

### INTERPRETACIÓN Y MODELIZACIÓN DE MEDIDAS CROMÁTICAS EN MÉTODOS DE COLORIMETRÍA DE IMAGEN DIGITAL.

Angel López Molinero, Pilar Berlín Larque  
Departamento de Química Analítica. Universidad de Zaragoza.

#### 1.-Introducción:

Las actuales tecnologías de la imagen pueden simplificar los métodos analíticos hasta el punto de romper ideas asociados a la necesidad de equipos costosos y sofisticados para alcanzar altos niveles de rendimiento. Su potencialidad se pone de manifiesto en la aplicación de equipos comerciales electrónicos como cámaras digitales, teléfonos inteligentes, tabletas, cámaras web [1] que actúan como instrumentos de medida capaces de dar respuestas rápidas, eficientes y seguras en áreas con gran demanda de análisis. [2].

Estos sistemas aparentan sencillez, pero sus resultados son consecuencia de la concatenación de procesos múltiples y complejos. De modo general, la imagen y su información se obtiene al captar la radiación reflejada por un objeto mediante los dispositivos electrónicos digitales. La radiación reflejada puede ser de tipo difusa y especular, y producida desde la superficie de un objeto tras su iluminación. Las radiaciones resultantes deben de ser seleccionadas, detectadas, medidas, tratadas para generalizar su información desde una presentación inicial en modo mosaico, codificadas, estructuradas, almacenadas y finalmente presentadas en forma perceptible.

En el rendimiento del proceso general anterior destacan algunos componentes. Así los foto-detectores fundamentalmente de tipo CCD y CMOS que además de que transforman la radiación en corriente eléctrica es importante la disposición de sus unidades, píxeles, en distribución plana X-Y. El componente de selección de radiación que aísla rangos discretos de radiación y que se puede presentar en dos configuraciones diferentes: i- preparados como filtros interpuestos o ii- ensamblados a espectrógrafos. Las configuraciones de filtro están muy adaptadas para proporcionar respuesta preferente en la región visible. Se presentan sobre puestos a los píxeles, con tres filtros de color en una distribución determinada (tipo Bayer). Que permite seleccionar tres rangos de longitud de onda característicos de los colores rojo, verde y azul con anchos de banda en el orden de 100-150 nm. Actualmente, se han publicado nuevas disposiciones que incluyen un cuarto filtro de tipo pancrómico que favorece la amplitud del color [3]. También filtros de paso y corte para diferentes cortes de longitud de onda pueden ser adaptados para seleccionar bandas en la región NIR [4]. La configuración alternativa de selección de onda con espectrógrafos de imagen es de alto coste, pero puede proporcionar rangos de bandas muy estrechos. Valores en el orden de 0.5-5 nm han sido publicadas [5].

El proceso de tratamiento y acondicionamiento de las señales (eléctricas) pasa una etapa de generalización, mediante algoritmos matemáticos, que extiende a toda la matriz (de píxeles) del detector la información de los píxeles individuales y en todos los rangos de radiación seleccionados. Posteriormente, se codifica y almacena. El resultado se presenta como series de matrices numéricas de valores de intensidad de color para cada pixel según su disposición plana X-Y. Siendo (las matrices) ordenadas sobre el eje Z, que representa la longitud de onda (por rangos de los filtros) de radiación seleccionada.

La colorimetría de imagen digital analítica, DIC [6], se basa en información recopilada con filtros de color RGB, en la región del espectro visible. La investigación en este contexto ha crecido significativamente especialmente con el uso de dispositivos portátiles y conectados [2,7] como teléfonos inteligentes. Desde 2010, prácticamente se ha duplicado el número de publicaciones cada dos años que abarcan campos tan diferentes como alimentos, control de formulaciones farmacéuticas, [8,9,10]. Llama la atención la frecuente aparición de revisiones que cubren su evolución [11,12,13].

Desde nuestro punto de vista, son necesarios más estudios teóricos de esta metodología que refuercen su implementación experimental en el campo analítico. Y así este artículo está orientado a exponer las líneas principales que hemos venido trabajando mediante metodologías de análisis multi-variante de las relaciones entre las variables experimentales de los sistemas con la información cromática para obtener una mejor descripción de los procesos analíticos.

