

UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA



**CORRECCIÓN DE NO-UNIFORMIDAD EN
SENSORES INFRARROJOS USANDO UN SISTEMA
DE CANCELACIÓN DE RUIDO**



Por
Sebastián Eugenio Godoy Medel

Profesor Patrocinante:

Sergio N. Torres Inostroza, PhD.

Informe de Tesis de Grado para optar al Grado de

Magister en Ciencias de la Ingeniería

Mención en Ingeniería Eléctrica

Concepción, CHILE.

Enero de 2009



A mi madre...

Resumen

Los arreglos de detectores de radiación infrarroja aun presentan un problema indeseable, y es que a pesar de los avances que se han registrado en la tecnología y en las técnicas de fabricación, todavía presentan diferente foto-respuesta entre ellos. Este problema recibe el nombre de no-uniformidad o ruido de patrón fijo, y se distribuye espacialmente en el plano del arreglo al momento de capturar imágenes. En otras palabras, el ruido espacial corresponde a la inhabilidad de generar una imagen uniforme de salida cuando el arreglo se ilumina con fuentes de intensidad uniforme. El ruido espacial es inherente a cualquier arreglo y compromete severamente la calidad de las imágenes adquiridas, haciéndolas inapropiadas para algunas aplicaciones.

En el presente Informe de Tesis se propone una nueva técnica que pretende solucionar el problema de la no-uniformidad utilizando como base teórica un sistema de cancelación de ruido, una solución ampliamente utilizada en sistemas de audio profesional.

El método propuesto descansa en la consideración de que la fuente generadora del ruido aditivo que se desea eliminar, está disponible de alguna forma. Se realiza un estudio analítico que demuestra que ruidos simulados y no correlacionados no afectan mayormente el desempeño del algoritmo.

La principal característica del presente trabajo, es que todos los cálculos se reducen a una única y simple ecuación que permite la compensación del ruido aditivo. Además, se implementa la versión recursiva de dicha ecuación que tiene beneficios directos como menor requerimiento de memoria para futuras implementaciones en hardware.

El desempeño del sistema propuesto y su habilidad para compensar el ruido espacial se evalúa mediante la aplicación del filtro a datos IR dados por dos cámaras: Cámara FLIR Amber modelo AE-4128 que opera en el rango $3-5\mu\text{m}$ y cámara FLIR Merlin que opera en el rango

7-14 μ m. Para ambas, se analizan los casos con ruido simulado y real, comparando con figuras de mérito disponibles en la literatura y utilizando para esto calibración de cuerpos negros como referencia de comparación.



Índice General

| | |
|---|-----------|
| Resumen | II |
| Índice de Figuras | VI |
| Agradecimientos | VIII |
| 1. Introducción | 1 |
| 1.1. Antecedentes Históricos | 2 |
| 1.2. Definición del Problema | 3 |
| 1.3. Estado del Arte | 5 |
| 1.3.1. Métodos de Calibración | 6 |
| 1.3.2. Métodos Basados en Imágenes | 7 |
| 1.4. Hipótesis de Trabajo | 10 |
| 1.5. Objetivos | 10 |
| 1.5.1. Objetivo General | 10 |
| 1.5.2. Objetivos Específicos | 10 |
| 1.6. Alcances y Limitaciones | 11 |
| 1.7. Temario y Metodología | 11 |
| 2. Nouniformidad y su Corrección | 13 |
| 2.1. Hardware de visión infrarroja (IR) | 13 |
| 2.1.1. Arreglos de detectores infrarrojos | 13 |
| 2.2. Ruido en Imágenes IR | 14 |
| 2.2.1. Nouniformidad | 15 |

| | |
|--|-----------|
| 2.2.2. Ruido Temporal | 15 |
| 2.3. Modelo Matemático para un IR-FPA | 16 |
| 2.4. Figuras de Mérito en NUC | 17 |
| 2.4.1. Coeficiente de Rugosidad | 17 |
| 2.4.2. Error Raiz-Medio-Cuadrático | 18 |
| 2.4.3. Evaluación a Ojo Desnudo | 18 |
| 2.5. Calibración de Dos Puntos | 19 |
| 2.6. Estadísticas Constantes | 21 |
| 3. Método de Cancelación de Ruido | 25 |
| 3.1. Introducción | 25 |
| 3.2. Método de Cancelación de Ruido | 26 |
| 3.2.1. Análisis Preliminar | 27 |
| 3.3. Análisis utilizando Filtros Wiener | 29 |
| 3.3.1. Analogía con Método de Cancelación de Ruido | 30 |
| 3.4. Aplicación del NC al problema de NUC | 31 |
| 3.5. Cancelación de Offset usando NC | 32 |
| 3.5.1. Diseño del Filtro | 33 |
| 3.5.2. Implementación | 35 |
| 3.5.3. Análisis Teórico | 36 |
| 3.5.4. Versión Recursiva | 41 |
| 4. Resultados y Análisis | 43 |
| 4.1. Introducción | 43 |
| 4.2. Aplicación sobre datos simulados | 43 |
| 4.2.1. Influencia del Tamaño del Bloque en el Desempeño | 44 |
| 4.2.2. Influencia del Número de Taps en el Desempeño | 45 |
| 4.3. Aplicación sobre datos reales | 46 |
| 4.3.1. Influencia del Tamaño del Bloque para Cámara Amber | 46 |
| 4.3.2. Influencia del Tamaño del Bloque para Cámara Merlin | 47 |

| | |
|--|-----------|
| 4.4. Contrastación de resultados | 50 |
| 5. Conclusiones | 55 |
| 5.1. Conclusiones | 55 |
| 5.2. Trabajo Futuro | 56 |
| 5.3. Publicación | 57 |
| Bibliografía | 62 |



Índice de Figuras

| | |
|---|----|
| 1.1. Imágenes IR con diferentes tecnologías | 4 |
| 2.1. Diagrama de Bloques de un FPA | 14 |
| 2.2. Cuerpos Negros para Cámara Amber | 20 |
| 2.3. Rugosidad para Calibración de dos Puntos | 21 |
| 2.4. Ganancia y offset referenciales | 22 |
| 2.5. Corrección de Nouniformidad mediante Estadísticas Constantes | 24 |
| 3.1. Diagrama de Bloques del NCS. | 26 |
| 4.1. RMSE medio por pixel | 46 |
| 4.2. Influencia tamaño bloque cámara Amber | 48 |
| 4.3. Influencia tamaño bloque cámara Amber | 49 |
| 4.4. Influencia tamaño bloque cámara Merlin | 51 |
| 4.5. Influencia tamaño bloque cámara Merlin | 52 |
| 4.6. Contrastación de Resultados mediante coeficiente de rugosidad | 53 |
| 4.7. Contrastación de Resultados mediante RMSE con técnicas clásicas de NUC | 54 |

Agradecimientos

Son muchas las personas que debería nombrar en estas líneas, pero me quedaré con las más trascendentales... con aquellas que no han bajado la guardia y siempre me han apoyado, tanto a lo largo del desarrollo de esta Tesis como a lo largo de mi vida.

Primero, debo dar gracias a mi madre. A aquella incansable mujer que desde que era pequeño me ha guiado y acompañado en los momentos en que más le he necesitado. Por su apoyo, por su incondicionalidad de madre y principalmente por su amor que no espera nada a cambio. Mamá, todo mi trabajo va dedicado a ti.

Mis hermanas son mis ojos y no puedo sino darle las gracias por el tiempo, por entender las veces en que no pude estar con ellas, pero sobretodo por el inmenso amor que siento de su parte. Susana y Sandra, o Sandra y Susana para que ninguna se sienta primero, todos los días le doy gracias a Dios por haberlas traído a mi vida. Gracias infinitas por siempre estar presentes. Gracias por ser mi apoyo, mi puesta a tierra. Gracias por ser mis dos razones para seguir peleando el día a día.

Mi padre, a su manera, siempre a jugado un rol importante en mi vida. Gracias a ti también papá, por ser el proveedor durante los años en que viví bajo tu techo; gracias por los consejos que siempre me diste y por preocuparte del desarrollo de esta Tesis.

No puedo dejar de nombrar a la mujer que llegó a alegrarme la vida y que ha sido mi pilar en esta última etapa. Gracias Ely por ser mi compañera, mi amiga, mi confidente.... Gracias por aguantar las noches de desvelo y trabajo, en donde siempre me acompañaste y peleaste codo a codo conmigo. Gracias por el apoyo constante y los consejos que siempre tuviste en los momentos difíciles. Gracias mi querida Ely por estar conmigo... Tú abriste nuevamente mi alma y dejaste salir lo mejor de mi.

Doy gracias también a mi amigo incondicional, Gabriel. Mi hermano postizo que siempre ha estado a mi lado, siendo mi cable a tierra, mi confidente y el mejor amigo que alguien jamás podría tener. Gracias por estar siempre... por no rendirte de esta amistad, por no dar el brazo a torcer y ser un tipo muy sólido.

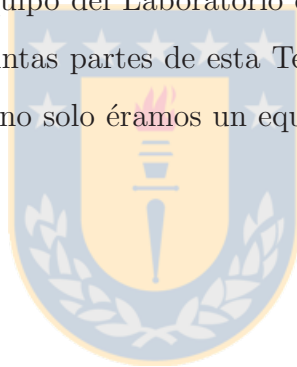
Es inmedible el aprecio que siento por mi profesor patrocinador, Sergio Torres. Él siempre ha confiado en mis ideas, en mi trabajo y por sobre todo ha puesto en mi la mentalidad de que se puede ser cada vez mejor en lo que uno hace. Gracias por el ejemplo, la confianza y el apoyo que me ha brindado desde el primer día en que comenzamos a trabajar juntos el año 2004.

Doy también gracias a Dios por estar siempre presente en mi vida.

Finalmente, gracias a todo el equipo del Laboratorio de Optoelectrónica, al equipo del Laboratorio de Transmisión y al equipo del Laboratorio de Visualización y Tecnologías de Información, en donde desarrollé distintas partes de esta Tesis. Gracias por los consejos, amistad y las tardes de cervezas, en donde no solo éramos un equipo de trabajo, sino también un equipo de amigos.

A todos uds. gracias.

Sinceramente,



Sebastián Godoy Medel

Capítulo 1

Introducción

La banda infrarroja (IR) es una de las tantas bandas de radiación electromagnética presente en la naturaleza que el ojo humano no es capaz de percibir dada su limitación natural a detectar la banda visible. La fuente primaria de la radiación IR es el calor emitido por todos los cuerpos que se encuentran a una temperatura superior al cero absoluto. Este calor, en rigor llamado radiación térmica, se emite desde las capas más superficiales del cuerpo hacia el ambiente. Este fenómeno de emisión corporal hace que sea la temperatura particular del objeto emisor, lo que determine la longitud de onda a la cuál se alcanzará el máximo de emisión IR. En efecto, a mayor temperatura, menor longitud de onda de la radiación emitida, presentándose casos extremos en los que la emisión alcanza el espectro visible y las partes calientes se ven en coloraciones rojas. En lenguaje coloquial, se dice que dicho objeto está “*al rojo*”.

Se puede decir que la radiación IR se encuentra controlada por dos factores: La temperatura del objeto y la naturaleza de su superficie conocida como *emisividad*. Al hablar de temperatura de un cuerpo, se hace referencia a la cantidad de energía calórica almacenada en él. La emisividad se define como la razón con la que un objeto irradia energía con respecto a un punto referencial dado por un radiador de cuerpo negro, black-body radiator (BB), a la misma temperatura.

La ubicación de la banda IR dentro del espectro electromagnético está acotada por el espectro visible por un lado y las microondas por el otro. En números, esto sería desde los $0.75\mu\text{m}$ hasta los $1000\mu\text{m}$ aproximadamente de longitud de onda. En general, el espectro IR se subdivide en tres regiones importantes, cada una con sus propias características: IR cercano ($0.75\text{-}5\mu\text{m}$), IR

medio ($5\text{-}30\mu\text{m}$), e IR lejano ($30\text{-}1000\mu\text{m}$).

1.1. Antecedentes Históricos

La radiación IR fue descubierta alrededor del año 1800 cuando Sir William Herschel repitió el experimento del prisma de Newton, haciendo pasar luz solar a través de un prisma. Herschel detectó que se producía un aumento de calor al avanzar del color violeta hacia el color rojo y que la emisión máxima se registraba fuera del espectro visible, en la zona inmediata al rojo. Para estos resultados, él concluyó que debería existir *una forma invisible de luz más allá del espectro visible que maximizaba la emisión de calor*. Posteriormente esta forma de luz se conocería como radiación IR.

En el año 1900, Max Plank dedujo la Fórmula de Radiación que lleva su nombre, y a pesar de que en sus versiones preliminares no se ajustaba a los resultados empíricos, marcó un hito en el análisis del fenómeno de emisión. Al incluir en sus planteamientos el, en ese entonces, nuevo concepto de la cuantización de la energía, dicha fórmula permitió predecir de manera cuantitativa la cantidad de energía que irradia un cuerpo negro en función de su temperatura y de su longitud de onda, [1, 2].

La tecnología para capturar imágenes en la banda IR fue desarrollada durante la Segunda Guerra Mundial. A mediados del siglo XX se comenzaron a fabricar sensores IR para misiles anti-aéreos utilizando detectores salinos. Además, durante este periodo se lograron grandes avances en el área de los semiconductores tales como la reducción del *bandgap*, lo que ayudó directamente a mejorar la sensibilidad y las capacidades de detección a diferentes longitudes de onda, [2]. Esto pavimentó el camino para los exitosos sistemas infrarrojos de detección en movimiento utilizados en aviones de guerra que se desarrollaron en los años 70 y que fueron conocidos como airborne forward-looking infrared (FLIR) system, [3].

También en los años 70, se inventó el *dispositivo de carga acoplada*, Charge-Coupled Device (CCD), que fue inmediatamente reconocido como el mejor elemento disponible para obtener imágenes con dispositivos de estado sólido. Los CCD se pueden entender como circuitos integrados que contienen un número determinado de condensadores acoplados. Internamente cada sensor en el arreglo transfiere su salida en forma de carga eléctrica a uno o varios condensadores

acoplados durante un intervalo de tiempo conocido como *tiempo de integración*. Bajo el control de un circuito interno, cada condensador transfiere su carga a la siguiente línea de condensadores. Esto se repite hasta tener toda la información de los sensores a la salida del dispositivo. Resulta evidente que en cada transferencia de carga, se sufren pérdidas muy pequeñas, pero que a la larga se traducen en un factor importante de diseño para arreglos de millones de sensores, [4, 5].

Gracias al alto desarrollo que se ha registrado en los últimos 30 años para los CCD de Silicio y los avances para tecnologías en Very-Large Scale Integration (VLSI), se pudieron crear arreglos empaquetados de detectores IR de estado sólido conocidos como los IR focal-plane array (FPA), [2]. Los IR FPA se pueden entender como un arreglo bidimensional de detectores en un mismo plano focal, con salidas multiplexadas.

Durante los últimos años diferentes materiales y técnicas se utilizan en el proceso de detección de la radiación IR, siendo un campo de constante investigación dadas sus múltiples áreas de aplicación: no solo se pueden detectar la presencia de objetos, sino que además su temperatura independientemente de las condiciones de luz visible que exista en el ambiente. Así, los sistemas de imágenes IR se masificaron y diversificaron a una gran variedad de campos del conocimiento como la vigilancia nocturna, percepción remota, astronomía, biología, etc. Por lo mismo, actualmente, en el Center for High Technology Materials (CHTM), en asociación con el Electrical and Computer Engineering Department, ambos de la *University of New Mexico*, NM, USA, se están desarrollando detectores que presentan altas temperaturas de operación ($\sim 150^{\circ}K$). Esto resulta ser altamente deseable pues –en su mayoría– los sistemas de captura de imágenes IR deben operar a temperaturas criogénicas para mantener los electrones en sus bandas de energía correspondiente, [6, 7].

1.2. Definición del Problema

Lamentablemente, y a pesar de los grandes avances que se han registrado en el área, los IR FPA todavía sufren un problema grave e indeseable que es conocido como el *ruido de patrón fijo*, fixed-pattern noise (FPN). El FPN es principalmente atribuible a la diferente foto-respuesta de cada uno de los detectores en el arreglo, aun cuando ellos puedan recibir la misma radiación

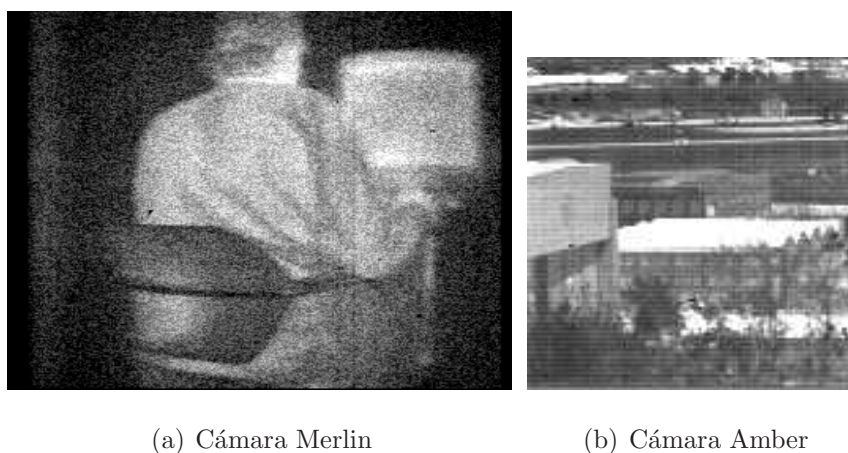


Fig. 1.1: Imágenes reales capturadas con diferentes tecnologías para distintas bandas del espectro IR.

