

# Estimación de reflectancias espectrales a partir de respuestas de sensores TFD

Miguel Ángel Martínez Domingo<sup>1</sup>\*, Eva Valero Benito<sup>1</sup>, Giacomo Langfelder<sup>2</sup> y Javier Hernández-Andrés<sup>1</sup>

<sup>1</sup> *Departamento de óptica, Universidad de Granada. Campus Fuentenueva, Edif. Mecenas*

<sup>2</sup> *Universidad politécnica de Milán. Italia.*

## 1. Introducción

La imagen multispectral extrae información espectral para cada píxel de una imagen. El rango de posibles aplicaciones es muy amplio. Se han dedicado muchos esfuerzos para conseguir resolución espacial y espectral completa con un solo sensor, ofreciendo una respuesta rápida y precisa [1]. Los sensores TFD (Transverse Field Detectors) [2],[3] tienen un gran potencial para la imagen multispectral. Se basan en píxeles sensibles al color sin filtro de Bayer. El principio de funcionamiento se basa en la distinta profundidad de penetración de los fotones en el silicio según su longitud de onda. Cada píxel tiene 3 canales (de hasta 5 posibles) cuyas sensibilidades son reconfigurables. Muchos estudios ofrecen datos comparativos del rendimiento de algoritmos de estimación espectral para diferentes sistemas [4], [5], [6], pero ninguno de ellos ha usado sensores TFD antes. El objetivo de este estudio es investigar cuál es el mejor algoritmo para la estimación espectral a partir de las respuestas de estos sensores.

## 2. Métodos

Este estudio está basado en la simulación de las respuestas de sensores de una unidad multispectral equipada con un sensor TFD. Primero estudiaremos cuales son los canales óptimos para nuestro sistema en la sub-sección *Responsividades del sensor TFD*. Luego describiremos el cálculo computacional de las respuestas de los sensores (incluyendo ruido aditivo), así como la base de datos espectral construida para evaluar la estimación espectral en la sub-sección *Simulación de respuestas de cámara y datos espectrales*. Después veremos los algoritmos usados en la sub-sección *Algoritmos de estimación espectral*, así como los índices de calidad usados en la sub-sección *Índices de calidad de la recuperación espectral*.

### *Responsividades del sensor TFD*

Uno de los primeros problemas que tenemos que plantearnos es decidir cuántos canales serán incluidos en nuestro sistema. El número de canales determina el número de disparos. Podemos incluir 3 canales por píxel y disparo. Tenemos que buscar una solución de compromiso entre explotar la posibilidad de añadir canales extra a cambio de tener que incluir más y más disparos a cada captura. Se han estudiado 8 configuraciones diferentes (3 canales cada una). Han sido simuladas usando un rango máximo de voltaje inferior a 9V para emular valores de voltaje típicos. Las curvas de responsividad espectral simuladas se muestran junto con otras obtenidas experimentalmente con un prototipo de sensor existente en la figura 1. Entre estas ocho configuraciones diferentes hemos elegido el grupo de tres canales RGB (un disparo) que ofrecen la mejor calidad de estimación, mediante algoritmos de estimación sencillos y como son la pseudoinversa y la matriz R. Después añadimos un canal adicional comprobando los restantes 21 canales y eligiendo el mejor de ellos. De este modo nos queda un sistema de 4 canales y 2 disparos. Incluir los dos canales restantes del segundo disparo conlleva un peor rendimiento, por lo que los hemos ignorado.

---

\* *e-mail:* m.martinez.domingo@gmx.com

**Figura 1:** Izquierda: responsividades espectrales simuladas correspondientes a diferentes voltages aplicados. Derecha: responsividades espectrales obtenidas experimentalmente en un prototipo construido sobre tecnología CMOS estándar de 150nm. Para cada pixel, la eficiencia cuántica total es la suma de las de los tres canales correspondientes.