Entre los principios se ha trabajado en la caracterización de las influencias y el análisis del cambio en la cromaticidad según las condiciones experimentales. El cambio cromático es un objetivo principal de las implementaciones analíticas y ha sido el argumento clave que hemos tratado en nuestra investigación y que se ha tratado de caracterizar aportando y proponiendo nuevos descriptores.

Así mismo se presentan unos trabajos iniciales sobre la predicción de las respuestas cromáticas digitales basándose en un modelo no determinístico. De modo que pueda orientar a la planificación experimental o/y la justificación de los resultados A la vez que permita aumentar, reforzar la aplicabilidad analítica orientándose a una predicción con mayor selectividad.

103 **2.- Interpretación de las variables cromáticas de un**  
 104 **procedimiento analítico.**

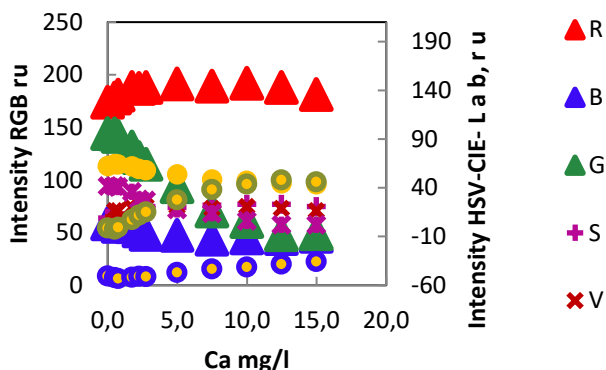
105 En un experimento cromático, como la reacción de  
 106 Ca(II) con el reactivo Glioxal,bis (2-Hidroxy Anilyl),  
 107 GBHA, en medio alcalino 0.1 M NaOH ,tal como aparece  
 108 a continuación:  
 109  
 110



111 *Figura 1. Imagen del experimento.*  
 112 *Ca(II) rango 0-16 mg/lit, GBHA 0.06% m/v, en metanol.*

115 Presenta un crecimiento de color rojo con la  
 116 concentración de Ca(II).

117 La Figura presenta las tendencias:



118 *Figura 2: Perfil y tendencia de las variables cromáticas en*  
 119 *función del contenido de Ca(II)*

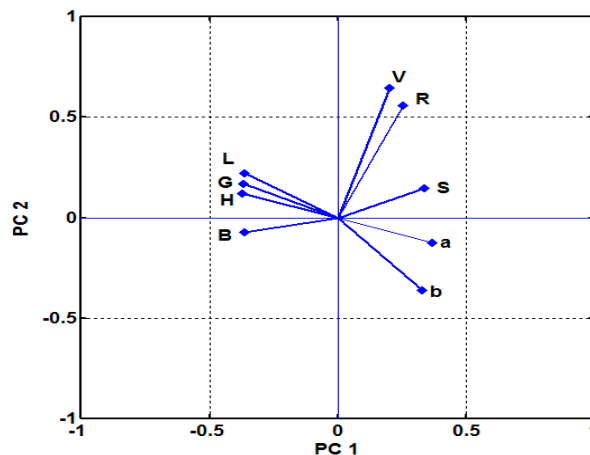
123 La variación de las coordenadas cromáticas primarias  
 124 RGB, HSV o CIE-Lab medidas en las cubetas puede ser  
 125 interpretada mediante análisis factorial y análisis con  
 126 componentes principales, PCAs, para obtener la  
 127 significación del proceso.

128 Así la reducción de variables a PCs permite la proyección  
 129 de las variables cromáticas (a partir de sus cargas) en el  
 130 mismo plano PC1xPC2 (Figura 2) para compararlas y  
 131 reconocer sus relaciones.

133 El resultado mostrado identifica tres tipos de  
 134 comportamiento cromático: un primer tipo-i- se asigna  
 135 a colores que disminuyen en el rango dinámico y  
 136 aparecen a la izquierda del plano PC1xPC2. Son  
 137 coordenadas: B-H-G-L. Color de tipo ii - de  
 138 comportamiento opuesto que aumenta sus valores.  
 139 Están a la derecha del plano y son coordenadas: S-a-b.  
 140 Un tercer tipo -iii- de parámetros que crecen a bajas  
 141 concentraciones y luego prácticamente estabilizan sus  
 142 valores. Son las coordenadas V-R.