IR de entrada y estén fabricados con los mismos materiales y utilizando las mismas técnicas. Este efecto degrada severamente la calidad de las imágenes adquiridas pues se manifiesta como un ruido fijo con efectos aditivos y multiplicativos que se superpone en la imagen real de entrada. En palabras simples, el ruido se presenta como una capa superpuesta a la imagen que da el aspecto de estar mirando una imagen a través de una ventana sucia. Esto queda de manifiesto al observar la Figura 1.1, en donde se presentan dos imágenes capturadas con diferentes cámaras IR. En la Figura 1.1(a) se muestra la salida de una cámara FLIR modelo Merlin de 320×240 píxeles, fabricada en HgCdTe para el rango $7-14\mu\text{m}$, en donde se puede observar que la imagen está totalmente saturada de FPN y, por lo mismo, la imagen real de entrada resulta ser casi indistinguible. La Figura 1.1(b), corresponde a la salida de una cámara Amber modelo AE-4128 de 128×128 píxeles, fabricados en InSb para el rango de $3-5\mu\text{m}$. La cámara Amber presenta un FPN mucho menor, pero aun así resulta molesto y perturba la información real de entrada, dificultando tareas como reconocimiento de patrones (*pattern recognition*) o seguimiento de objetos o referencias (*tracking*), por lo que la compensación del ruido es una necesidad primordial para aumentar su nivel de prestaciones, resolución y eficiencia [8].

Considerando el carácter independiente que presenta la foto-respuesta de cada uno de los detectores en el arreglo, el problema del FPN en la literatura también es llamado nonuniformidad (NU) espacial, pues corresponde a la respuesta no uniforme de todos los detectores. La com-

ponente aditiva del FPN recibe el nombre de *offset* y la multiplicativa recibe el nombre de *ganancia*. En el presente informe, se trabajará indistintamente con cualquiera de estos nombres para referirse a cada una de las componentes involucradas.

La corrección de la nonuniformidad (NUC) se ha implementado mediante métodos de calibración, en las cuales se utilizan fuentes de radiación de intensidad uniforme. A pesar de que dicha calibración es uno de los métodos de NUC más básicos, precisos y efectivos, no es aplicable en la mayoría de los casos pues interrumpe la operación normal de la cámara. A esto último, se debe agregar que los radiadores de cuerpo negro son costosos, pesados y requieren su propio sistema mecánico y eléctrico, [9]. Además, la NU tiende a cambiar lentamente en el tiempo dado que el desempeño de los detectores IR y su electrónica dependen directamente de la temperatura del sistema. Entonces, una calibración de laboratorio no soluciona realmente el problema y frecuentemente se deben compensar estas diferencias durante el tiempo de operación de la cámara.

Como alternativa, se han desarrollado un gran número de soluciones basadas en procesamiento de señales. La gran ventaja que presentan estas técnicas es que permiten la operación continua de la cámara y no requieren de fuentes de calibración. Sin embargo, estos métodos basan su funcionamiento en la diversidad de la irradiancia vista por cada fotodetector, y en algunas ocasiones, el desempeño depende muchísimo del movimiento que exista en la escena que está siendo capturada, [10].

Así, esta Tesis de Grado aborda el problema de la NUC desde el punto de vista de procesamiento de señales, proponiendo y evaluando una nueva alternativa que resulte ser simple de implementar, pero lo suficientemente poderosa para competir con las alternativas ya desarrolladas.

1.3. Estado del Arte

A pesar de que se lleva bastante tiempo investigando en el área de NUC, aun no existe una solución definitiva para el problema dada la diversidad de tecnologías y condiciones de contorno que se fijan para cada una de las cámaras que los fabricantes lanzan al mercado. Por lo mismo, el campo de investigación sigue abierto y es un tema muy abordado en conferencias y revistas

tanto de procesamiento de señales como de óptica aplicada.

Conforme a lo comentado al final de la sección anterior, las técnicas de corrección que se han desarrollado hasta la fecha se suelen dividir en dos grandes categorías: las basadas en una referencia conocida que son llamadas *técnicas de calibración*, y las técnicas basadas en imágenes o procesamiento de señales. Las técnicas de calibración tienen la ventaja de ser precisas y simples, sin embargo no consideran la variación temporal del FPN por lo que se deben realizar cálculos de actualización de los parámetros cada cierto tiempo, interrumpiendo la operación normal de la cámara al tener que enfocar el BB, [11]. A diferencia, las técnicas basadas en imágenes utilizan directamente la información de la escena durante la operación de la cámara, y por lo mismo, la calidad de la corrección es proporcional a la calidad de las imágenes capturadas.

En general, el problema de la NUC se ataca considerando un modelo lineal para la fotorespuesta de los detectores, ya que resulta ser una excelente aproximación de acuerdo a los estudios realizados con anterioridad como el que se muestra en [12]. Resulta claro que a pesar de sólo considerar una aproximación afín con dos parámetros de FPN, el sistema de ecuaciones lineales resultante está mal definido pues el rango de la matriz conjunta es menor a dos.

1.3.1. Métodos de Calibración

Dentro de los **métodos de calibración**, el más simple es la **calibración de dos puntos**, two-point calibration (TPC). Dicha técnica considera que el offset y la ganancia son independientes de la temperatura y el tiempo, por lo que utilizando la información de dos BB a distinta temperatura genera un sistema de ecuaciones bien definido para cada detector del FPA. Dados los óptimos resultados que presenta esta técnica, en la literatura se considera como la mejor estimación posible de los parámetros reales, por lo que en todos los trabajos se utiliza como cota de estimación.

Schultz en [13] plantea una solución utilizando más de dos fuentes uniformes. Con ellas, calcula los parámetros de cada detector usando ajustes de curvas por mínimos cuadrados. Resulta muy importante rescatar que en este trabajo se introduce la figura de mérito llamada *correctabilidad*, c , que relaciona el ruido espacial con el ruido temporal presente en el FPA.

Mucho tiempo después, en el año 2005, se han planteado mejoras al método de TPC como

el que desarrolló Zhou *et. al* en [14], al considerar un modelo experimental para los detectores. A pesar de los excelentes resultados que logró frente al TPC clásico, también está limitado al intervalo de tiempo inmediatamente anterior (o posterior) en donde el *drift* de los parámetros puede despreciarse.

1.3.2. Métodos Basados en Imágenes

Los **métodos basados en imágenes** o señales, se pueden subclasificar en dos categorías importantes de acuerdo a la naturaleza con los que el offset y la ganancia son estimados: métodos estadísticos y métodos algebraicos.

Métodos Estadísticos

Los **métodos estadísticos** se han desarrollado desde antes que Milton presentara el problema en [15]. Esto, dadas las limitaciones de implementación que presentan las técnicas de calibración.

Una de las primeras aproximaciones la planteó Narendra *et. al* en [10, 16] quién concibió el concepto de **estadísticas constantes**, constant statistics (CS), en el FPA. Esto quiere decir que la media y la varianza de la radiación vista en todo el arreglo es la misma para cada uno de los detectores y además sigue una distribución gaussiana con media nula. Para lograr esto, aparte de tener que hacer un pre- y post-procesamiento de los datos (escalándolos a media cero) requiere de un gran número de frames con variabilidad constante. A pesar de estas fuertes restricciones, el método presenta buenos resultados pero se ve afecto a la aparición de *ghosting* para datos que no cumplen las condiciones anteriores. El ghosting se puede entender como una imagen muy tenue que se sobrepone en cada frame y se origina por la “memoria” que se tiene de las imágenes más recurrentes, apareciendo como verdaderos fantasmas en el video.

En el año 1993, Scribner introdujo el uso de redes neuronales en la estimación de los parámetros de NU en [17]. Para implementar esta solución, Scribner consideró un modelo similar al del ojo humano y logró realizar una estimación frame-a-frame en forma adaptiva. Como ventaja frente a algunas otras técnicas se puede mencionar que el rango dinámico de los datos no se ve mayormente afectado. La principal desventaja que presenta este método es la intesidad de los

cálculos, que hacen su implementación poco práctica en tiempo real

Posteriormente, Harris *et. al* propuso mejoras al método de CS en [18, 19]. Harris planteó un método recursivo para la estimación e introdujo circuitos electrónicos que la implementan. Sin embargo, el método sigue siendo demasiado restrictivo y su dependencia de los datos capturados previamente lo hacen poco práctico.

Hayat, el año 1998 en [20] propone un algoritmo estadístico que basa su desarrollo en la suposición de que el arreglo es expuesto al mismo rango de radiación incidente. Esto permite calcular el FPN en forma adaptiva mediante un filtro Wiener de tiempo discreto. Uno de los puntos importantes que se presentan en el presente paper es que se incluye la estimación de la varianza del ruido temporal de las imágenes.

Manteniendo la línea planteada por Narendra y Harris respecto de las estadísticas globales del FPA, en [21, 22] se consideró que la radiación incidente seguía una distribución uniforme, teniendo un mínimo y un máximo común. Tanto Torres como Reeves, presentan excelentes resultados al considerar esta distribución para soluciones finales teóricamente distintas: el primero utiliza Filtro Kalman, y el segundo estadísticas globales como Harris. A pesar de que se tienen condiciones globales sobre el arreglo, éstas resultan ser menos restrictivas, logrando un performance similar en un menor número de frames. Estos trabajos también son complementados en [23, 24] para el filtro Kalman y en [25] para el análisis del método del rango constante.

Resulta muy interesante mencionar que Torres en [23] y en sus publicaciones asociadas introduce por primera vez la utilización de la información previamente calculada mediante un modelo de Gauss-Markov para el sistema. Con esto, se puede implementar un filtro Kalman que estima en forma óptima tanto el offset como la ganancia de los detectores, al considerar el modelo lineal para éstos.

En [26], Pezoa desarrolló una nueva versión del filtro Kalman utilizando la forma de la covarianza inversa. Este enfoque que fue planteado el 2003, buscaba solucionar el problema de la complejidad inherente al utilizar un filtro Kalman de gran dimensión.

El año 2006, como una mejora a la solución de Torres, Yaobo Jian desarrolló en [27] un método que presenta la misma metodología del filtro Kalman, pero considerando un modelo no-lineal para los detectores. Lo que se plantea, es aproximar la curva de la foto-respuesta mediante subsegmentos lineales. Esto lo logra tomando como valor de muestra para el intervalo

k , el punto medio del k -ésimo segmento. Con esto, se logra una aproximación afín mucho más exacta de la curva lo que en rigor implicaría una mejor estimación de los parámetros. En esta publicación no se realiza una comparación efectiva con el método de Torres, por lo que no se puede concluir si el modelo no-lineal presenta mejoras concretas frente a la aproximación afín de primer orden.

Dado el avance presente en el procesamiento de señales, el año 2007 Han-lin Qin en [28] desarrolla un método de NUC utilizando la transformada wavelet para secuencias discretas. A pesar de que en dicha publicación se muestran resultados aceptables para una evaluación a ojo desnudo, no existe ninguna métrica o figura de mérito que permita cuantificar resultados en razón a otras técnicas clásicas como las mencionadas acá.

A fines del 2007, San Martín en [29] presenta una alternativa recursiva similar al filtro Kalman, que permite estimar el FPN aditivo. A pesar de que sólo realiza la estimación del ruido aditivo, dada su alta ponderación en el ruido total, los resultados son más que satisfactorios. Su gran aporte es que utiliza cálculos simples y no es dependiente del rango dinámico de los datos, ya que asumiendo el máximo y mínimo posible en la cámara, los resultados son casi tan buenos como utilizando el rango exacto. Además, en el desarrollo del algoritmo, se incluye la reducción del *ghosting* presentando mejoras bastante importantes. Todo esto, además de que la condición fundamental de rango constante es fácil de satisfacer viendo una fuente fría y una caliente durante la operación de la cámara, lo hace ser un método muy interesante de aplicar en tiempo real.

Métodos Algebraicos

Los **métodos algebraicos** buscan dar solución al problema de NUC determinando los parámetros mediante un sistema de ecuaciones bien definido para todas las incógnitas que se deben manejar: offset y ganancia para cada uno de los píxeles en el arreglo –lo que se traduce en al menos $2PQ$ incógnitas, para un arreglo de $P \times Q$ píxeles [9, 30, 31]. Por lo mismo, esta forma de atacar el problema se ha comenzado a abordar en los últimos años, dados los costos computacionales involucrados.

En particular, Ratliff *et. al* en [31] ha desarrollado un algoritmo generalizado que estima

ambos parámetros basándose en movimiento uni- o bi-dimensional de la cámara en la escena que se está capturando.

1.4. Hipótesis de Trabajo

Considerando la teoría que involucra un sistema de cancelación de ruido y el buen desempeño que presenta en aplicaciones de audio, se plantea la hipótesis de que se podrá utilizar dicha teoría en desarrollar un algoritmo de corrección simple y con buenas prestaciones sobre datos IR reales.

1.5. Objetivos

1.5.1. Objetivo General

Desarrollar un algoritmo de NUC que presente buenos resultados en la estimación del offset basándose en un sistema de cancelación de ruido.

1.5.2. Objetivos Específicos

- Conocer los procesos involucrados en la detección de radiación mediante sensores de estado sólido.
- Conocer los fenómenos optoelectrónicos generadores de ruido y de la nonuniformidad para realizar un modelamiento de cada detector.
- Realizar un estudio del sistema de cancelación de ruido y estudiar su aplicabilidad como método de corrección de ruido espacial.
- Realizar un estudio de desempeño frente a alguna técnicas clásica.
- Analizar condiciones de diseño del filtro digital que permitan minimizar el MSE de la estimación en base a los datos de cámaras infrarrojas disponibles.

1.6. Alcances y Limitaciones

El arreglo se modelará en forma independiente detector-a-detector utilizando un modelo lineal que incluye ruido aditivo y multiplicativo, conforme a la experiencia previa en el tema. Las consideraciones que justifican este modelo se dan en la Sección 2.3.

Dada la naturaleza del filtro que se discute en la Sección 3.5, en este Informe de Tesis se presenta la estimación del offset (ruido aditivo) que afecta al sistema IR FPA. Actualmente se está implementando la versión recursiva que compensa la ganancia, sin embargo hasta la fecha no arroja resultados concluyentes que mejoren el desempeño logrado con la corrección del offset, razón por la que no se ha incluido en el presente informe.

Los resultados se contrastan con dos índices cuantitativos de desempeño y el método propuesto se prueba sobre los datos IR de dos cámaras diferentes con el fin de conocer si el algoritmo presenta alguna dependencia de la tecnología o de las bandas en la que se presenten los datos.

El primer set de datos corresponde a capturas en el rango mid-IR (3-5 μm), capturados a las 1 PM con la cámara **Amber** modelo AE-4128 de 128×128 pixeles, fabricada con un FPA enfriado de InSb. Los datos están capturados a tasa de 30fps, en donde cada píxel ha sido cuantizado en enteros de 16 bits.

El segundo set de datos se han capturado con una cámara FLIR modelo **Merlin** que captura datos en el rango 7-14 μm utilizando un FPA no-enfriado de 320×240 fabricado en HgCdTe. Cada píxel está digitalizado en enteros de 8 bits y la captura se ha realizado a 30fps. Estos datos fueron tomados en un laboratorio cerrado y sin luz natural, por lo que toda la información está determinada por la emisión de los cuerpos y la iluminación artificial.

1.7. Temario y Metodología

El Capítulo 2 cubre las técnicas y definiciones clásicas utilizadas en la literatura al hablar del problema de ruido espacial. Se presentan algunas metodologías que posteriormente se utilizan como punto de comparación.

El Capítulo 3 analiza en forma profunda el sistema de cancelación de ruido y su aplicabilidad al problema de NUC. Resulta muy interesante rescatar que se llega a la versión final a

implementar del filtro, y que corresponde a una simple y única ecuación para la corrección.

Posteriormente, el Capítulo 4 presenta los resultados más importantes logrados hasta la fecha en el estudio del sistema de cancelación de ruido, contrastando con índices de desempeño conocidos en la literatura.

Finalmente, el Capítulo 5 presenta las conclusiones que se obtienen del presente trabajo, el trabajo futuro y la publicación que se originó de la presente investigación



Capítulo 2

Nouniformidad y su Corrección

2.1. Hardware de visión IR

Al igual que los fotodetectores de luz visible, un detector IR es utilizado para convertir la radiación incidente en una señal eléctrica, ya sea de forma directa o indirecta. Los hay de distintas clases, por lo que se pueden encontrar detectores IR basados en fotodiodos, fotodiodos PIN, fotodiodos avalancha o de barrera Schottky, [17].

2.1.1. Arreglos de detectores infrarrojos

Al hablar de arreglos de detectores, el más común es el arreglo bidimensional en el que todos los detectores se encuentran en el mismo plano focal. En la literatura, este arreglo es conocido como focal-plane array (FPA) y los múltiples avances en la tecnología de los semiconductores y VLSI, han hecho posible la construcción y operación de cámaras en el rango visible con más de 10 millones de detectores.