### *Simulación de respuestas de cámara y datos espectrales*

Hemos calculado las respuestas de la cámara usando las responsividades espectrales y las señales de color correspondientes al producto de reflectancia por iluminante como se explica en la ec.1

$$\rho = R^T E + \sigma \quad (1)$$

Donde  $\rho$  representa las respuestas de los sensores a la señal de color  $E$ , y  $R$  es la matriz de responsividades espectrales de los sensores, que esta traspuesta como indica el superíndice  $T$ .  $\sigma$  representa el ruido aditivo. Si simulamos respuestas libres de ruido entonces  $\sigma = 0$ . Por lo tanto para simulaciones libres de ruido, cada señal de color tendrá 4 respuestas de sensores. Para respuestas ruidosas, una distribución normal de valores de  $\sigma$  es calculada para cada respuesta libre de ruido. Esta distribución está centrada en las respuestas libres de ruido y su desviación estándar es calculada según la ec.2

$$\sigma_i = 0,01 \cdot r_{iw} \sqrt{\frac{r_i}{r_{iw}}} \quad (2)$$

Donde  $r_{iw}$  son las respuestas de la cámara para el blanco perfecto bajo el mismo iluminante y  $r_i$  son las respuestas de la cámara libres de ruido. Hemos simulado ruido dependiente de la intensidad (shot y flicker). El valor 0,01 fue elegido por simular de manera óptima sistemas existentes. El ruido de cuantización es incluido también (usando 12 bits por canal). EL conjunto de datos espectrales usado se diseñó para permitir la generalización de los resultados. Son 160 reflectancias elegidas entre diferentes bases de datos disponibles públicamente: 60 de escenas urbanas y rurales [7], 20 del libro de color de Munsell, 30 de la base de datos de Vhrel [8] y 50 de la carta de color de Gretag Macbeth GmbH. Las muestras presentan una distribución bastante regular en el espacio de color  $L^*a^*b^*$ .

### *Algoritmos de recuperación espectral*

Cinco algoritmos diferentes han sido seleccionados. Son representativos de diferentes estrategias de estimación de reflectancias espectrales a partir de pocas respuestas de sensores. La selección final de incluye: pseudoinversa [9], [10], kernel [4], POCS [11], Matriz R y redes neuronales de funciones de base radiales (RBFNN) [12]. Una explicación más detallada de cada algoritmo es presentada en [13]. Hemos usado el método de validación cruzada *leave one out* [14] para la división de muestras en conjuntos de entrenamiento y test. Es un método iterativo que toma una de las reflectancias como test y utiliza las demás para entrenar el sistema.

### *Indices de calidad de la recuperación espectral*

Hemos usado tres métricas para analizar la calidad de las estimaciones espectrales de los diferentes algoritmos. Dos de ellas son medidas espectrales (RMSE y GFC [15]), y la otra es una medida colorimétrica  $\Delta E_{ab}^*$ . Los detalles sobre estas métricas están explicados en [13].

### 3. Resultados

#### *Respuestas sin ruido*

En la tabla 1 podemos ver la media y desviación estandar de las métricas estudiadas para las 160 muestras y los 5 algoritmos diferentes.

Algoritmo	GFC	RMSE	$\Delta E_{ab}^*$
Pseudoinversa	0,9979 (0,0026)	0,0286 (0,0131)	3,05 (2,40)
Matriz R	0,9981 (0,0022)	0,0289 (0,0137)	2,03 (1,36)
RBFNN	0,9981 (0,0051)	0,0251 (0,0131)	2,76 (2,59)
POCS	0,9984 (0,0020)	0,0250 (0,0132)	2,09 (1,89)
Kernel	0,9984 (0,0026)	0,0237 (0,0134)	1,69 (1,76)

**Tabla 1:** Resultados libres de ruido. Desviación estándar entre paréntesis.

Puede verse como los mejores resultados son los de Kernel mientras que los peores son los de Pseudoinversa. La calidad de la recuperación puede considerarse aceptable para los índices espectrales y colorimétricos estudiados.

#### *Respuestas con ruido*

En la tabla 2 podemos ver la media y desviación estandar de las métricas estudiadas para las 1600 recuperaciones hechas para cada algoritmo (10 para cada reflectancia con valores diferentes de  $\sigma$  equiespaciados en la distribución de ruido). Como era de esperar, el rendimiento empeora en comparación con los resultados obtenidos para el caso libre de ruido.