143 El análisis factorial permite identificar variables muy  
 144 influyentes: 'G', 'H' y 'a', que presentan la mayor varianza  
 145 cromática o cambio en la intensidad cromática del  
 146 procedimiento. Además, diferencia entre las variables G

147 y H de sensibilidad 'negativa' (disminución de color con  
 148 el Ca(II), mientras que 'a', en proyección opuesta,  
 149 experimenta un aumento de sensibilidad con el analito.



151 *Figura 3: Grafica de las cargas de las variables cromáticas,*  
 152 *con iluminación blanca, en el plano PC1xPC2*

151  
 152  
 153

- 154 ▲ R
- 155 ▲ B
- 156 ▲ G
- 157 + S
- 158 × V

155 Este estudio se obtiene bajo una iluminación blanca  
 156 ('w-cálida' iluminación LED) y establece un criterio  
 157 para la caracterización y clasificación de las  
 158 coordenadas cromáticas en base a la varianza (del  
 159 experimento) que justifican, y por tanto a la posible  
 160 sensibilidad analítica del método.

162 **3. la varianza como descriptor de la cromaticidad de**  
 163 **un experimento analítico cuantitativo.**

164

165 Se ha propuesto la varianza [14] como descriptor  
 166 cuantitativo de la información cromática de un sistema  
 167 analítico. La varianza se define como un parámetro que  
 168 mide el rango de dispersión de una magnitud (expresada  
 169 en las unidades de la magnitud elevada al cuadrado). La  
 170 varianza aplicada en un procedimiento que mide  
 171 intensidades cromáticas RGB en función del cambio de  
 172 un analito, expresa la magnitud del cambio cromático  
 173 total del proceso. Y por tanto representa toda la posible  
 174 información que pueda ser relacionada en términos  
 175 analíticos cuantitativos.

176  
 177  
 178  
 179  
 180  
 181  
 182  
 183

176 Así, para el sistema cromático Ti(IV)- H<sub>2</sub>O<sub>2</sub> [14] la  
 177 información cromática obtenida de las intensidades RGB  
 178 (para un rango dinámico en H<sub>2</sub>O<sub>2</sub>) puede ser expresada  
 179 cuantitativamente por su varianza. Esta, se deduce de la  
 180 matriz X, varianza-covarianza de las intensidades RGB.  
 181 Que se compone de n filas, o puntos del experimento  
 182 dinámico, y 3 columnas, o número de variables  
 183 cromáticas, bandas de color RGB:

184 
$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & x_{1,3} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & x_{n,3} \end{bmatrix}$$

185 Después de centrar cada columna de la matriz X, de la  
 186 nueva matriz U se deduce la matriz de dispersión o  
 187 Covarianza-Varianza (X) como:

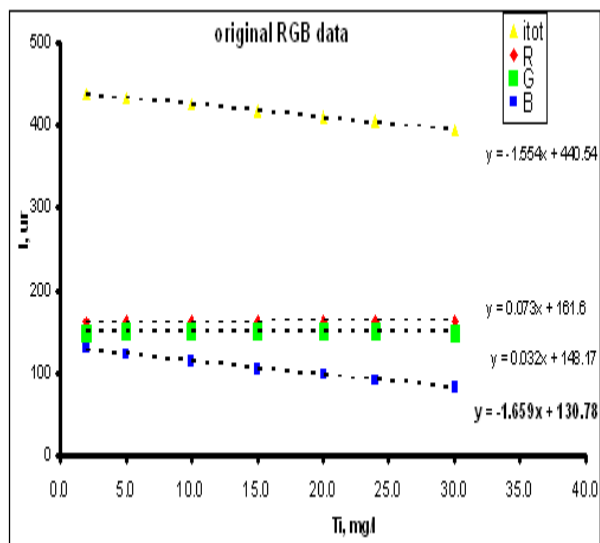
188  
 189 
$$\text{Cov}(X) = (U^T U) \frac{1}{(n-1)}$$