En la Fig. 2.1 se muestra el diagrama en bloques de un FPA genérico, en donde se puede observar la presencia de una etapa de focalización óptica (Lente) que concentra toda la radiación IR dentro del área del CCD. La radiación IR es recibida por el detector, generando pares electrón hueco conforme a la absorción de fotones por el efecto fotoeléctrico, [32, 33]. Estos fotones producen un flujo de carga que se almacena en el capacitor formado por el semiconductor, lo que origina un voltaje proporcional a la radiación incidente. Dicho voltaje es transferido etapa

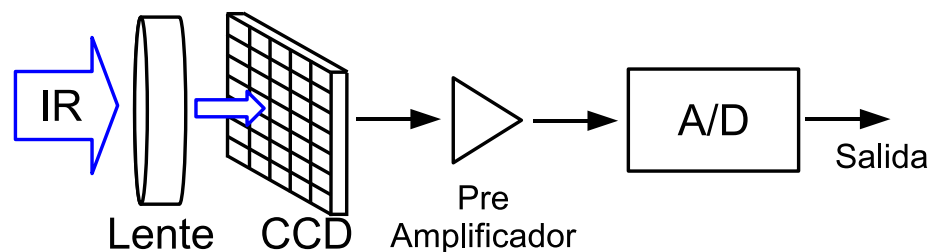


Fig. 2.1: Diagrama de Bloques de un FPA

por etapa hasta presentarse a la salida del arreglo, en donde es preamplificado, muestreado y cuantizado para generar el valor en la escala de grises que representará los distintos píxeles de la imagen de salida.

Dado que cada uno de los detectores trabaja en forma individual, la respuesta aleatoria de cada uno es independiente, teniendo diferencias significativas dentro del mismo arreglo aun cuando en su fabricación se haya tomado extremo cuidado de tener detectores con propiedades similares. Además, dado que las imágenes obtenidas con un sistema IR tienen menor contraste que las imágenes correspondientes en el rango visible, presentan una mayor vulnerabilidad a cualquier clase de ruido.

2.2. Ruido en Imágenes IR

La diferencia de respuesta de cada uno de los detectores dentro del arreglo, sumado a los patrones agregados por la electrónica de lectura, generan el **ruido espacial** presente en las imágenes y que en la literatura se conoce como nouniformidad (NU). Toda esta desigualdad mutua de respuesta en los detectores se debe principalmente a problemas de la física de los semiconductores y su especial sensibilidad a las longitudes de onda de la banda IR, lo que implica directamente una fuerte sensibilidad a la temperatura. Al hablar de los patrones agregados por la electrónica, se hace referencia a la etapa de lectura y la conversión análogo-digital de las señales de cada detector, la que usualmente se realiza con limitados canales que se multiplexan

al hacer barridos de líneas y columnas en el arreglo.

Además, es necesario considerar el ruido electrónico o térmico, que es inherente al detector y se produce por el flujo de portadores y su interacción a través de él. Este ruido es conocido como **ruido temporal** y se manifiesta en la secuencia como variaciones frame-a-frame.

2.2.1. Nouniformidad

Como se ha dicho hasta ahora, la NU, o FPN resume todos los patrones espaciales que no varían significativamente en el tiempo y está relacionado directamente con la física del semiconductor. En particular, se debe a las diferencias de tamaño de los detectores, las densidades de dopaje y a posibles materias extrañas atrapadas durante el proceso de fabricación de los detectores. El FPN se manifiesta con componentes aditivas y multiplicativas de acuerdo a la naturaleza de cada uno de las fuentes de ruido involucradas en su generación.

El FPN multiplicativo se origina en la foto-respuesta no uniforme del FPA, lo que significa que se produce por las diferencias píxel-a-píxel de responsividad, ganancia y posibles diferencias en los grosores de las capas de cada detector.

El FPN aditivo se debe principalmente a la corriente oscura que se mantiene casi constante y no varía significativamente frame a frame, a pesar de la dependencia con la temperatura. Además, dentro de este ruido se ponderan factores como los voltajes de offset generados en los amplificadores de señal utilizados dentro y fuera del chip.

2.2.2. Ruido Temporal

El ruido temporal también se manifiesta en la respuesta del detector mediante una componente multiplicativa y aditiva. La primera, se debe principalmente al ruido cuántico que se origina por un proceso de fotodetección no ideal y resulta ser proporcional a la exposición del píxel, el espaciado entre detectores y su tolerancia al ruido.

Para el caso del ruido temporal aditivo, su origen principal es la corriente oscura del FPA que puede fluctuar frame a frame, y el ruido térmico natural en cualquier sistema electrónico. Además, la circuitería de lectura aporta con ruido dado que la eficiencia de transferencia de carga, charge-transfer efficiency (CTE), de los capacitores ínter-etapas es limitada. A diferencia

Tabla 2.1: Principales tipos de ruido y su dependencia con la radiación IR incidente.

| Ruido | Dependencia | Fuente del Ruido |
|----------|----------------|---|
| Temporal | Aditivo | Ruido de Lectura (Amplificadores y pobre CTE). |
| | Multiplicativo | Ruido Cuántico. |
| FPN | Aditivo | Corriente Oscura y algunos patrones de lectura. |
| | Multiplicativo | Responsividad. |

del ruido cuántico, el ruido de lectura y de los niveles de corrientes oscuras, no dependen de la exposición del píxel.

En la Tabla 2.1 se muestra un resumen de los principales tipos de ruidos involucrados en un arreglo y su dependencia con la radiación incidente en cada detector. En base a esto, considerando un modelo de cualquier orden para la respuesta de los detectores, se puede identificar de forma bastante fácil cuál es la relación del parámetro y la variable física que se quiere representar.

2.3. Modelo Matemático para un IR-FPA

Dado el origen del problema de la NU, se entiende que la formulación del modelo matemático para el arreglo, debe ser realizado en términos de características individuales de detector a detector. Entonces, cada detector se identificará con su par ordenado correspondiente (*fila, columna*) dada la naturalidad de independencia que ellos poseen. Además, las características de un detector particular pueden experimentar variaciones por cambios de las condiciones externas por lo que generalmente no pueden ser modelados de una forma determinística, [9].

Con referencia a lo que se ha mostrado en la Tabla 2.1, se podría inferir *a priori* de que un modelo lineal que incluye ganancia y offset sería una buena representación. Ésto se ve reafirmado en la literatura, en donde dicha aproximación afín es la más utilizada pues, a pesar de ser la más simple, presenta muy buenos resultados, [12]. Evidentemente, mientras mejor sea la aproximación afín, mejores resultados se obtienen, pero a la vez, mayores son las variables que no se conocen en el sistema.

Así, en el presente trabajo se adopta el modelo lineal para cada detector dado el buen desempeño que presenta a pesar de su simplicidad, [12]. Luego para el (i, j) -ésimo detector en

el FPA, la k -ésima muestra de tiempo (frame) está dada por

$$Y_{i,j}[k] = A_{i,j}[k] \cdot X_{i,j}[k] + B_{i,j}[k] + V_{i,j}[k] \quad (2.1)$$

en donde $A_{i,j}[k]$ y $B_{i,j}[k]$ corresponden a las componentes multiplicativas (ganancia) y aditivas (offset) respectivamente. El término $V_{i,j}[k]$ representa el ruido temporal aditivo y $X_{i,j}[k]$ es la irradiancia real de entrada al detector (i, j) , capturada en el tiempo de integración

Se puede notar en la Ecuación (2.1) que, a pesar de sólo utilizar una aproximación lineal, el problema sigue siendo de alta complejidad pues se trabaja con una sola ecuación y cuatro incógnitas: el único valor conocido es el de la señal de salida o readout, $Y_{i,j}[k]$.

Conforme a lo discutido en la Sección 1.3, a lo largo de los años se han registrado muchas técnicas diferentes que permiten la estimación de los valores de ganancia y offset para conocer la información real de entrada y mejorar así el desempeño del FPA. Esta mejora se evalúa en función de comparaciones cuantitativas y cualitativas, las que reciben el nombre de *figuras de mérito*. A continuación se muestran las figuras que se utilizarán en el desarrollo del presente estudio, así como también se hará una revisión de los métodos clásicos que se utilizarán como referencia por su amplio análisis en la literatura existente.

2.4. Figuras de Mérito en NUC

Para evaluar el desempeño de los métodos de NUC se utilizan las figuras de mérito, que también reciben el nombre de índices de desempeño. Algunos de dichos índices que se encuentran desarrollados en la literatura y se resumen en [34] se aplicarán en el presente trabajo por lo que se describen a continuación.

2.4.1. Coeficiente de Rugosidad

El Coeficiente de Rugosidad, ρ , es usado para cuantificar la efectividad en la NUC, detectando la suavidad de una imagen. Es definida por:

$$\rho = \frac{\|h_1 * X\|_1 + \|h_2 * X\|_1}{\|x\|_1} \quad (2.2)$$

en donde X es la imagen bajo evaluación, h_1 y h_2 son máscaras vertical y horizontal respectivamente y que están definidas por

$$h_1 = \delta_{i-1,j} - \delta_{i,j} \quad \text{y} \quad h_2 = \delta_{i,j-1} - \delta_{i,j} ,$$

siendo $\delta_{i,j}$ el delta de Kronecker, [26]. El operador $*$ representa la convolución discreta y $\|\cdot\|_1$ es la norma ℓ^1 .

El mejor performance es obtenido cuando el valor del parámetro ρ es cercano a cero, lo que significa que la imagen es completamente suave. Es importante acotar que el hecho de tener obtenido un valor de ρ menor o cercano a cero, no indica que las correcciones son realmente efectivas, sino que solo afirma que el algoritmo bajo análisis es más hábil en eliminar las altas frecuencias espaciales.

Su utilización se justifica al momento de evaluar imágenes sobre las que no se tiene ninguna referencia para calcular errores de estimación.

2.4.2. Error Raiz-Medio-Cuadrático

El root mean square error (RMSE), es usado para tener una medida de la distancia entre la imagen corregida y una imagen conocida que sirve de referencia. Usualmente la referencia se obtiene mediante la calibración de dos puntos (Sección 2.5). El RMSE está definido como:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{PQ} \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^Q (\hat{X}_{i,j} - X_{i,j})^2} \quad (2.3)$$

en donde $\hat{X}_{i,j}$ es la imagen bajo evaluación, $X_{i,j}$ es la referencia, y P y Q son el número de filas y columnas respectivamente.

Como es de esperar, el mejor desempeño es obtenido cuando el RMSE entre las dos imágenes es lo más cercano posible a cero.

2.4.3. Evaluación a Ojo Desnudo

Una métrica de calidad de corrección que también es importante, es la evaluación a ojo desnudo. A pesar de que no es un método cuantitativo como los anteriormente presentados,

si es una forma aceptable de comparar imágenes sucias y calibradas en distintas etapas de la implementación.

Se fundamenta en que en muchas ocasiones, índices como el coeficiente de rugosidad no entregan real información de la calidad de la corrección, pudiendo presentar valores muy bajos pero sin corrección alguna. Por ejemplo, cualquier imagen plana tiene una rugosidad nula pero no presenta información útil.

Así, se considerará como una herramienta de comparación que complementa las métricas cuantitativas de corrección.

2.5. Calibración de Dos Puntos

Partiendo del supuesto de que se trabaja en un intervalo corto de tiempo de no más allá de unos cuantos minutos, se puede decir que las variaciones temporales del offset y la ganancia son despreciables. Además, asumiendo que las influencias del ruido temporal es mínima, el problema se reduce a encontrar dos parámetros fijos (ganancia y offset) y uno variable (radiación incidente), conforme a la Ecuación (2.1).

Ahora, si se ilumina una cámara con una fuente de temperatura conocida, constante en el tiempo y uniforme en forma espacial para todos los píxeles, el número de incógnitas en el modelo se reduce a los parámetros de la NU. Por lo mismo, al iluminar con dos temperaturas diferentes en un tiempo cercano, se obtiene un sistema bien definido.

Entonces, las dos lecturas pueden ser expresadas por el sistema de ecuaciones

$$\bar{Y}_{i,j}^{T_1} = A_{i,j} \bar{X}^{T_1} + B_{i,j} \quad (2.4)$$

$$\bar{Y}_{i,j}^{T_2} = A_{i,j} \bar{X}^{T_2} + B_{i,j} \quad (2.5)$$

en dónde los superíndices T_1 y T_2 representan las temperaturas conocidas. El operador \bar{Y} (correspondientemente \bar{X}) representa el valor medio temporal de todos los frames de Y (correspondientemente, de X). Nótese que X no depende de la posición espacial, pues es el valor de la fuente uniforme.

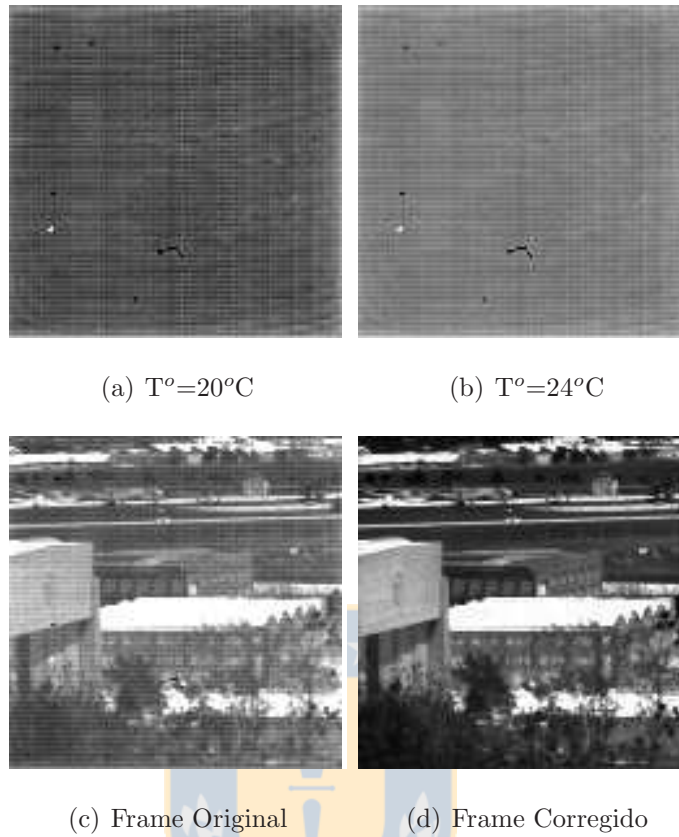


Fig. 2.2: Datos de cuerpos negros y calibración de dos puntos para cámara Amber

Entonces, la ganancia y el offset están dados por:

$$A_{i,j} = \frac{\overline{Y}_{i,j}^{T_2} - \overline{Y}_{i,j}^{T_1}}{\overline{X}^{T_2} - \overline{X}^{T_1}} \quad (2.6)$$

$$B_{i,j} = \overline{Y}_{i,j}^{T_1} - A_{i,j} \overline{X}^{T_1} \quad (2.7)$$

Este método de calibración, es considerada como la cota máxima de corrección posible en la literatura, por lo que es importante conocer las características de corrección que arroja, conforme de tener un punto de comparación para la solución que se plantea en la presente investigación.

En la Fig. 2.2(a) y 2.2(b), se muestra la media temporal de la lectura de dos cuerpos negros a temperaturas de 20°C y 24°C respectivamente. Tomando estas dos lecturas, se realiza la calibración de una secuencia de imágenes capturadas a las 13.00 PM de un día soleado, en donde la información IR presente en el ambiente es abundante. Tanto la imagen original como la calibrada mediante TPC se muestran en la Fig. 2.2(c) y 2.2(d) respectivamente.

Como se puede notar, la imagen corregida mediante TPC tiene una clara mejora en muchos

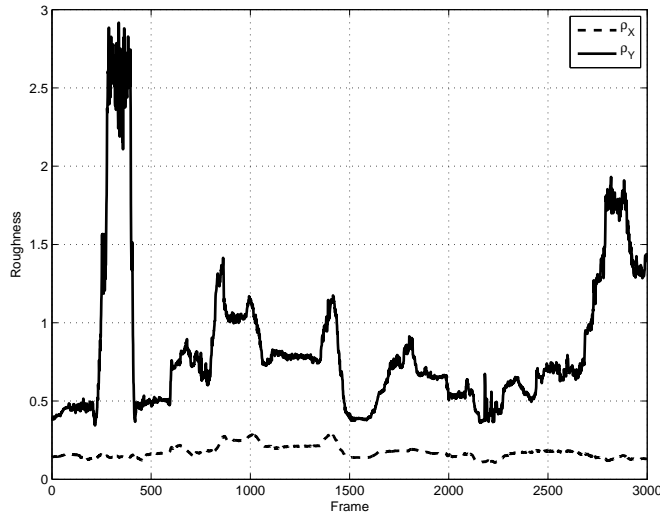


Fig. 2.3: Rugosidad de las secuencias corregidas mediante TPC ($X[k]$) y sin corregir ($Y[k]$)

aspectos no cuantificables como la percepción de información, de acuerdo a una evaluación a ojo desnudo.

En términos cuantitativos, dado que la TPC se considera como la mejor cota en calidad de corrección, se puede decir que el RMSE relativo es nulo. En base a lo mismo, la rugosidad alcanza los valores mínimos que se podrían lograr con cualquier otro método en la cámara bajo estudio. La rugosidad de la imagen corregida y de la imagen original se presentan en la Fig. 2.3.

Es importante notar que para una percepción visual muy similar, se espera que ningún método a implementar presente una rugosidad mayor a la de la secuencia de imágenes original, por lo que los resultados acá expuestos presentan tanto la cota superior como inferior a esperar para un método de corrección efectivo.

En la Fig. 2.4 se muestran las matrices de ganancia y de offset obtenidas usando calibración. Además se muestran los histogramas respectivos para conocer los rangos dinámicos de cada una de estas incógnitas que hay que encontrar.

