-480. 2003.
- [11] B.M. Ratliff, M.M. Hayat and R.C. Hardie. "Algebraic scene-based non-uniformity correction in focal-plane arrays". In Infrared Imaging Systems: Design, Analysis, Modeling, and Testing XII, G. C. Holst, ed. Proc. SPIE 4372, pp. 114-124. 2001.
- [12] B.M. Ratliff, M.M. Hayat and R.C. Hardie. "An algebraic algorithm for non-uniformity correction in focal-plane arrays". J. Opt. Soc. Am. A. Vol. 19, pp. 1737-1747. 2002.
- [13] B.M. Ratliff, M.M. Hayat and J.S. Tyo. "Radiometrically calibrated scene-based non-uniformity correction for infrared array sensors". In Infrared Technology and Applications XXVIII, B.F. Anderson, G. F. Fulop, and M. Strojnik, eds. Proc. SPIE 4820, pp. 359-367. 2003.
- [14] F. Torres, S. Torres and C. San Martin. "A Recursive Least Square Adaptive Filter for Non-uniformity Correction of Infrared Image Sequences". LNCS. Vol. 3773, pp. 540-546. 2005.
- [15] F. Torres, C. San Martin and S. Torres. "A RLS Filter for Non-uniformity and Ghosting Correction of Infrared Image Sequences". LNCS 4225, pp. 446-454. 2006.
- [16] J.G. Harris and Y.M. Chiang. "Non-uniformity correction of infrared image sequences using the constant-statistics constraint". IEEE Trans. Image Process. Vol. 8, Issue 8, pp. 1148-1151. 1999. ISSN: 1057-7149. DOI: 10.1109/83.777098.
- [17] J.G. Harris and Y.M. Chiang. "An Analog Implementation of the Constant Static Constraint for Sensor Calibration". In Proc. of neural information processing systems. Denver, Colorado, USA, pp. 699-705. December, 1996. URL: <http://papers.nips.cc/paper/1249-an-analog-implementation-of-the-constant-average-statistics-constraint-for-sensor-calibration.pdf>
- [18] J.G. Harris and Y.M. Chiang. "Non Uniformity Correction Using Constant Statics Constraint: Analog and Digital Implementation". Proc. SPIE 3061, Infrared Technology and

- Applications XXIII, 895. August 13, 1997. DOI: 10.1117/12.280308.
- [19] J.G. Harris and Y.M. Chiang. "An Analog Integrated Circuit for Continuous-Time Gain and Offset Calibration of Sensor Arrays". Vol. 12, Issue 3, pp. 231-238. ISSN: 1573-1979. DOI: 10.1023/A:1008297408871.
- [20] M. Schulz and L. Caldwell. "Nonuniformity correction and correctability of infrared focal plane arrays". Infrared Physics & Technology. Vol. 36, pp. 763-777. 1995.
- [21] K. Ogata. "Discrete-time Control Systems". 2nd edition. Upper Saddle River, NJ, USA. Prentice Hall. 1967.