190 Sus elementos diagonales son la varianza, de las  
 191 variables cromáticas RGB. Su suma total, representa la  
 192 variación total de color RGB en el experimento  
 193 cromático. Y, por tanto, es la información total con  
 194 potencial significado analítico cuantitativo.  
 195 Además de la varianza cromática es importante conocer  
 196 su distribución entre las variables. Se ha demostrado  
 197 que para una varianza cromática total de 1093 ur<sup>2</sup>, la  
 198 coordenada B retiene el 86,5%, mientras que R y G lo  
 199 hacen en el 7,3 y el 6,2%, respectivamente.  
 200 Tal y como se ha definido el parámetro permite su uso  
 201 como descriptor cuantitativo y comparar el experimento  
 202 en diferentes contextos. Evaluando las condiciones en  
 203 términos objetivos.  
 204 Por otra parte, se presenta como la máxima varianza  
 205 total del sistema que pueda ser interpretada como parte  
 206 determinística del procedimiento. Es decir, pueda ser  
 207 descrita por un modelo de correlación y calibración con  
 208 el analito.  
 209 La cuantificación cromática puede llevarse a cabo con  
 210 variables cromáticas individuales tal como se ha  
 211 expuesto o/y también con variables transformadas.  
 212 Como ejemplo sirven las relaciones:  $R/(R+G+B)$ ,  
 213  $G/(R+G+B)$  y  $B/(R+G+B)$ .  
 214 Es decir, colores básicos divididos por el color total, T.  
 215 Además, otras posibilidades de tipo relativo pueden ser  
 216 también aplicadas. Estas magnitudes son de interés pues  
 217 pueden mejorar la reproducibilidad y el rango de  
 218 aplicabilidad.  
 219 La aplicación del criterio de la varianza cromática a  
 220 diferentes variables permite evidenciar la oportunidad  
 221 del cambio de variables. En este caso se pone de  
 222 manifiesto que el uso de parámetros relativos disminuye  
 223 la varianza cromática, y en este caso en un factor de 10<sup>6</sup>.  
 224 Y además permite distinguir como la varianza se  
 225 distribuye de forma más homogénea entre los  
 226 componentes del color. Por tanto, si bien el primer  
 227 efecto podría no ser determinante para su elección, sí  
 228 que debe de serlo el segundo.  
 229 Así, para las variables relativas: B/T, R/T y G/T se  
 230 deduce que justifican el 66,0, 22,5 y 11,5% de la varianza  
 231 total.  
 232 Los resultados en este caso muestran que con las  
 233 variables individuales se presenta la mayor variación  
 234 cromática y con una distribución heterogénea,  
 235 intrínseca, entre las variables cromáticas. Lo que  
 236 generalmente puede suponer una proyección y  
 237 concentración del cambio sobre una (pocas...) variable.  
 238 Sin embargo, el uso de parámetros cromáticos relativos  
 239 disminuye la varianza del sistema y, lo que es muy  
 240 relevante, favorece una mayor distribución (...) de la  
 241 cromaticidad. Que puede entenderse como una  
 242 propiedad menos favorable.  
 243 Estos resultados demuestran, desde un punto de vista  
 244 quimiométrico, la importancia de considerar diferentes  
 245 aspectos en la elección de las variables cromáticas.  
 246  
 247  
 248  
 249

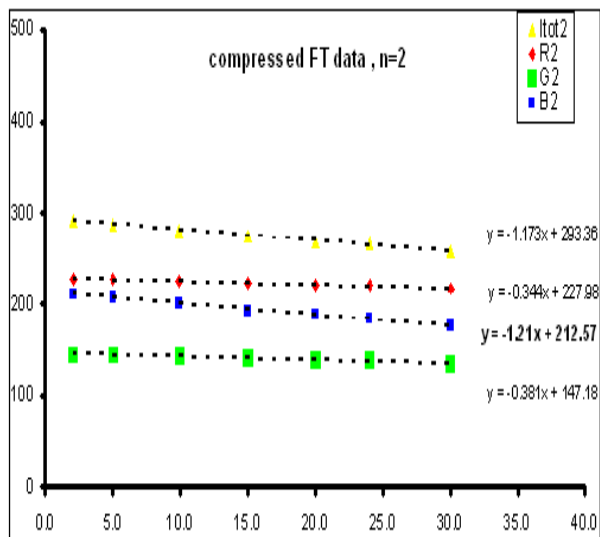
250 **4. Separación de la información subyacente en los**  
 251 **parámetros cromáticos.**