2.6. Estadísticas Constantes

El método planteado por Narendra *et. al* en [10] y mejorado por Harris *et. al* en [18, 19] fue uno de las primeras alternativas que basan sus cálculos en consideraciones estadísticas de las

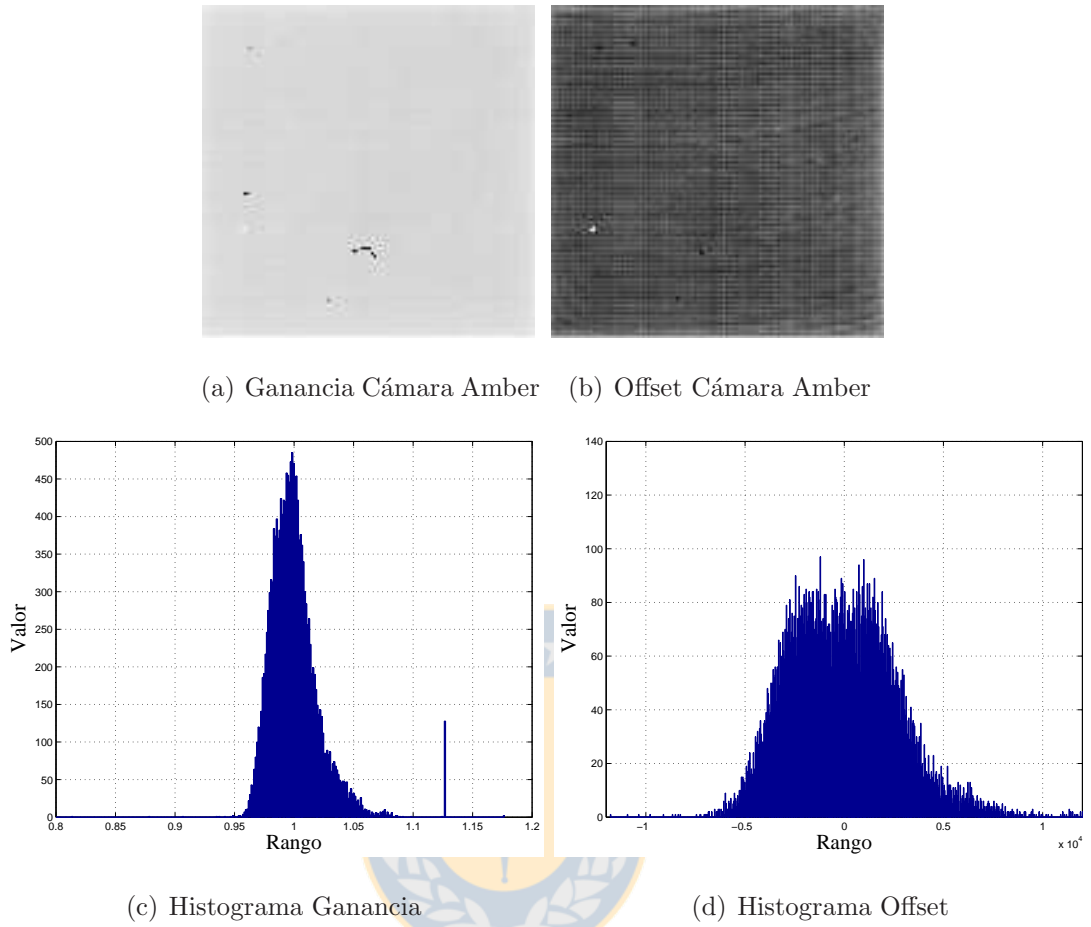


Fig. 2.4: Matrices de ganancia y offset referenciales obtenidas mediante calibración de dos puntos

señales.

Acá, el ruido temporal es despreciado del modelo lineal. Además, se asume que las variaciones temporales del offset y la ganancia pueden ser despreciables para el periodo de tiempo en que se realiza la implementación (no más allá de un par de minutos). Bajo estas consideraciones, el modelo se reduce a:

$$Y_{i,j}[k] = A_{i,j}X_{i,j}[k] + B_{i,j} \quad (2.8)$$

Tomando el primer momento de la Ecuación (2.8), se tiene

$$\begin{aligned} \mathbf{E}\{Y_{i,j}[k]\} &= \mathbf{E}\{A_{i,j}X_{i,j}[k] + B_{i,j}\} \\ &= A_{i,j} \mathbf{E}\{X_{i,j}[k]\} + B_{i,j} \end{aligned}$$

Si ahora se asume que la irradiancia de entrada tiene una distribución Gaussiana con media

cero, entonces el offset del FPA está dado por

$$\hat{B}_{i,j} = \mathbb{E} \{Y_{i,j}[k]\} = \bar{Y}_{i,j} . \quad (2.9)$$

Ahora bien, si se toma el segundo momento central en el modelo entonces se obtiene:

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left\{ [Y_{i,j}[k] - \bar{Y}_{i,j}[k]]^2 \right\} &= \mathbb{E} \left\{ [A_{i,j}X_{i,j}[k] + B_{i,j} - \bar{Y}_{i,j}[k]]^2 \right\} \\ &= A_{i,j}^2 \mathbb{E} \{X_{i,j}^2[k]\} \end{aligned}$$

en donde se consideró que el offset estaba definido por la media de la señal de entrada. Como la radiación de entrada se ha considerado gaussiana de media nula, entonces el segundo momento central de $X_{i,j}[k]$ está determinado por $\mathbb{E} \{X_{i,j}^2[k]\}$. Además, se puede considerar de que la distribución de la radiación tiene además una desviación estándar unitaria, por lo que $\sigma_X^2 = \mathbb{E} \{X_{i,j}^2[k]\} = 1$.

Entonces, considerando que el segundo momento central de una variable aleatoria se define como varianza, la ganancia del FPA está determinada por

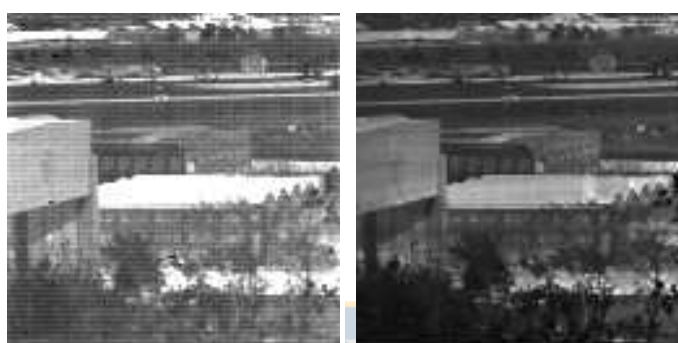
$$\hat{A}_{i,j} = \sqrt{\frac{\sigma_Y^2}{\sigma_X^2}} = \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} = \sigma_Y \quad (2.10)$$

Reemplazando los resultados de (2.9) y (2.10) en el modelo particular para este método y luego de un trabajo algebraico simple, se obtiene para la irradiancia de entrada

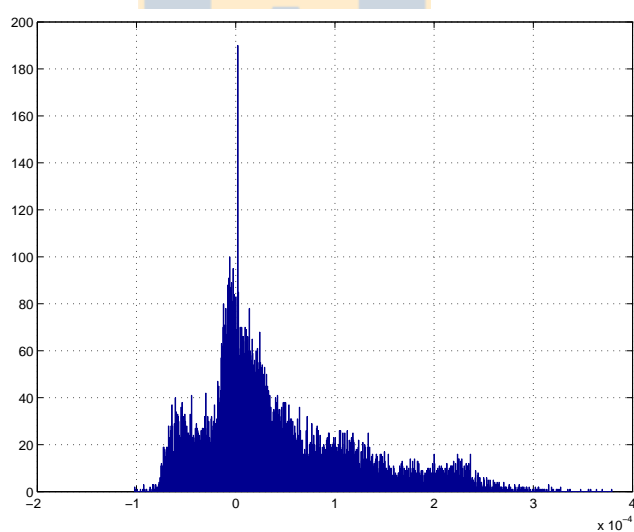
$$\hat{X}_{i,j}[k] = \frac{Y_{i,j}[k] - \bar{Y}_{i,j}[k]}{\sigma_Y} \quad (2.11)$$

Como es de esperarse, el tratamiento previo y la calidad de los datos capturados determinará el desempeño de este algoritmo. En particular, se requerirá un número considerable de frames para asegurar la variabilidad suficiente de las imágenes y obtener un cálculo satisfactorio de la varianza, ya que en caso contrario, la Ecuación (2.11) se indetermina.

Realizando la estimación de la señal con un total de mil doscientos frames, se obtienen resultados bastante aceptables, como los que se muestran en la Fig. 2.5. A pesar de que la evaluación a ojo desnudo entrega una buena impresión de la corrección, los resultados tienen media cero por lo que se requiere un reescalamiento de los datos. Dicho problema se puede observar en la Fig. 2.5(c), en donde se observa que el rango dinámico de los datos se ha visto alterado al igual que su media.



(a) Frame Original (b) Frame Corregido



(c) Histograma Frame Corregido

Fig. 2.5: Corrección de Nouniformidad mediante Estadísticas Constantes

Capítulo 3

Método de Cancelación de Ruido

3.1. Introducción

En un ambiente ruidoso una señal de interés puede estar corrupta por ruido aditivo, haciendo que los detectores capturen información distorsionada. Esta situación resulta ser algo indeseable, pero lamentablemente se da en la mayoría de los casos prácticos. Como solución, se han desarrollado variadas técnicas de filtrado que intentan suprimir o minimizar dicho ruido agregado, permitiendo obtener la señal de interés de forma casi intacta.

La forma usual de realizar la estimación de dicha señal corrupta es haciendola pasar por un filtro que tiende a suprimir el ruido, dejando la señal practicamente sin cambios. El diseño de estos filtros están en el dominio de filtrado óptimo que fue originado con el trabajo pionero de Wiener, y que fue extendido por Kalman, Bucy, y otros [23].

El método de cancelación de ruido, noise cancellation (NC), es una variación de los filtros óptimos y resulta ser muy ventajoso en varias aplicaciones. Hace uso de una entrada secundaria que corresponde a una referencia dada por sensores ubicados en puntos de la fuente del ruido en los cuales la señal es débil o indetectable. Esta entrada se filtra y resta a la entrada primaria que contiene la superposición de la señal y el ruido, obteniendo como resultado una atenuación o eliminación total del ruido aditivo que presenta la señal corrupta.

En primera instancia, el proceso de substracción de ruido de la señal recibida parece ser un proceso peligroso, en el sentido de que si no se hace de forma correcta, podría resultar en un

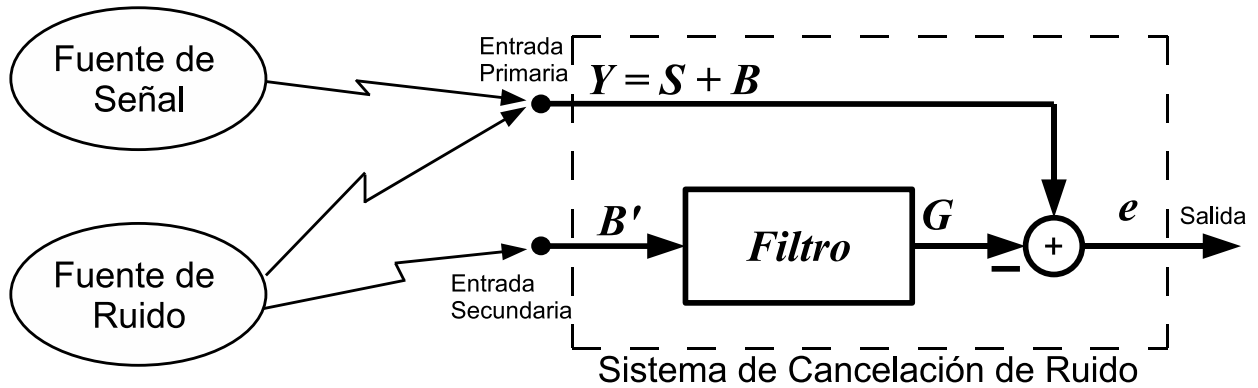


Fig. 3.1: Diagrama de Bloques del NCS.

aumento de la potencia promedio del ruido de salida. Sin embargo, si el proceso de filtrado+resta se realiza de forma controlada la eliminación del ruido se puede realizar de forma efectiva con un muy bajo riesgo de modificar la señal o tener un aumento en la potencia del ruido de salida. Así, en las circunstancias en que se pueda aplicar el método de NC, los niveles de reducción de ruido que se alcanzan son muy difíciles, ó simplemente imposibles de lograr con un filtrado directo.

Basándose en este último punto, la idea global de la presente investigación se enmarca en lo contenido en el presente capítulo en donde se estudia la posibilidad de utilizar un sistema de NC para eliminar el ruido presente en imágenes IR.

3.2. Método de Cancelación de Ruido

La Fig. 3.1 muestra el problema básico en donde se genera una señal S corrupta por ruido aditivo B , y como se soluciona mediante el sistema bajo estudio. La idea principal, es que la señal S es transmitida a un sensor que también recibe un ruido aditivo B . Como primera consideración, se asume que el ruido aditivo no está correlacionado con la señal, vale decir

$$E \{S[k] B[k - k_0]\} = 0, \quad \forall k_0 . \quad (3.1)$$

El segundo sensor recibe una señal de ruido B' que está originado por la misma fuente de ruido que B , pero se transmite a través de un canal desconocido. Esto implica que el ruido

secundario B' no está correlacionado con la señal, pero si está correlacionado con la señal de ruido primaria B de alguna forma. Entonces,

$$E \{S[k] B'[k - k_0]\} = 0, \text{ y,} \quad (3.2)$$

$$E \{B[k] B'[k - k_0]\} = p(k_0), \quad (3.3)$$

para todo k_0 . La función $p(k_0)$ es la función de correlación cruzada para el *lag* k_0 y que no necesariamente es conocida.

Esta señal secundaria, B' , se hace pasar a través de un filtro para generar la señal G . Se pretende que el filtro a su salida genere una réplica de B , que sea lo más parecida posible a ésta. Así, esta señal se subtrae de la señal primaria para producir la salida del sistema dada por:

$$e = S + B - G \quad (3.4)$$

Si se conocen las características del canal sobre el que se transmitieron las señales de ruido a la entrada primaria y secundaria, entonces se puede diseñar un filtro fijo que permita convertir B' en B , obteniendo a la salida del sistema la señal netamente de información S . En parte, esto resulta ser bastante cierto al momento de estimar las fuentes de ruido que modelan en comportamiento de un IR-FPA, ya que se han estudiado con bastante detalle en la literatura y también en la presente Tesis.

3.2.1. Análisis Preliminar

Considérese que las señales S , B , B' y G son estadísticamente estacionarias con media distinta de cero y que se cumplen las condiciones de correlación entre ellas, conforme a las Ecuaciones (3.1), (3.2) y (3.3).

Así, la esperanza de la salida cuadrática del sistema, estará dada por:

$$\begin{aligned} E \{e^2\} &= E \{(S + B - G)^2\} \\ &= E \{S^2 + 2S(B - G) + (B - G)^2\} \\ &= E \{S^2\} + 2E \{S(B - G)\} + E \{(B - G)^2\} \end{aligned} \quad (3.5)$$

Considerando que se busca estimar B lo mejor posible, al realizar esto se está minimizando la diferencia $B - G$. Entonces, la potencia de la señal de información, $E \{S^2\}$, no se verá alterada

al diseñar y ajustar el filtro para minimizar la potencia de salida; consecuentemente:

$$\text{mín} [\mathbf{E} \{e^2\}] = \mathbf{E} \{S^2\} + \text{mín} [2\mathbf{E} \{S(B - G)\} + \mathbf{E} \{(B - G)^2\}] . \quad (3.6)$$

en donde se ha considerado que la media de la señal es distinta de cero. En caso de trabajar con una señal de media nula, entonces el término $2\mathbf{E} \{S(B - G)\}$ será cero y la minimización de la potencia de salida tampoco afectará la potencia de la señal de interés, S . Visto de forma inversa, al minimizar el error de salida, la diferencia entre la señal estimada por el filtro y el ruido en la entrada primaria también se minimiza. En otras palabras, G es la mejor aproximación de B en el sentido de mínimos cuadrados. Además, como $e - S = B - G$, el ajuste del filtro minimizará también la diferencia $\mathbf{E} \{(e - S)^2\}$, obteniendo a la salida la señal prácticamente libre de ruido.

En resumen, el realizar un diseño del filtro que minimice la potencia total de la salida, permite que la salida del sistema, e , se ajuste lo mejor posible a la señal de interés, S , en el sentido de mínimos cuadrados. Además, dicha minimización logra que la potencia promedio del ruido de salida, $\mathbf{E} \{(B - G)^2\}$, sea también mínima, por lo que la razón señal-ruido a la salida del sistema se verá incrementada a su valor máximo, [35].

Se puede notar de la Ecuación (3.5) que la potencia máxima de salida es $\mathbf{E} \{e^2\} = \mathbf{E} \{S^2\}$. Cuando se logra esto, la potencia de error $\mathbf{E} \{(B - G)^2\} = 0$, por lo que la salida es la señal totalmente limpia de ruido aditivo.

Resulta muy interesante notar que de no haber correlación entre el ruido auxiliar y la entrada primaria, entonces el filtro se “apagará” automáticamente (haciendo que todos los coeficientes del filtro sean nulos) y la potencia total del ruido de salida no se verá incrementada. En efecto, al considerar que no existe correlación entre la fuente de ruido primaria y la secundaria, entonces la salida del filtro tampoco estará correlacionada con la entrada primaria, es decir $\mathbf{E} \{G[k]Y[k - k_0]\} = 0$, por lo que la potencia de salida será entonces

$$\mathbf{E} \{e^2\} = \mathbf{E} \{(Y - G)^2\} = \mathbf{E} \{Y^2 - 2YG + G^2\} = \mathbf{E} \{Y^2\} + \mathbf{E} \{G^2\} .$$

Entonces, al realizar la minimización del error de salida, implicaría minimizar al máximo $\mathbf{E} \{G^2\}$, que se lograría solo haciendo todos los pesos del filtro iguales a cero, para tener $\mathbf{E} \{G^2\} = 0$. Esto resulta ser un resultado realmente importante pues dice que a pesar de no tener un ruido correlacionado, la potencia del ruido de salida no se verá aumentada.