Algoritmo	GFC	RMSE	$\Delta E_{ab}^*$
Pseudoinversa	0,9941 (0,0064)	0,0497 (0,0216)	9,37 (7,26)
MatrixR	0,9962 (0,0041)	0,0487 (0,0233)	4,57 (4,0769)
RBFNN	0,9941 (0,0337)	0,0473 (0,0238)	8,2807 (9,5163)
POCS	0,9959 (0,0049)	0,0416 (0,0192)	5,7098 (4,1218)
Kernel	0,9965 (0,0083)	0,0385 (0,0217)	4,3313 (3,2500)

**Tabla 2:** Resultados con ruido. Desviación estándar entre paréntesis.

Un vez más los mejores resultados son los de Kernel y los peores los de Pseudoinversa, que además ha sido el algoritmo que mayor caída ha registrado debido al impacto del ruido. Esto indica que aunque el más sencillo de implementar, es el menos robusto contra el ruido. AL no ser parametrizable no podemos mejorar su rendimiento. Los más robustos son Kernel y POCS.

### 4. Conclusiones

Cinco algoritmos de recuperación espectral han sido estudiados. Entre ellos, el más sencillo de implementar es pseudoinversa, pero es también el menos robusto contra el ruido. La mejor elección es el kernel, ya que ha dado los mejores resultados y ha mostrado la mayor robustez contra el ruido. Este trabajo demuestra la aplicabilidad de los sensores TFD para la captura de imágenes hiperespectrales a resolución completa en un solo disparo (con dos capturas), de una manera quasi-instantánea. En futuros trabajos se estudiarán otros algoritmos como Wiener u otros tipos de redes neuronales.

## Bibliografia

- [1] M.A. Golub. et al, Spectral multiplexing method for digital snapshot spectral imaging, *J. Applied Optics* 48. 1520-1526 (2009).
- [2] G. Langfelder. A. F. Longoni and F. Zaraga, Implementation of a multi-spectral color imaging device without color filter array, *Proc. SPIE-IS&T* 7876 787608/1 ? 787608/9 (2011).
- [3] G. Langfelder. F. Zaraga and A. Longoni, Tunable spectral responses in a color-sensitive CMOS pixel for imaging applications, *Proc. IEEE* 56. 2563-2569 (2009).
- [4] V. Heikkinen. R. Lenz. T. Jetsu. J. Parkkinen. M. Hauta-Kasari and T. Jääskeläinen, Evaluation and unification of some methods for estimating reflectance spectra from RGB images, *J. of the Optical Society of America A* 25. 2444-2458 (2008).
- [5] J. L. Nieves. E. M. Valero. J. Hernandez-Andres and J. Romero, Recovering fluorescent spectra with an RGB digital camera and color filters using different matrix factorizations, *J. of Applied Optics* 46. 4144-4154 (2007).
- [6] N. Shimano. K. Terai and M. Hironaga, Recovery of spectral reflectances of objects imaged by multispectral cameras, *J. of the Optical Society of America A* 24. 3211-3219 (2007).
- [7] S. M. C. Nascimento. F. P. Ferreira and D. H. Foster, Statistics of spatial cone-excitation ratios in natural scenes, *J. of the Optical Society of America A* 19. 1484-1490 (2002).
- [8] M. J. Vhrel. R. Gershon. and L. S. Iwan, Measurement and analysis of object reflectance spectra, *J. Color Research & Application* 19. 479 (1994).
- [9] J. L. Nieves. E. M. Valero. S. M. C. Nascimento. J. Hernandez-Andres. and J. Romero, Multispectral synthesis of daylight using a commercial digital CCD camera, *J. of Applied Optics* 44. 5696?5703 (2005).
- [10] Y. Zhao. R.S. Berns, Image-Based Spectral Reflectance Reconstruction Using the Matrix R Method, *J. Color Research & Application* 32. 343-351 (2007).
- [11] H. Stark, *Vector Space Projections*, John Wiley & Sons, England, 1998.
- [12] M. D. Buhmann, *Radial Basis Functions: Theory and Implementations*, Cambridge University Press (2003).
- [13] M. Martinez et al, Spectral reflectance estimation from Transverse Field Detectors sensor responses, *Proc. IS&T/CGIV 2012 Color Imaging Conf* (2012).
- [14] Y. Hu. J. Hernandez-Andres. J.L. Nieves. E.M. Valero. J. Romero. M. Schnitzlein and D. Nowack, Evaluation and optimization of spectral estimation algorithms for printer inks, *Proc. AIC 2011 Interim Meeting (AIC)*. pp. 422-426 (2011).
- [15] J. Romero. A. Garcia-Beltran. J. Hernandez-Andres, Linear bases for representation of natural and artificial illuminants, *J. of the Optical Society of America A* 14. 1007?1014 (1997).