252  
 253 El estudio cromático mediante análisis factorial y  
 254 reducción a componentes principales, PCAs, permite  
 255 reducir el espacio cromático RGB de tres variables a  
 256 espacios de menor orden. Y por tanto explicar la  
 257 cromaticidad reduciendo las variables, tal que a PC1.  
 258 Como se señala en el artículo [6] para el modelo  
 259 cromático de Ti(IV)-H<sub>2</sub>O<sub>2</sub>.  
 260 Esto implica una concentración de la información que  
 261 explica un cambio (cromático) significativo. Y por tanto  
 262 diferenciarla de otra información menos significativa  
 263 (que explica menor cambio cromático). El  
 264 razonamiento lleva a señalar entre una información de  
 265 potencial analítico útil (mayor sensibilidad) de otra de  
 266 características complementarias. O argumentar en  
 267 términos de una información determinística (del  
 268 cambio) frente a informaciones no determinísticas.  
 269 El estudio de la información cromática de un sistema  
 270 mediante Transformada de Fourier, FT, permite abordar  
 271 y profundizar en este concepto de información  
 272 determinística y no determinística.  
 273 La FT puede entenderse como una metodología que  
 274 explica, y calcula, la información de un sistema mediante  
 275 una transformación a nuevas variables. Así un espacio  
 276 inicial pasa a ser descrito en términos de Frecuencias.  
 277 Estas se expresan con pares de coeficientes (pares de  
 278 series seno y coseno, series de Fourier). En el dominio  
 279 de frecuencias se puede llevar a cabo la filtración de  
 280 términos (coeficientes) asociados a alta y baja  
 281 frecuencia. De modo que los términos de alta frecuencia,  
 282 que describen información relacionada con el ruido del  
 283 sistema, se pueden diferenciar de los de baja frecuencia  
 284 que describen la información más significativa (de  
 285 mayor cambio).  
 286 En relación a la información cromática, los términos de  
 287 baja modelizan el cambio cromático significativo  
 288 mientras que los de alta frecuencia describen  
 289 información analítica no determinista. En consecuencia,  
 290 mediante la elección (filtrado) de un número apropiado  
 291 de pares de coeficientes de Fourier (frecuencias) se  
 292 puede separar y retener la información cromática  
 293 significativa.  
 294 En [15] se describe como a pesar de la baja  
 295 dimensionalidad de los datos, la cromaticidad RGB  
 296 descrita en la calibración analítica del sistema Ti(IV)-  
 297 H<sub>2</sub>O<sub>2</sub> puede ser expresada e interpretada por FT  
 298 mediante distinto número de (pares de) coeficientes.  
 299 Así, cuando la curva de calibración se recompuso (a  
 300 valores RGB) con la información parcial de solo 'dos  
 301 pares' de coeficientes (FT2: termino independiente y el  
 302 primer par de baja frecuencia), se obtiene una  
 303 calibración significativa para todos los componentes  
 304 RGB con el analito (Ti(IV)). Lo cual no aparece en el  
 305 espacio inicial con los valores experimentales RGB.  
 306 También se obtiene calibración si se incluyen tres pares,  
 307 FT3. Y con la inclusión del término FT4 se recompone  
 308 toda la información inicial del sistema.  
 309 Es decir, la compresión hasta FT3 consigue que todas las  
 310 variables RGB de color tengan correlaciones analíticas

311 lineales (significativas: pendiente >0) con la  
 312 concentración, mientras que los datos RGB sin procesar  
 313 solo presentan correlación lineal con B.  
 314