3.3. Análisis utilizando Filtros Wiener

De acuerdo a la literatura, ya sea para un filtro fijo o adaptivo, la respuesta a entrada impulso óptima de un filtro $H(z)$ corresponde a la obtenida por medio del análisis de los filtros Wiener, [36, 37]. En otras palabras, si se trabajara con un filtro adaptivo en estado estacionario, su desempeño es similar al de un filtro Wiener estacionario, por lo que el análisis de la teoría de Wiener permite determinar el desempeño óptimo.

La idea de esta sección, es demostrar en forma analítica algunas ventajas del esquema NC frente al filtrado tradicional.

Considérese un filtro fijo, con entrada $u[k]$, salida $g[k]$ y señal deseada $d[k]$, que tiene una función de transferencia $H(z)$. La señal de error está determinada por $e[k] = d[k] - g[k]$, en forma análoga a lo discutido respecto de la Fig. 3.1. Todas las señales se asumirán en tiempo discreto y estadísticamente estacionarias. Asumiendo que el filtro es lineal, discreto y diseñado para ser óptimo en el sentido de mínimos cuadrados, se tiene que la respuesta a entrada impulso óptima se puede obtener de la siguiente forma, [36, 37, 38]. La función de correlación discreta está definida por, [38]

$$R_{xy}[n] = E \{x[k+n] y[k]\} , \quad (3.7)$$

por lo que la autocorrelación para la entrada del filtro, $u[k]$, es

$$R_{uu}[n] = E \{u[k+n] u[k]\} ,$$

y la correlación cruzada entre la entrada al filtro y la señal deseada está determinada por la relación

$$R_{ud}[n] = E \{u[k+n] d[k]\} .$$

La respuesta a entrada impulso óptima, $h^*[k]$, se puede calcular mediante la *ecuación de Wiener-Hopf* que está determinada por, [37]

$$\sum_{i=-\infty}^{\infty} h^*[i] R_{uu}[n-i] = R_{ud}[n] . \quad (3.8)$$

Esta forma se ha encontrado sin hacer ningun tipo de consideración particular sobre el filtro, por lo que puede ser causal o no-causal, finito o infinito.

La densidad espectral de potencia de un proceso aleatorio discreto, está determinado por la transformada Z de su función de autocorrelación, luego se tiene

$$S_{uu}(z) \triangleq \sum_{n=-\infty}^{\infty} R_{uu}[n]z^{-n} \text{ , y , } S_{ud}(z) \triangleq \sum_{n=-\infty}^{\infty} R_{ud}[n]z^{-n} \text{ .}$$

Entonces, la función de transferencia del filtro Wiener $H(z) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h[n]z^{-n}$ está determinada por

$$H(z) = \frac{S_{uu}(z)}{S_{ud}(z)} \text{ ,} \quad (3.9)$$

en donde se ha considerado que el lado izquierdo de la Ecuación (3.8) corresponde a la definición de convolución. Este desarrollo marca el paso inicial en el análisis teórico del NC.

3.3.1. Analogía con Método de Cancelación de Ruido

Ahora bien, para el caso del NC el error corresponde a la salida del sistema lo que a su vez permite concluir que la señal deseada será simplemente la entrada primaria al NC. La entrada al filtro, $u[k]$, es la entrada secundaria que corresponde al ruido correlacionado. Para el presente análisis se considerará que $B'[k]$ está compuesto por dos componentes: una correlacionada con el ruido aditivo que afecta a la entrada primaria que se denominará $B_c[k]$, y una componente no-correlacionada que se denominará $M[k]$, que podría provenir de una mala definición de la entrada secundaria. En símbolos, se considerará que $B'[k] = M[k] + B_c[k]$. Para el caso de la componente correlacionada se considerará que proviene de la misma fuente que el ruido aditivo de la entrada primaria, pero ha llegado a la entrada secundaria pasando por un bloque $C(z)$ desconocido, luego $B_c[k] = B[k] * C[k]$. Así, la entrada de referencia será $B'[k] = M[k] + B[k] * C[k]$, por lo que al aplicarle transformada Z a su función de autocorrelación se obtiene, \square

$$S_{uu}(z) = S_{MM}(z) + S_{BB}(z) |C(z)|^2 \text{ .} \quad (3.10)$$

De forma análoga, la función de correlación para la señal deseada y la entrada al filtro es

$$S_{ud}(z) = S_{BB}(z) C(z^{-1}) \text{ ,} \quad (3.11)$$

por lo que la función de transferencia estará determinado por

$$H(z) = \frac{S_{BB}(z) C(z^{-1})}{S_{MM}(z) + S_{BB}(z) |C(z)|^2} \text{ ,} \quad (3.12)$$

en donde se puede observar que $H(z)$ es independiente de la señal original.

Cuando se da el caso de que no existe ruido no-correlacionado $M[k]$ en la entrada auxiliar del esquema, entonces la función de transferencia del esquema NC estará determinada por

$$H(z) = \frac{1}{C(z)},$$

lo que permite considerar el sistema de cancelación de ruido como un equalizador del canal que relaciona ambos ruidos, [35].

Esto permite inferir que teóricamente hablando, el NC representa una cancelación del canal de comunicación del ruido la entrada secundaria, para luego, al realizar la resta, cancelarlo en forma completa.

3.4. Aplicación del NC al problema de NUC

Para aplicar un sistema NC para solucionar se debe estudiar si se cumplen las condiciones antes mencionadas tanto en la presentación del esquema como en el análisis de su comportamiento. A continuación se analizan cada una de ellas y como se dan para aplicarla como técnica de NUC.

Ruido a eliminar. Conforme a la naturaleza y a la concepción del esquema NC se debe filtrar ruido aditivo. Para el caso de NUC se ha dicho que la componente aditiva del FPN es predominante en la mayoría de los casos, por lo que en primera instancia se debería corregir el offset y luego estudiar la posibilidad de utilizar el NC para compensar la ganancia.

Correlación Señal-Ruido Aditivo. En base a que para un IR FPA el ruido aditivo depende principalmente de la corriente oscura, y la señal depende exclusivamente la imagen que está siendo capturada, la correlación cruzada de ambas es realmente baja o nula, [39].

Señal de Ruido Correlacionado. Para tener una técnica de NUC clasificable como “basada en procesamiento de señales”, no se deben tener referencias físicas del ruido, por lo que se utilizará una señal de ruido secundario simulada por software. En palabras simples, se utilizará una fuente con un comportamiento similar a un BB. La calidad de esta señal de

ruido determinará en forma exclusiva el comportamiento del esquema de NUC conforme a lo que se discutió en la sección anterior.

Correlación Señal-Ruido Secundario. Considerando que se tendrá un control total sobre la señal de ruido simulado, entonces al momento de definirla se puede asegurar una correlación mínima entre ambas señales. Este punto resulta de vital importancia, pues la presencia de señal en la entrada auxiliar hará que parte de la señal se elimine en el proceso.

Correlación Ruido Aditivo-Ruido Secundario. Nuevamente, como se tiene control sobre el ruido secundario, el problema se traduce en lograr una simulación correcta de esta señal de ruido. Como se explicó en la sección anterior, la falta de correlación no aumentará la potencia del ruido de salida, por lo que existe mayor libertad en este punto.

3.5. Cancelación de Offset usando NC

Conforme a la literatura existente [39, 40], la componente aditiva del FPN es predominante con respecto a la componente multiplicativa, por lo que en muchos casos basta con compensar la primera para obtener resultados muy buenos. Este punto se ve reafirmado por la Fig. 2.4(c) en donde se puede notar que la ganancia está en las vecindades de uno y posee una variabilidad muy pequeña.

Para lograr dicho objetivo se deben realizar algunas modificaciones en el modelo lineal de FPA, dado en la Ecuación (2.1). Pérmítase entonces, trabajar bajo el amparo de las siguientes consideraciones:

- A1.** Como en muchas soluciones que se encuentran en la literatura [14, 22, 26], el ruido temporal $V_{i,j}[k]$ no se considerará en la primera formulación de este algoritmo. Particularmente, esto se puede justificar por el trabajo previo realizado por Reeves en [22], en donde se demuestra que la corrección con o sin la consideración del ruido temporal no afecta mayormente los resultados pues los niveles de NU son mucho mayores.
- A2.** El procesamiento se realizará dentro de una ventana de tiempo, de no más de unos minutos de duración. Dada las características del FPN estudiadas en la literatura [9, 12], las

variaciones de la ganancia y offset se consideran despreciables dentro de dicha ventana. En símbolos, se quiere decir que $A_{i,j}[k] \approx A_{i,j}$ y $B_{i,j}[k] \approx B_{i,j}$ para todos los frames contenidos en la ventana de K frames.

- A3.** Dado que solo se sintetizará la componente aditiva de la nonuniformidad, permítase definir la nueva variable $S_{i,j}[k]$ como la aproximación de la radiación incidente. En símbolos, $S_{i,j}[k] = A_{i,j}X_{i,j}[k]$.

Con estas consideraciones, el modelo a sintetizar mediante el filtro se reduce a:

$$Y_{i,j}[k] = S_{i,j}[k] + B_{i,j} \quad (3.13)$$

Para simplificar la notación, los subíndices i, j serán eliminados del desarrollo, pero se debe tener en cuenta que todas las operaciones en adelante descritas, son hechas en un procesamiento píxel-a-píxel.

3.5.1. Diseño del Filtro

El filtro fijo a diseñar, que se denotará como $H(z)$, se realiza mediante el algoritmo LMS ya que resulta ser simple pero lo suficientemente poderoso para evaluar los beneficios prácticos de la topología que se plantea, [36]. Entonces, se toman las siguientes consideraciones adicionales :

- A4.** El sistema NC está formado por un filtro invariante en el tiempo, Linear Time-Invariant (LTI), y de respuesta finita a entrada impulso, Finite Impulse Response (FIR). El filtro posee N taps que se denotarán como h_n , con $n = 0, \dots, N - 1$.

- A5.** Las señales $Y \equiv Y[k]$ y $B' \equiv B'[k]$ son procesos aleatorios estacionarios.

El MSE del error de salida de la Figura 3.1, $e[k]$, estará determinado por

$$\begin{aligned}
 MSE &\triangleq \mathbb{E} \{e[k]^2\} \\
 &= \mathbb{E} \{(Y[k] - G[k])^2\} \\
 &= \mathbb{E} \{Y[k]^2\} - 2 \mathbb{E} \{Y[k] G[k]\} + \mathbb{E} \{G[k]^2\} \\
 &= \mathbb{E} \{Y[k]^2\} - 2 \mathbb{E} \{Y[k] (h[k] * B'[k])\} + \mathbb{E} \{(h[k] * B'[k])^2\} \\
 &= \mathbb{E} \{Y[k]^2\} - 2 \mathbb{E} \left\{ Y[k] \sum_{i=0}^{N-1} h_i B'[k-i] \right\} + \mathbb{E} \left\{ \left(\sum_{i=0}^{N-1} h_i B'[k-i] \right)^2 \right\} \\
 &= R_{YY}[0] - 2 \sum_{i=0}^{N-1} h_i R_{B'Y}[i] + \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} h_i h_j R_{B'B'}[i-j] \tag{3.14}
 \end{aligned}$$

en donde $R_{YY}[n] = \mathbb{E} \{Y[k]Y[k-n]\}$ y $R_{B'B'}[n] = \mathbb{E} \{B'[k]B'[k-n]\}$ son las funciones de autocorrelación de $Y[k]$ y $B'[k]$ respectivamente; y $R_{B'Y}[n] = \mathbb{E} \{Y[k] B'[k-n]\}$ es la correlación cruzada entre $Y[k]$ y $B'[k]$.

Ahora, para minimizar el MSE se debe tomar derivadas parciales de la Ecuación (3.14) con respecto a todos los coeficientes del filtro, h_n . Entonces, para el n -ésimo coeficiente se tiene:

$$\frac{\partial MSE}{\partial h_n} = -2 R_{B'Y}[n] + 2 \sum_{i=0}^{N-1} h_i R_{B'B'}[n-i] \tag{3.15}$$

en donde $n = 0, 1, \dots, N-1$. Ahora, igualando a cero la expresión obtenida se obtiene un sistema de ecuaciones de $N \times N$ dado por:

$$\sum_{i=0}^{N-1} h_i^* R_{B'B'}[n-i] = R_{B'Y}[n],$$

que corresponde a la ecuación discreta de Wiener-Hopf y permite obtener la respuesta óptima a entrada impulso, h_n^* , [37].

Este sistema de ecuaciones, así como su solución óptima, \mathbf{h}^* , se pueden plantear matricialmente como

$$\mathbf{R}_{B'B'} \mathbf{h} = \mathbf{R}_{B'Y}, \tag{3.16}$$

$$\mathbf{h}^* = \mathbf{R}_{B'B'}^{-1} \mathbf{R}_{B'Y} \tag{3.17}$$

en donde

$$\mathbf{R}_{B'B'} = \begin{bmatrix} R_{B'B'}[0] & R_{B'B'}[1] & \cdots & R_{B'B'}[N-1] \\ R_{B'B'}[1] & R_{B'B'}[0] & \cdots & R_{B'B'}[N-2] \\ R_{B'B'}[2] & R_{B'B'}[1] & \cdots & R_{B'B'}[N-3] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{B'B'}[N-1] & R_{B'B'}[N-2] & \cdots & R_{B'B'}[0] \end{bmatrix}, \quad (3.18)$$

$$\mathbf{h} = [h_0 \ h_1 \ \cdots \ h_{N-1}]^T, \quad y \quad (3.19)$$

$$\mathbf{R}_{B'Y} = [R_{B'Y}[0] \ R_{B'Y}[1] \ \cdots \ R_{B'Y}[N-1]]^T \quad (3.20)$$

con el superíndice T representando la traspuesta de una matriz o vector.

Como punto importante de implementación, se debe tener en cuenta que la matriz de autocorrelación de la entrada auxiliar, $\mathbf{R}_{B'B'}$, corresponde a la matriz de Toeplitz del vector de autocorrelación calculado en la ventana de tiempo bajo estudio.

3.5.2. Implementación

En base a lo desarrollado en la etapa de diseño general del filtro, solo se requiere definir la entrada auxiliar B' para completar el diseño del algoritmo compensador de offset.

Basándose en la estacionalidad del FPN durante períodos cortos de tiempo, se podría pensar que una buena aproximación dentro de la ventana de tiempo que se está considerando, es mantener un ruido relativamente constante en el tiempo. Para determinar la distribución espacial, se debe recurrir a las estadísticas del offset. Conforme la revisión de las fuentes de ruido en un FPA genérico realizada en [41], se puede llegar a la conclusión previa de que no se pueden estimar en forma concreta las estadísticas del ruido aditivo; situación que se presenta por las múltiples fuentes del ruido, su compleja interacción y la dependencia que el FPN tiene con las características físicas dadas al detector en el proceso de fabricación. Además, la utilización de cualquier tipo de distribución estadística implicaría la estimación adicional de la media y varianza de dicha distribución, lo que introduce aun mayor complejidad. Por el contrario, la distribución uniforme define su media y varianza de acuerdo a sus valores extremos y se podría considerar como una cota superior de la estimación dado que es bien sabido que un proceso

aleatorio que sigue la distribución uniforme es el con mayor entropía desde un punto de vista de teoría de la información. Así, se asume que:

A6. Se considerará que B' es un proceso aleatorio estacionario en tiempo-discreto dentro del bloque de frames considerado y que se distribuye en forma uniforme dentro de valores máximos y mínimos, en símbolos $B' \sim U([B'_{\min}, B'_{\max}])$.

Para la selección del rango $[B'_{\min}, B'_{\max}]$ se pueden considerar dos casos: o se elige el rango dinámico que utiliza la cámara para digitalizar los valores de la irradiancia o se elige el rango dinámico en el que se mueve el bloque de imágenes que necesita ser corregido. La dependencia de este rango, así como también la veracidad de esta última consideración se estudian a continuación.

3.5.3. Análisis Teórico

Considérese que B' asume un valor particular B_0 , $B_0 \neq 0$, dentro del intervalo de tiempo considerado de K frames, para cualquier pixel (i, j) en el arreglo. En símbolos,

$$B' = [B_0 \ B_0 \ \cdots \ B_0]_K$$

en donde el subíndice K determina el largo del vector. Nótese que se elige $B_0 \in [B'_{\min}, B'_{\max}]$, sin importar el valor de los puntos extremos.

En la Ecuación (3.17), se determinó que la solución óptima está determinada por

$$\mathbf{h}^* = \mathbf{R}_{B'B'}^{-1} \mathbf{R}_{B'Y} .$$

Ahora, se analizará la influencia de utilizar $B' = B_0$ en dicha solución. Para esto, se debe recordar que la definición general de la correlación cruzada de dos señales x e y de largo finito K está dada por la Ecuación (3.7), luego

$$R_{xy}[n] = \mathbb{E} \{x[k+n] y[k]\} = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} x[k+n]y[k] .$$

conforme al análisis previamente hecho, [38].