315



316

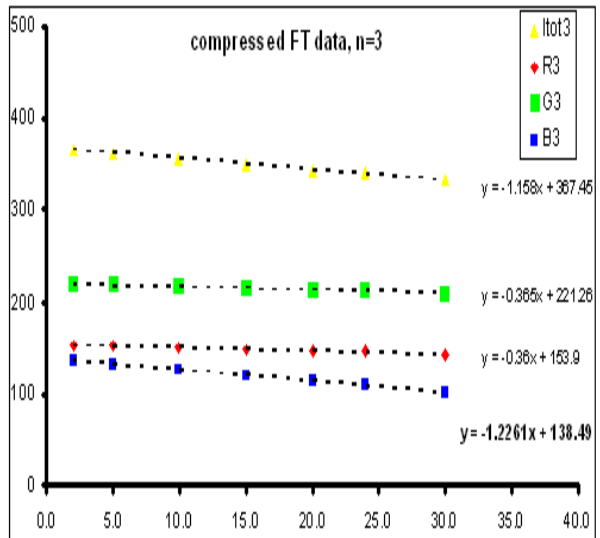


Figura 4: calibración analítica RGB vs Ti(IV) mg/L según el filtrado de pares FT

322 Por tanto, la compresión separa información analítica  
 323 significativa de la parte menos determinística de las  
 324 variables cromáticas del sistema.

325

326 **5.- Justificación de la cromaticidad dependiente de la iluminación**

327

328 El cambio cromático del experimento Ca(II)-GBHA  
 329 puede ser modificado mediante la selección del  
 330 iluminante.

331 En la Figura se presentan los valores de varianza  
 332 cromática según el tono del iluminante: 'w', 'r', 'g', 'b'.  
 333

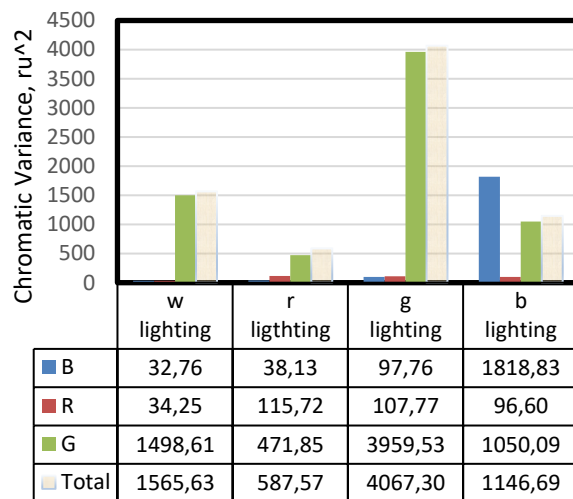


Figura 5: Influencia del iluminante sobre la varianza cromática y su distribución en los colores primarios del espacio RGB.

334

335

336

337

338

339

340 Los resultados demuestran como la varianza cromática  
 341 y también su distribución entre las variables pueden  
 342 ser modificados según el iluminante.

343

344 Se evidencia como el cambio de iluminación:  $r < b < w < g$   
 345 produce un aumento de la varianza cromática. Es  
 346 decir, el iluminante verde incrementa el cambio  
 347 cromático y el iluminante rojo lo reduce (respecto a  
 348 'w'). Mostrando una relación cromática respecto al  
 349 menor ('r') de:  $1,0 < 2,0 < 2,7 < 6,9$ . Esto es, la iluminación  
 350 verde aporta un cambio cromático 6,9 veces mayor que  
 351 el obtenido con iluminación roja. Y la iluminación  
 352 blanca lo produce 2,7 veces mayor. Esta tendencia se  
 353 mantuvo en los espacios CIE-Lab y HSV.

354 Además, el cambio de iluminación puede alterar la  
 355 distribución de colores primarios, en relación a la  
 356 producida con 'w'. Los gráficos de la Figura 5 muestran  
 357 que con 'w' los colores G, R, B justificaron  
 358 respectivamente el 95,7, el 2,2 y el 2,1 % de la  
 359 variación cromática. Sin embargo, con iluminaciones 'r'  
 360 y 'b' los colores reflejados R y B pasan a justificar  
 361 respectivamente el 14,3 y el 62,0 % de la variación  
 362 cromática. Es decir, se produce una re-distribución de  
 363 la varianza cromática según el iluminante. En el caso de  
 364 la iluminación 'g' se mantuvo la distribución producida  
 365 de la referencia 'w' pero aumentó el valor absoluto de  
 366 la varianza.