Matriz de Autocorrelación

Entonces, utilizando la definición de correlación, y asumiendo de que $B'[k > K] = 0$, la función de autocorrelación $R_{B'B'}[n]$ se puede calcular mediante:

- Para $n = 0$.

$$R_{B'B'}[0] = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} B'[k]B'[k] = \frac{1}{K} \left[\underbrace{B_0^2 + \cdots + B_0^2}_K \right] = B_0^2$$

- Para $n = 1$.

$$R_{B'B'}[1] = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} B'[k+1]B'[k] = \frac{1}{K} \left[\underbrace{B_0^2 + \cdots + B_0^2}_{K-1} + 0 \right] = \frac{K-1}{K} B_0^2$$

- Para $n = 2$.

$$R_{B'B'}[2] = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} B'[k+2]B'[k] = \frac{1}{K} \left[\underbrace{B_0^2 + \cdots + B_0^2}_{K-2} + 0 + 0 \right] = \frac{K-2}{K} B_0^2$$

- Para $n = n_0$.

$$\begin{aligned} R_{B'B'}[n_0] &= \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} B'[k+n_0]B'[k] \\ &= \frac{1}{K} \left[\underbrace{B_0^2 + \cdots + B_0^2}_{K-n_0} + \underbrace{0 + \cdots + 0}_{n_0} \right] \\ R_{B'B'}[n_0] &= \frac{K-n_0}{K} B_0^2 \end{aligned} \quad (3.21)$$

Entonces, la función de autocorrelación $R_{B'B'}[n]$ puede ser escrita como función del n -ésimo lag y la realización de la señal B' , por lo que la matriz de autocorrelación $\mathbf{R}_{B'B'}$ se puede expresar como:

$$\mathbf{R}_{B'B'} = \frac{B_0^2}{K} \mathbf{\Psi}, \quad (3.22)$$

en donde

$$\mathbf{\Psi} = \begin{bmatrix} K & K-1 & \cdots & K-(N-1) \\ K-1 & K & \cdots & K-(N-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K-(N-1) & K-(N-2) & \cdots & K \end{bmatrix}. \quad (3.23)$$

Matriz de Correlación Cruzada

Ahora, realizando la misma operación para la correlación cruzada $R_{B'Y}$, y nuevamente considerando que $B'[k > K] = 0$, se tiene:

- Para $n = 0$.

$$R_{B'Y}[0] = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} B'[k]Y[k] = \frac{1}{K} B_0 \sum_{k=0}^{K-1} Y[k] = B_0 \bar{Y}_K$$

- Para $n = 1$.

$$R_{B'Y}[1] = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} B'[k+1]Y[k] = \frac{1}{K} B_0 \sum_{k=0}^{K-2} Y[k] = B_0 \frac{K-1}{K} \bar{Y}_{K-1}$$

- Para $n = 2$.

$$R_{B'Y}[2] = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} B'[k+2]Y[k] = \frac{1}{K} B_0 \sum_{k=0}^{K-3} Y[k] = B_0 \frac{K-2}{K} \bar{Y}_{K-2}$$

- Para $n = n_0$.

$$R_{B'Y}[n_0] = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} B'[k+n_0]Y[k] = \frac{1}{K} B_0 \sum_{k=0}^{K-n_0-1} Y[k] = B_0 \frac{K-n_0}{K} \bar{Y}_{K-n_0}$$

Luego el vector $\mathbf{R}_{B'Y}$ se puede escribir como

$$\mathbf{R}_{B'Y} = \begin{bmatrix} B_0 \bar{Y}_K \\ \frac{K-1}{K} B_0 \bar{Y}_{K-1} \\ \frac{K-2}{K} B_0 \bar{Y}_{K-2} \\ \vdots \\ \frac{K-(N-1)}{K} B_0 \bar{Y}_{K-(N-1)} \end{bmatrix} = \frac{B_0}{K} \boldsymbol{\psi}, \quad (3.24)$$

en donde

$$\boldsymbol{\psi} = \begin{bmatrix} K \bar{Y}_K \\ (K-1) \bar{Y}_{K-1} \\ (K-2) \bar{Y}_{K-2} \\ \vdots \\ (K-(N-1)) \bar{Y}_{K-(N-1)} \end{bmatrix}. \quad (3.25)$$

Salida del Sistema

Ahora bien, basándose en la Ecuación (3.17) los coeficientes óptimos estarán dados por:

$$\begin{aligned} \mathbf{h}^* &= \mathbf{R}_{B'B'}^{-1} \mathbf{R}_{B'Y} \\ &= \left(\frac{B_0^2}{K} \Psi \right)^{-1} \left(\frac{B_0}{K} \psi \right) \\ \therefore \mathbf{h}^* &= \frac{1}{B_0} \Psi^{-1} \psi, \end{aligned} \quad (3.26)$$

en donde Ψ y ψ se definieron previamente en las Ecuaciones (3.23) y (3.25) respectivamente.

Reemplazando la expresión de los coeficientes del filtro, \mathbf{h}^* , en la expresión del error de salida, $e[k]$, se tiene:

$$\begin{aligned} e[k] = \hat{S}[k] &= Y[k] - \mathbf{h}^* * B'[k] \\ &= Y[k] - \sum_{i=0}^{N-1} h_i B'[k-i] \\ &= Y[k] - B_0 \mathbf{h}^{*T} \cdot \mathbf{1}_N \\ &= Y[k] - B_0 \left(\frac{1}{B_0} \Psi^{-1} \psi \right)^T \cdot \mathbf{1}_N, \end{aligned}$$

es decir

$$\hat{S}[k] = Y[k] - (\Psi^{-1} \psi)^T \cdot \mathbf{1}_N, \quad (3.27)$$

en donde $\mathbf{1}_N$ es un vector columna de largo N y valor unitario. En resumen, el filtro diseñado, genera una estimación del offset dada por

$$\hat{B} = (\Psi^{-1} \psi)^T \cdot \mathbf{1}_N, \quad (3.28)$$

en donde resulta de gran interés notar que la estimación del offset al tener un filtro fijo no depende del valor que se elija en la entrada auxiliar del esquema NC.

Analizando ahora que sucede para distinto número de coeficientes, se tiene:

- Para un coeficiente del filtro, $N = 1$, se tiene que $\Psi^{-1} = \frac{1}{K}$ y $\psi = K\bar{Y}_K$ por lo tanto.

$$\hat{B} = \left(\frac{1}{K} K\bar{Y}_K \right)^T \cdot \mathbf{1} = \bar{Y}_K.$$

Esto implica que el offset corresponde a la media temporal de la señal de read-out. Entonces, la metodología planteada con el método de NC utilizando un coeficiente en el filtro,

equivale al desarrollo del algoritmo de estadísticas constantes desarrollado por Narendra y Harris, [10, 18, 19], pero compensando solamente el offset.

- Para $N = 2$, se tiene que matriz de autocorrelación y su inversa están determinadas por

$$\Psi = \begin{bmatrix} K & K-1 \\ K-1 & K \end{bmatrix} \rightarrow \Psi^{-1} = \frac{1}{2K-1} \begin{bmatrix} K & 1-K \\ 1-K & K \end{bmatrix},$$

y el vector de correlación

$$\psi = [K\bar{Y}_K \quad (K-1)\bar{Y}_{K-1}]^T.$$

Luego de cierto trabajo algebraico, la estimación del offset queda definido por

$$\hat{B} = \frac{1}{2K-1} [\bar{Y}_K + (K-1)\bar{Y}_{K-1}].$$

- Para $N = 3$, se tiene la matriz de correlación

$$\Psi = \begin{bmatrix} K & K-1 & K-2 \\ K-1 & K & K-1 \\ K-2 & K-1 & K \end{bmatrix},$$

por lo que su inversa es

$$\Psi^{-1} = \frac{1}{4K-4} \begin{bmatrix} 2K-1 & 2(1-K) & 1 \\ 2(1-K) & 4(K-1) & 2(1-K) \\ 1 & 2(1-K) & 2K-1 \end{bmatrix},$$

y el vector de correlación es

$$\psi = [K\bar{Y}_K \quad (K-1)\bar{Y}_{K-1} \quad (K-2)\bar{Y}_{K-2}]^T.$$

Nuevamente, luego de cierto trabajo algebraico se tiene que la estimación del offset para tres coeficientes es

$$\hat{B} = \frac{1}{2K-2} [K\bar{Y}_K + (K-2)\bar{Y}_{K-2}].$$

- De forma similar, se tiene un offset estimado determinado por

$$\hat{B} = \frac{1}{2K-3} [K\bar{Y}_K + (K-3)\bar{Y}_{K-3}],$$

al trabajar con $N = 4$ coeficientes en el filtro.

- Para $N = 5$, se tiene

$$\hat{B} = \frac{1}{2K - 4} [K\bar{Y}_K + (K - 4)\bar{Y}_{K-4}] .$$

Generalizando la expresión, se obtiene que la estimación del offset utilizando un filtro FIR con N taps en una ventana de K frames, está determinado por la expresión:

$$\hat{B} = \frac{1}{2K - (N - 1)} [K\bar{Y}_K + (K - (N - 1))\bar{Y}_{K-(N-1)}] . \quad (3.29)$$

Cabe destacar que se ha considerado procesamiento pixel-a-píxel, por lo que la Ecuación (3.29) corresponde a la estimación del offset en un píxel particular que estará determinado por la entrada al sistema de cancelación de ruido, $Y[k]$.

3.5.4. Versión Recursiva

En particular, al trabajar con los resultados anteriores, se tiene el problema de que se requiere un buffer de $K = K_{opt}$ frames para realizar los cálculos de funciones de correlación, en donde K_{opt} es el valor del tamaño de la ventana óptimo que logra minimizar el error cuadrático medio en la salida. Esto, evidentemente, es algo que no se desea en implementaciones reales, ya que requerirá su propio hardware y energía adicional dentro de cada una de las cámaras. Por esta razón, se evalúa la idea de encontrar una versión recursiva de la Ecuación (3.29).

Para ello, se tiene que tener en mente que el offset estimado está determinado por

$$\hat{B} = \frac{1}{2K - (N - 1)} \left[\sum_{i=0}^{K-1} Y[i] + \sum_{i=0}^{K-N} Y[i] \right] ,$$

conforme a la Ecuación (3.29) y a la definición de las medias ponderadas que se dieron en el análisis del filtro.

Entonces, se puede seguir el siguiente razonamiento. Considérese una ventana fija de tiempo de K frames y un filtro fijo de N taps.

- Para un instante de tiempo $k = 0$, el offset se calculará como

$$\hat{B}_0 = \frac{1}{2K - (N - 1)} [Y[0] + Y[0]] = \frac{2}{2K - (N - 1)} Y[0] .$$

- Para un instante de tiempo $k = 1$, el offset se calculará como

$$\begin{aligned}\hat{B}_1 &= \frac{1}{2K - (N - 1)} [(Y[0] + Y[1]) + (Y[0] + Y[1])] \\ &= \hat{B}_0 + \frac{2}{2K - (N - 1)} Y[1]\end{aligned}$$

- Para un instante de tiempo $k = 2$, el offset se calculará como

$$\begin{aligned}\hat{B}_2 &= \frac{1}{2K - (N - 1)} [(Y[0] + Y[1] + Y[2]) + (Y[0] + Y[1] + Y[2])] \\ &= \hat{B}_1 + \frac{2}{2K - (N - 1)} Y[2]\end{aligned}$$

- Generalizando, para un instante de tiempo $k = k_0$, con $k_0 \leq K - N$ el offset se calculará como

$$\hat{B}_{k_0} = \hat{B}_{k_0-1} + \frac{2}{2K - (N - 1)} Y[k_0] \quad (3.30)$$

Ahora bien, para el caso en que $k > K - N$ el factor que multiplica la nueva entrada $Y[k]$ se verá reducido a la mitad pues desaparecerá la segunda sumatoria de la estimación del offset. Sin embargo, se puede considerar que $K \gg N$, por lo que $K - N \approx K$. Esta aproximación permite concluir de que la Ecuación (3.30) es un caso generalizado de estimación recursiva del offset al trabajar con un filtro fijo.

Por lo tanto, durante un bloque de K_{opt} frames se realiza la estimación para el siguiente bloque, pero la corrección se puede implementar en forma previa para el bloque actual usando esta nueva aproximación frame-por-frame. Además, esto implica que en términos de implementación en hardware, solamente se requiere un buffer sobre el cual se va actualizando el cálculo de la media. En resumen, el algoritmo planteado no solo es una buena solución, sino que representa una alternativa válida a ser implementada.

Capítulo 4

Resultados y Análisis

4.1. Introducción

En el presente capítulo, se muestran los resultados de la aplicación del método diseñado sobre experimentos con datos simulados y reales. Al hablar de experimentos simulados, se hace referencia a que se toma una secuencia corregida mediante TPC de laboratorio y se perturba con información conocida, con el fin de evaluar el desempeño del algoritmo y fijar los parámetros para aplicar el esquema sobre datos reales.

4.2. Aplicación sobre datos simulados

Para generar un offset sobre datos corregidos mediante TPC, se utiliza el modelo de Gauss-Markov que ha sido previamente estudiado al ser aplicado como modelo de observación en implementaciones del Filtro Kalman, [11, 23]. Entonces, el modelo que se plantea para el offset será

$$B[k] = \alpha B[k - 1] + \beta W[k - 1] ,$$

en donde α y β son parámetros a definir y $W[k - 1]$ es un proceso Gaussiano de ruido blanco con media nula. Dado que las variaciones frame-a-frame del offset son muy pequeñas, el parámetro α deberá ser muy cercano a uno. En particular se ha fijado en $\alpha = 0,99$, por lo que se tendrán variaciones temporales de un 1%. En cierta forma, el parámetro β representa la ponderación

de ruido temporal en el offset del sistema simulado. Considerando que en la literatura se ha concluido que dicha ponderación es baja al momento de realizar la estimación del FPN, entonces se fija el parámetro en $\beta = 0,1$ [12, 22]. El valor inicial $B[0]$ se obtiene conforme a las consideraciones dadas al momento de aplicar el NC al problema de NUC por lo que espacialmente seguirá una distribución uniforme entre valores máximos y mínimos. La elección de estos valores se realizó conforme a la Fig. 2.4(d) que determina la desviación estandar y la media espacial de los datos.

Los datos corregidos con cuerpos negros se corrompen con distintos niveles de offset simulado. Estos niveles se especifican en porcentajes de la desviación estándar de los datos calibrados. En particular, se ha trabajado con 1,10,20,30,50 y 100 % de offset simulado.

4.2.1. Influencia del Tamaño del Bloque en el Desempeño

Para probar la influencia del tamaño del bloque en el desempeño del algoritmo, se utiliza un filtro de orden conocido y fijo $N = 10$, y se modifica el tamaño del bloque, K , entre 400 y 1500 frames con incrementos de 100. En símbolos $K \in \{400, 500, 600, \dots, 1500\}$. Además, se agregaron distintos niveles de offset, con el fin de estudiar en forma simultánea la capacidad de corrección del algoritmo. Téngase en mente de que solo se utiliza la cámara Amber pues existen datos de cuerpo negro que permiten contrastar mediante RMSE.

En la Tabla 4.1 se muestran los resultados al realizar dicho estudio. Los valores presentados están *en por unidad*, ponderados sobre el largo de la ventana, K , para facilitar la comprensión del lector al no necesitar referencias. Es en verdad muy interesante notar de que el mínimo se logra al utilizar un bloque de 1300 frames, sin embargo la corrección no resulta ser óptima para bajos niveles de no-uniformidad. Esto tiene una explicación bastante sencilla, y se debe a que como los niveles de ruido son tan bajos, el RMSE con respecto a la señal no corrupta es prácticamente nulo; luego al realizar todo el procesamiento estadístico se está inyectando cierto nivel de ruido propio del cálculo numérico y procesamiento estadístico.

Los resultados antes expuestos se corroboran al realizar una gráfica del RMSE medio, medido a lo largo del tiempo y sobre todos los píxeles, con respecto al tamaño del bloque como se muestra en la Fig. 4.1(a). Para esto, se consideró que $N = 10$ y se tomó un 50 % de contaminación de offset

Tabla 4.1: RMSE para distintos tamaños de bloques cámara Amber

| % | RMSE $Y[k]$ | RMSE Noise Cancellation | | | | | |
|-------|-------------|-------------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | | K=900 | K=1000 | K=1100 | K=1200 | K=1300 | K=1400 |
| 1 % | 0.0017 | 0.0763 | 0.0729 | 0.0746 | 0.0669 | 0.0653 | 0.0676 |
| 10 % | 0.0201 | 0.0776 | 0.0742 | 0.0759 | 0.0684 | 0.0669 | 0.0692 |
| 20 % | 0.0438 | 0.0807 | 0.0779 | 0.0793 | 0.0724 | 0.0710 | 0.0733 |
| 30 % | 0.0683 | 0.0855 | 0.0827 | 0.0844 | 0.0782 | 0.0771 | 0.0792 |
| 50 % | 0.1097 | 0.0975 | 0.0952 | 0.0970 | 0.0924 | 0.0915 | 0.0934 |
| 100 % | 0.1773 | 0.1282 | 0.1273 | 0.1296 | 0.1267 | 0.1266 | 0.1290 |

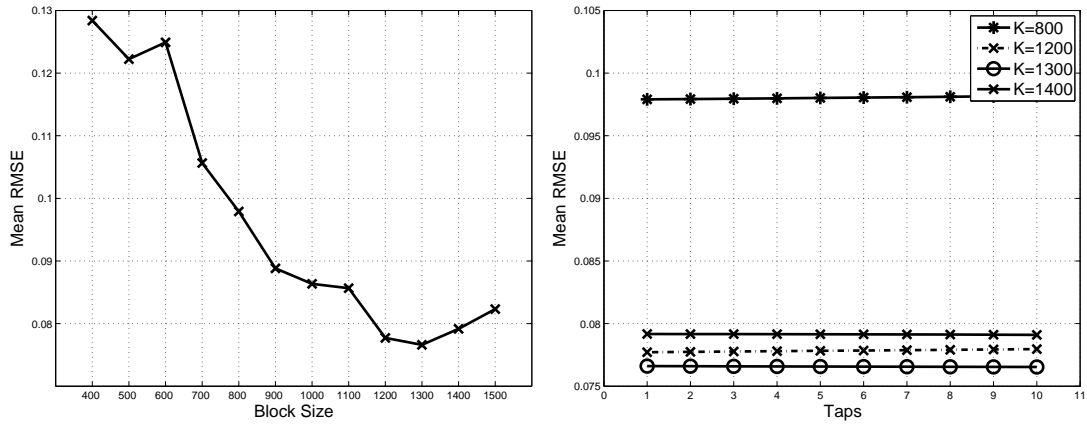
como referencia, dado que por la Tabla 4.1, este valor arroja buenos resultados de corrección. Es importante notar que efectivamente el mínimo se alcanza en $K = 1300$ frames por bloque. Como los datos han sido capturados a una tasa de 30 fps, al hablar de 1300 frames se requieren aproximadamente unos 40 segundos para lograr una imagen corregida en forma completa, sin embargo se puede observar en la misma Figura que sobre los 900 frames se tendrá una imagen corregida con niveles bastante aceptables y similares a los logrados con el total de frames.

4.2.2. Influencia del Número de Taps en el Desempeño

Hasta ahora, se consideró que $N = 10$ era una buena referencia, sin embargo esto se debe comprobar mediante algún experimento.

En la Fig. 4.1(b) se muestra que el RMSE es insensible a la variación del número de taps del filtro entre 1 y 10; en símbolos $N \in \{1, 2, \dots, 10\}$. Este resultado corrobora que la referencia previamente utilizada de $N = 10$ ha sido una buena elección, sin embargo se pudo haber trabajado con cualquier número de taps en este intervalo.

En resumen, desde ahora en adelante se considerará que los parámetros que logran resultados óptimos son $K = 1300$ y $N = 10$ para la cámara Amber. Lamentablemente no se dispone de datos corregidos en laboratorio de la cámara Merlin por lo que no se pueden hacer estudios particulares para encontrar los parámetros óptimos de corrección que particularmente tiene esta cámara.



(a) RMSE medio vs. Tamaño del Bloque

(b) RMSE medio vs. Número de Taps

Fig. 4.1: RMSE medio por pixel como función del número de frames en cada bloque y del número de taps del filtro.

4.3. Aplicación sobre datos reales

Para evaluar el desempeño del algoritmo frente a datos IR con NU aditiva real, se realizan pruebas que permitan visualizar la influencia de modificar el tamaño del bloque de frames en el cálculo de la versión estimada de la irradiancia de entrada. La justificación de realizar dicho estudio es porque las métricas de evaluación no siempre representan lo que se obtiene a la salida, siendo la evaluación al ojo desnudo la que permite discriminar entre una buena y una mala corrección. No se realizan estudios de comparación al variar el número de taps del filtro, pues como se vió anteriormente no tiene influencia sobre la estimación.

Para reflejar visualmente los resultados de las variaciones de K , este se va modificando gradualmente $K \in \{100, 500, 1000, 1300\}$, luego se determina el coeficiente de rugosidad, ρ , de cada uno de ellos, con el fin de comparar el método con su símil CS. Este experimento se realiza tanto para la cámara Amber como para la cámara Merlin, mostrando el resultado en dos frames distintos.

4.3.1. Influencia del Tamaño del Bloque para Cámara Amber

A pesar de que se ha considerado esta cámara para calcular el RMSE en base a sus datos de calibración de cuerpo negro, también resulta de interés ver su comportamiento al aplicar el

esquema de NC sobre datos reales.

En las Figuras 4.2, y 4.3 se muestran los frames 120 y 1200 respectivamente, realizando la variación del tamaño del bloque de cálculo de acuerdo a lo descrito anteriormente. Se ha incluido el mismo frame corregido en ganancia y offset con el método de TPC como comparación visual de los resultados.

Se puede observar que al tener un número bajo de frames, las medias ponderadas que requiere calcular el método no convergen al valor deseado por lo que la corrección es de baja calidad. En particular se observa la presencia de *Ghosting* debido a que los frames iniciales se parecen mucho y la variabilidad de los datos no es la óptima, adquiriendo cierta “memoria” en la media. Mediante inspección visual se puede comprobar que para $K = 1000$ el nivel de NU es relativamente bajo por lo que se podría utilizar como una posible cota. Este resultado se ve reafirmado por la Fig. 4.1(a) en donde se observa que con $K > 800$ los resultados buenos tal como se comentó anteriormente.

4.3.2. Influencia del Tamaño del Bloque para Cámara Merlin

La cámara FLIR Merlin es una de las que posee mayores nonuniformidades de todos los datos IR de los que se dispone, al extremo de que en ocasiones identificar a simple vista las escenas que se capturaron resulta muy difícil. Por lo mismo, presenta uno de los mayores desafíos para la aplicación de cualquier metodología de NUC, pues las imágenes tan ruidosas afectan directamente el desempeño de cualquier método.

A la alta nonuniformidad que poseen los datos, se le debe sumar que el frame-grabber utilizado en digitalizar las señales presentaba limitaciones prácticas para la captura. Solamente permitía digitalizar a 8 bits, comprimiendo el video en formato MPG y con una interpolación de 320×240 (resolución real del FPA) a una de 720×480 . La información del algoritmo de interpolación estaba oculta al usuario final, por lo que no se podía hacer ningún tipo de operación inversa eficiente. Todo esto involucró problemas adicionales como, redimensionar los videos hacia su tamaño original, descomprimir en formato AVI, etc.

Adicionalmente se puede mencionar que los datos fueron capturados en un laboratorio cerrado, iluminado sólo con luz artificial, por lo que la información IR corresponde principalmente

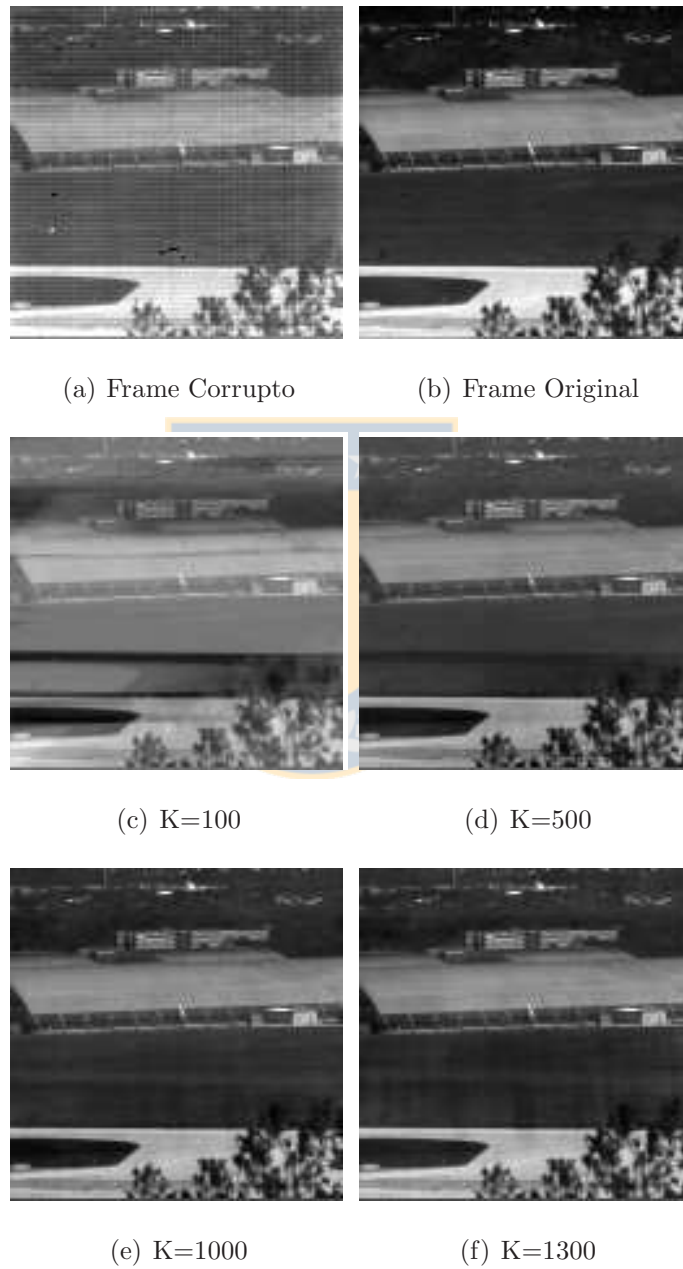


Fig. 4.2: Influencia del tamaño del bloque en cámara Amber para un frame cualquiera

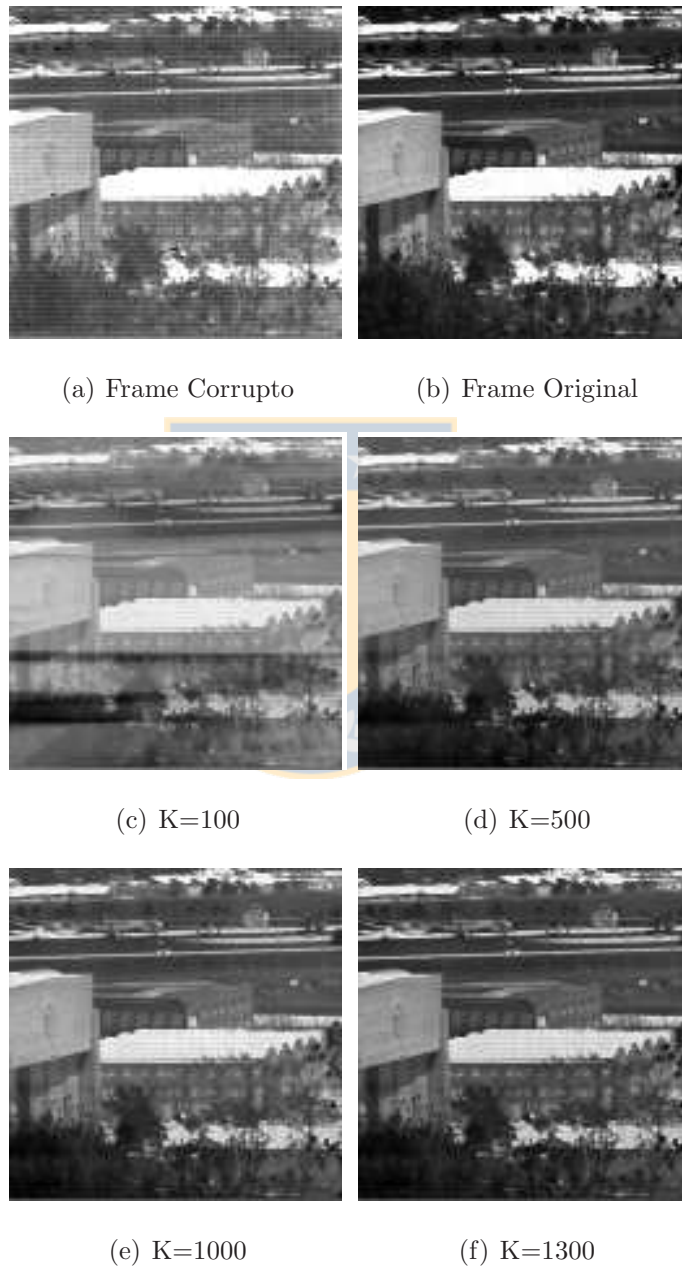


Fig. 4.3: Influencia del tamaño del bloque en cámara Amber para un frame cualquiera

a la emisión de cada cuerpo.

En las Figuras 4.4 y 4.5 se muestran los resultados de la aplicación del filtro para distintos números de K . Al igual que los casos anteriores se presentan los bloques con 100, 500, 1000 y 1300 frames.

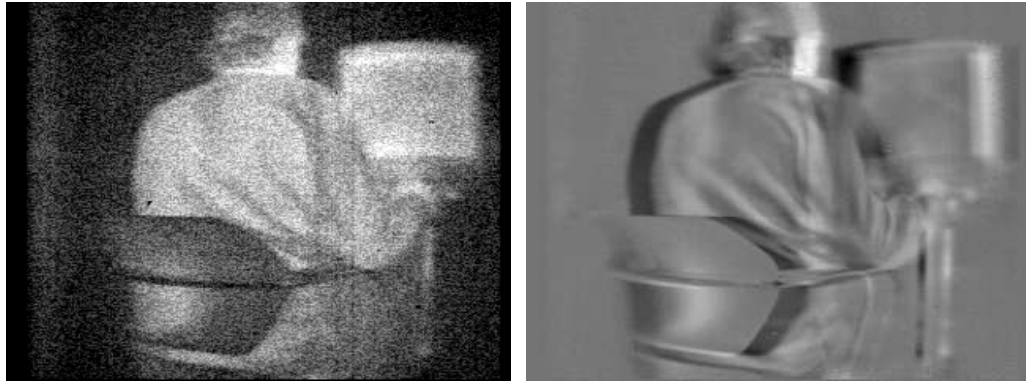
Resulta evidente que, dada la alta nonuniformidad que presentan los frames sin corregir, la compensación de offset no resulta ser tan suave y agradable a la vista como lo es para la cámara Amber. Al realizar una inspección visual de los resultados se puede notar que nuevamente existe la presencia de *ghosting* en las secuencias de salida. Este defecto, que es común a todos los métodos basados en procesamiento de imágenes o señales, una vez más se debe a la gran presencia de frames repetidos en el video de entrada.

De las figuras con resultados y de los análisis teóricos que se ha dado a conocer en el presente Informe de Tesis, se extrae como primera impresión que el algoritmo de corrección basado en un sistema de cancelación de ruido logra buenos resultados eliminando el ruido espacial aditivo presente en las secuencias de imágenes, sin importar la tecnología o la cámara con la que los datos hayan sido capturados. Se notan pequeñas diferencias en la corrección de datos exteriores (cámara Amber) en donde la cantidad de información óptica es alta dada la radiación solar, frente a la de interiores (cámara Merlín) en donde la radiación IR capturada corresponde a la emitida por los cuerpos.

4.4. Contrastación de resultados

Como se dijo al momento de definir el coeficiente de rugosidad, este no representa una métrica óptima de comparación por si sola, pues no mide ninguna relación de estimación sino que sólo evalúa la suavidad de una imagen. Sin embargo, su poder radica en que no requiere ninguna referencia para entregar información, por lo que bien analizada mediante una evaluación a ojo desnudo de las secuencias corregidas, resulta ser muy útil.

Esto se justifica al considerar que la presencia de ruido espacial en la imagen involucra altas frecuencias espaciales, por lo que al reducir la nonuniformidad de una imagen se debe también reducir su rugosidad. Además si se tiene en cuenta que el fin de lograr una buena estimación radica en que el usuario final de la información capturada por la cámara vea imágenes sin ruido,



(a) Frame Corrupto

(b) Frame Original



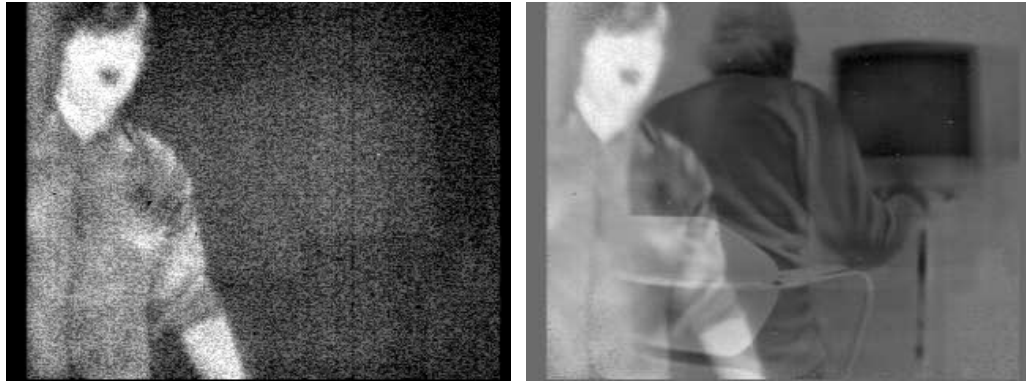
(c) K=500

(d) K=1000



(e) K=1300

Fig. 4.4: Influencia del tamaño del bloque en cámara Merlin para un frame cualquiera



(a) Frame Corrupto

(b) Frame Original



(c) K=500

(d) K=1000



(e) K=1300

Fig. 4.5: Influencia del tamaño del bloque en cámara Merlin para un frame cualquiera

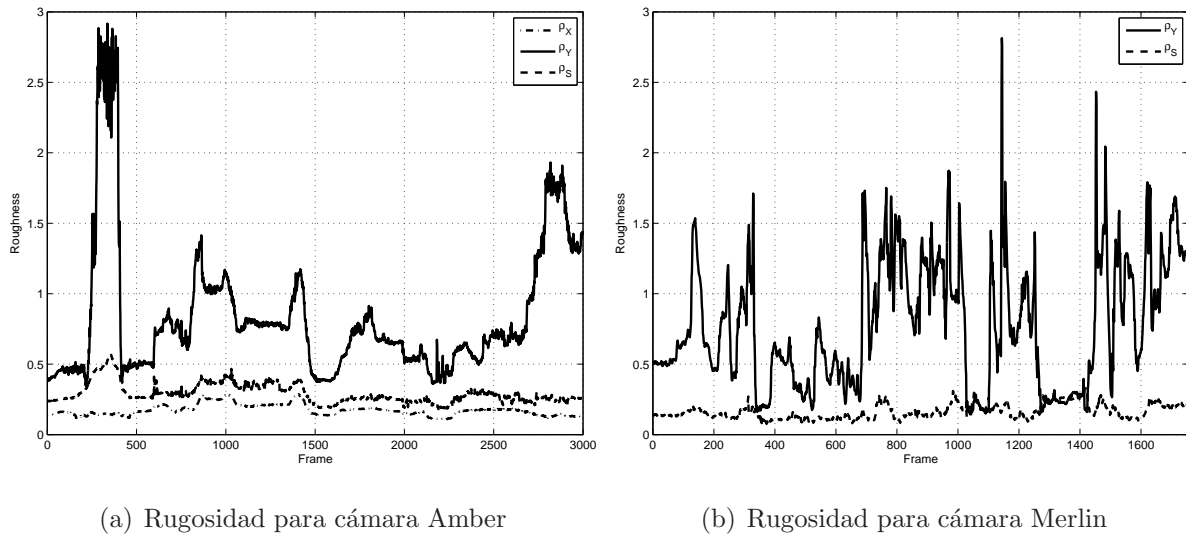


Fig. 4.6: Contrastación de Resultados mediante coeficiente de rugosidad

se justifica que una imagen más suave que la original es generalmente preferible.

A continuación se presenta la contrastación del método propuesto en relación a la rugosidad presente en los datos corregidos de ambas cámaras. Para el caso de la cámara Amber se posee información de cuerpos negros, por lo que se puede realizar la estimación con TPC y determinar la rugosidad ideal a la que se debería llegar con cualquier corrección de procesamiento de señales; esto se discutió al momento de presentar la Fig. 2.3.

Para evaluar la efectividad de un método mediante el coeficiente de rugosidad se debe, en primera instancia, definir que se entenderá por buena y mala corrección. En términos técnicos, se deben definir cotas superiores e inferiores para el coeficiente. Dado que no se quiere una imagen con frecuencia espacial superior a la original, se define como cota superior la rugosidad que presenta la imagen sin corregir. Para la cota inferior no existe valor, sin embargo la TPC corresponde a la mejor alternativa posible por lo que se puede definir como la cota inferior. A pesar de esto, si alguna metodología lograra una rugosidad menor no se puede inferir que sea mejor o peor que TPC sin antes hacer una evaluación al ojo desnudo.

Resulta muy importante notar que ambas gráficas se mantienen bajo la cota superior, por lo que la eliminación de componentes de alta frecuencia en las imágenes de entrada resulta efectiva obteniendo imágenes más suaves que las originales. Este punto, sumado a una evaluación de ojo desnudo de los resultados que se presentaron en las secciones anteriores, permite deducir que el

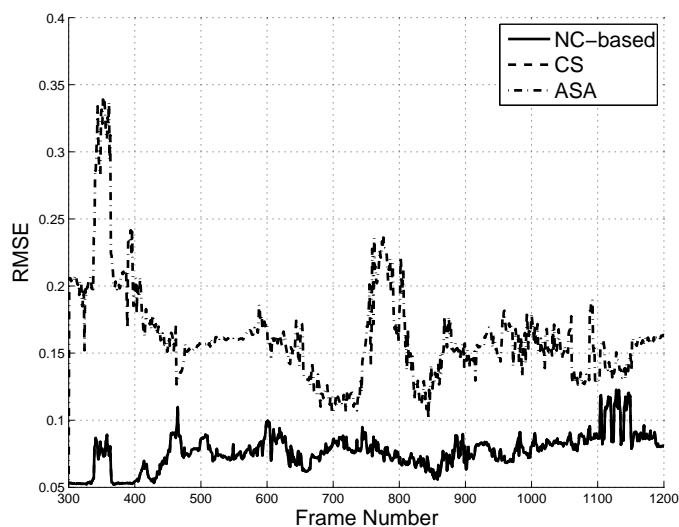


Fig. 4.7: Contrastación de Resultados mediante RMSE con técnicas clásicas de NUC

método planteado es una buena alternativa de NUC a pesar de la simplicidad de la fórmula y las consideraciones no restrictivas que se impusieron sobre el método.

Para contrastación con RMSE de la cámara Amber, referirse a Fig. 4.1 en donde se encuentran los parámetros óptimos de corrección. Dado que no se posee información de cuerpos negros para la cámara Merlin, no se incluye contrastación de resultados mediante esta métrica.

Usando el RMSE, se comparó el algoritmo con dos técnicas clásicas que se encuentran en la literatura: Estadísticas Constantes de Harris, [18], y el Algoritmo Adaptivo Estadístico de Hayat presentado en [20]. Como referencia, nuevamente se utilizaron calibración de laboratorio de dos puntos, TPC. El resultado principal de dicho estudio se presenta en la Fig. 4.7. Se puede notar que el algoritmo basado en un sistema de cancelación de ruido tiene un desempeño similar al logrado por Harris, pero la diferencia principal es que las consideraciones realizadas para el desarrollo del presente algoritmo resultan ser mucho más sencillas y fáciles de satisfacer que las hechas por Harris: No se impuso una radiación incidente con distribución Gaussiana, media nula y varianza unitaria.

Capítulo 5

Conclusiones

5.1. Conclusiones

En el presente Informe de Tesis, se ha propuesto, estudiado y desarrollado una nueva técnica de corrección de NU, utilizando un sistema de cancelación de ruido como base teórica. La principal contribución de esta solución es que utilizando una técnica bien conocida en aplicaciones de audio más algunas consideraciones simples y no restrictivas, se ha desarrollado un algoritmo en el cual todos los cálculos se ven implementados en una simple y única ecuación. Más aun, esta ecuación se puede utilizar en su versión recursiva permitiendo obtener un performance satisfactorio tanto con métricas cuantitativas como cualitativas.

El desempeño del presente algoritmo depende esencialmente del número de frames utilizados y no impone ninguna restricción teórica sobre la escena que está siendo capturada. La única restricción que se impone es que exista una muy alta correlación entre la entrada secundaria y el ruido que se quiere cancelar, y una muy baja correlación con la señal de información. Estas restricciones se aplican de manera satisfactoria al implementar una técnica de NUC. Esta correlación permite inferir que modelando mejor el ruido aditivo, se logrará un mejor desempeño general, pero es probable de que esta mejora implique la utilización de filtros adaptivos, perdiendo la simplicidad de la solución que es punto más importante de esta implementación.

Se presentaron resultados sobre cámaras IR que operan en dos bandas distintas, y con tecnologías diferentes que corroboran la habilidad del algoritmo de compensar la componente

aditiva del FPN. De acuerdo con evaluaciones de ojo desnudo, se registra una calidad de imagen sorprendente a pesar de la simplicidad de los cálculos, lo que sumado a que solo se requiere un buffer de $P \times Q$ pixeles, lo hacen ser una excelente alternativa a implementar en cámaras comerciales.

A pesar de la efectividad de la metodología en compensar el FPN y solucionar problemas como los pixeles muertos, presenta el problema de *ghosting* como la mayoría de los métodos de NUC basados en imágenes

Es importante que aun cuando el algoritmo se asemeja al método de CS de Harris, no requiere tener una entrada con distribución Gaussiana, media nula y varianza unitaria, que resulta ser la restricción más fuerte hecha por Harris.

Como último punto importante, dado que se deben realizar procesamientos paralelos y simples, quizás una buena alternativa es testear el algoritmo en tiempo real con tarjetas de alto desempeño de cálculo.

5.2. Trabajo Futuro

A continuación se listan las posibles líneas de investigación que se deducen directamente de la presente obra.

1. Eliminar los frames repetidos en la versión recursiva del algoritmo para lograr reducción del ghosting. Actualmente se trabaja en esta técnica.
2. Utilizar un modelo acabado del ruido aditivo. Estimar los parámetros de dicho modelo con alguna técnica adaptiva para luego entrar al sistema de cancelación de ruido y estudiar el desempeño del esquema global.
3. Implementar un equalizador o alguna otra técnica de cancelación de ruido multiplicativo para eliminar la ganancia. Actualmente se trabaja en esta técnica.
4. Realizar pruebas de procesamiento paralelo de los detectores para implementar corrección en tiempo real.

5. Modelar el proceso de cancelación de ruido con un filtro adaptivo que logre estimar el offset en un número menor de frames que la técnica acá expuesta.

5.3. Publicación

El presente trabajo, dio origen a la publicación en la revista Applied Optics de la Optical Society of America, OSA.

“Noise-cancellation-based nonuniformity correction algorithm for infrared focal-plane arrays”

Sebastián E. Godoy, Jorge E. Pezoa, and Sergio N. Torres

Applied Optics, Vol. 47, Issue 29, pp. 5394-5399

doi:10.1364/AO.47.005394



Dicha publicación se adjunta al final del presente Informe.

Bibliografía

- [1] Max Plank. On the law of distribution of energy in the normal spectrum. *Annalen der Physik*, page 553, 1901.
- [2] D.A. Scribner, M.R. Kruer, and J.M. Killiany. Infrared focal plane array technology. *Proceedings of the IEEE*, 79(1), 1991.
- [3] A. Strehl and J.K. Aggarwal. Detecting moving objects in airborne forward looking infrared sequences. *Computer Vision Beyond the Visible Spectrum: Methods and Applications, 1999. (CVBVS '99) Proceedings. IEEE Workshop on*, pages 3–12, 1999.
- [4] Prof. A. El Gamal. Lecture notes 3: Introduction to image sensors. Introduction to Image Sensors and Digital Cameras (EE392B Sensors) - Spring 2001, Stanford University.
- [5] Gerald C. Holst. *CCD Arrays Cameras and Displays*. SPIE Press, JCD Publishing, 1996.
- [6] Sanjay Krishna. *Optoelectronic Properties of Self Assembled InAs/InGaAs Quantum Dots*.
- [7] Sanjay Krishna. Quantum dots-in-a-well infrared photodetectors. *Journal of Physics D: Applied Physics*, 38(13).
- [8] Esteban M. Vera. Corrección adaptiva de no-uniformidad en sistemas de imágenes infrarrojas. Master's thesis, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Concepción, Concepción, Chile.
- [9] U. Sakoglu, R. C. Hardie, M. M. Hayat, B. M. Ratliff, and J. S. Tyo. An algebraic restoration method for estimating fixed pattern noise in infrared imagery from a video sequence.

- 49th Annual Meeting of the SPIE: Applications of Digital Image Processing XXVII, SPIE Proc.*, 5558, 2004.
- [10] P. M. Narendra and N. A. Foss. Shutterless fixed pattern noise correction for infrared imaging arrays. In W. S. Chan and E. Krikorian, editors, *Technical Issues in Focal Plane Development, Proc. SPIE*, volume 282, 1981.
- [11] Jorge E. Pezoa. Corrección en tiempo real del ruido espacial en sensores infrarrojos usando la forma de covarianza inversa del filtro kalman. Master's thesis, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Concepción, Concepción, Chile.
- [12] Cristóbal J. Jara. Evaluación y comparación de desempeño de métodos de corrección de nonuniformidad de imágenes infrarrojas. Informe de Memoria de Título para optar al título de Ing. Civil Electrónico. Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Concepción, Concepción, Chile, 2003.
- [13] M. Shultz and L. Caldwell. Nonuniformity correction and correctability of infrared focal plane arrays. In *Proc. SPIE*, volume 2470.
- [14] Huixin Zhou, Shangqian Liu, Rui Lai, Dabao Wang, and Yubao Cheng. Solution for the nonuniformity correction of infrared focal plane arrays. *Applied Optics*, 44, 2005.
- [15] A. F. Milton, F. R. Barone, and M. R. Kruer. Influence of nonuniformity on infrared focal plane array performance. *Optical Engineering*, 24, 1985.
- [16] P. M. Narendra. Reference-free nonuniformity compensation for IR imaging arrays. In *Proceedings of SPIE*, volume 252, 1980.
- [17] D. A. Scribner, K. A. Sarkady, M. R. Kruer, J. T. Caulfield, J. D. Hunt, M. Colbert, and M. Descour. Adaptive retina-like preprocessing for imaging detector arrays. In *Proc. IEEE Int. Conf. on Neural Networks (ICNN)*, volume 3.
- [18] J. G Harris and Y. M. Chiang. Nonuniformity correction using constant average statistics constraint: Analog and digital implementations. In *Proceedings of SPIE*, volume 3061, 1996.

-
- [19] John G. Harris and Yu-Ming Chiang. An analog implementation of the constant average statistics constraint for sensor calibration. In Michael C. Mozer, Michael I. Jordan, and Thomas Petsche, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 9, page 699. The MIT Press, 1997.
- [20] Majeed M. Hayat, SergioÑ. Torres, Ernest Armstrong, Stephen C. Cain, and Brian Yasuda. Statistical algorithm for nonuniformity correction in focal-plane array. *Applied Optics*, 38, 1999.
- [21] S.Ñ. Torres, M. M. Hayat, E. Armstrong, and B. Yasuka. A kalman-filtering approach for non-uniformity correction in focal-plane array sensors. In *SPIE AeroSense 2000: Infrared Imaging Systems: Design, Analysis, Modeling and Testing*, volume 4030, 2000.
- [22] Rodrigo Reeves. Compensación de ruido espacial en sistemas de imágenes con sensores infrarrojos. Informe de Memoria de Título para optar al título de Ing. Civil Electrónico. Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Concepción, Concepción, Chile, 2002.
- [23] Sergio Torres. *A Kalman-Filtering Approach for Non-Uniformity Correction in Infrared Focal-Plane Array Sensors*. PhD thesis, Department of Electrical and Computer Engineering. University of Dayton, Dayton, Ohio, 2001. Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Doctor of Philosophy in Electrical and Computer Engineering. University of Dayton, Dayton, Ohio.
- [24] S.Ñ. Torres and M. M. Hayat. Kalman filtering for adaptive nonuniformity correction in infrared focal plane arrays. *Journal of Optical Society of America A.*, 20, 2003.
- [25] S. Torres, R. Reeves, and M. Hayat. Scene-based nonuniformity correction method using constant-range: performance and analysis. In *Proc. of the 6th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics*, 2002.
- [26] Sergio Torres, Jorge Pezoa, and Majeed Hayat. Scene-based nonuniformity correction for focal plane arrays by the method of the inverse covariance form. *Applied Optics*, 42, 2003.

- [27] Yaobo Jian, Shuangcheng Ruan, Huixin Zhou, and Chengxiang Liu. An improved nonuniformity correction algorithm for infrared focal plane arrays. *Intelligent Control and Automation, 2006. WCICA 2006. The Sixth World Congress on, 2, 21-23 June 2006.*
- [28] Han lin Qin, Shang qian Liu, Hui xin Zhou, and Rui Lai ab. Nonuniformity correction algorithm based on wavelet transform for infrared focal plane arrays. *Infrared and Millimeter Waves, 2007 and the 2007 15th International Conference on Terahertz Electronics. IRMMW-THz. Joint 32nd International Conference on, 2-9 Sept. 2007.*
- [29] César San Martín, Sergio Torres, and Jorge Pezoa. Statistical recursive filtering for offset nonuniformity in infrared focal-plane array sensors. *Submitted to Elsevier Journal of Infrared Physics and Technology, 2007.*
- [30] B. M. Ratliff, M. M. Hayat, and R. C. Hardie. An algebraic algorithm for nonuniformity correction in focal-plane arrays. *Journal of the Optical Society of America A.*, 19, September 2002.
- [31] B. M. Ratliff, M. M. Hayat, and J. S. Tyo. Generalized algebraic scene-based nonuniformity correction algorithm. *Journal of the Optical Society of America A.*, 22, February. 2005.
- [32] Albert Einstein. On the theory of light production and light absorption (theorie der lichtzeugung und lichtabsorption). *Annalen der Physik*, 20, 1906.
- [33] Albert Einstein. Planck's theory of radiation and the theory of specific heat (planckshe theorie der strahlung und die theorie der spezifischen wärme). *Annalen der Physik*, 22, 1907.
- [34] Sergio Torres, Majeed Hayat, Ernest Armstrong, and Brian Yasuda. On the performance analysis of a recent statistical algorithm for non-uniformity correction in focal plane arrays. In *Proc. CISST*, volume 3730.
- [35] B. Widrow, Jr. Glover, J.R., J.M. McCool, J. Kaunitz, C.S. Williams, R.H. Hearn, J.R. Zeidler, Jr. Eugene Dong, and R.C. Goodlin. Adaptive noise cancelling: Principles and applications. *Proceedings of the IEEE*, 63(12):1692–1716, Dec. 1975.

- [36] Simon Haykin. *Adaptive Filter Theory*. Prentice-Hall, Inc., third edition, 1995.
- [37] F. Gustafsson. *Adaptive Filtering and Change Detection*. John Wiley & Sons, Ltd., ., 2000.
- [38] John G. Proakis and Dimitris G. Manolakis. *Digital Signal Processing, Principles, Algorithms, and Applications*. Prentice Hall, third edition, 1996.
- [39] S. E. Godoy, S.Ñ. Torres, J. E. Pezoa, M.M. Hayat, and Q. Wang. Nonuniformity correction algorithm based on a noise-cancellation system for infrared focal-plane arrays. In *Proceedings of SPIE*, volume 6542, 2007.
- [40] Unal Sakoglu et al. Spectrally adaptive infrared photodetectors with bias-tunable quantum dots. *J. Optical Society of America*, 21(1), 2004.
- [41] Sebastián E. Godoy. Corrección de no-uniformidad en sensores infrarrojos basado en un sistema de cancelación de ruido. Informe de Memoria de Título para optar al título de Ing. Civil Electrónico. Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Concepción, Concepción, Chile, 2007.