317

318

319

320

321

367 Se encuentra, por lo experimentado con otros casos y  
 368 en términos generales, el iluminante 'g' puede expandir  
 369 hasta 3 veces la variación cromática en relación a la que  
 370 se produce con 'w'.

371 El espacio RGB, en comparación con CIE-Lab, HSV,  
 372 origina la mayor variación cromática  
 373 independientemente del color de iluminación. Por  
 374 tanto, es el espacio de mayor potencial de sensibilidad  
 375 analítica (para este modelo cromático elegido).

376 Se destaca que la distribución en coordenadas HSV era  
 377 la menos influenciada por la iluminación. Esto se puede  
 378 interpretar como que es la menos afectada o interferida  
 379 por el iluminante. Y de modo que la coordenada en este  
 380 sistema H siempre retuvo la variación cromática más  
 381 alta.

382 Como resultados destacados de este estudio cabe  
 383 señalar: la iluminación verde aumenta la varianza  
 384 cromática absoluta del experimento en relación con la  
 385 varianza obtenida con el blanco. La caracterización  
 386 cromática en coordenadas HSV se mantiene y es menos  
 387 influenciada por la iluminación.

388 **6. Convolución de señales como modelo de**  
 390 **predicción.**

391 Se ha estudiado la modelización de la respuesta  
 392 cromática RGB de un método DIC mediante convolución  
 393 de señales. La convolución permite describir como se  
 394 afecta la señal de entrada de un sistema  $I(x)$ , para  
 395 producir la señal de salida  $O(x)$ , mediante la  
 396 interposición de una función que se dice de impulso  $F(x)$ .  
 397 Así, aplicada en DIC permite describir como la función  
 398 de entrada, dado por el espectro de Reflectancia o  
 399 Transmitancia del analito cromogénico  $T(\lambda)$  produce la  
 400 señal de salida como la respuesta o color en los canales  
 401  $C(\text{RGB})$ , a través de la interposición-convolución de las  
 402 funciones impulso. Estas son, en primer lugar el  
 403 iluminante  $I(\lambda)$  (señal espectral). Y como segundo paso  
 404 la convolución con la señal del Sensor-Canal de la  
 405 cámara  $S(\lambda)$  (el espectro de sensibilidad de los canales).  
 406 En este trabajo se aportan los resultados más relevantes  
 407 obtenidos en la caracterización de las respuestas  
 408 cromáticas de la reacción  $\text{Ca}(\text{II})$ -GBHA. A través de los  
 409 pasos:

411 1. Convolución por interposición del iluminante:

412 Transmitancia  $T(\lambda) * \text{Iluminante } I(\lambda-v)$ :

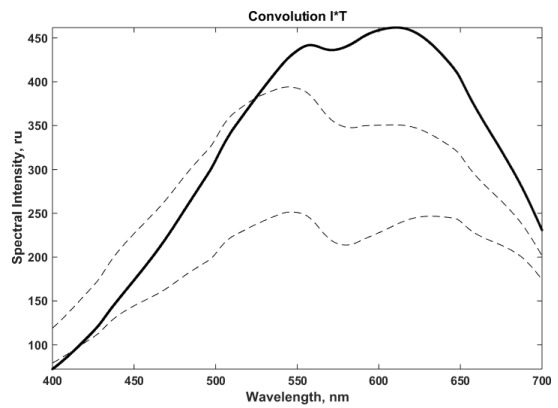
413  $T(\lambda) * I(\lambda-v) = T I(\lambda)$ . Siendo:

414  $T(\lambda)$ : Espectro de Transmitancia del complejo  $\text{Ca}(\text{II})$ -  
 415 GBHA, rango 400-700 nm. Para las distintas  
 416 disoluciones (extremo) de calibración: (0) blanco, A1  
 417 [1.2 mg/L Ca] y A2 [2.3 mg/L Ca],....

418  $I(\lambda-v)$ : Espectro de emisión del iluminante en su ancho  
 419 de banda de emisión  $(\lambda-v)$  nm

420  $T I(\lambda)$ : Es la señal de la primera convolución, en el rango  
 421 400-700 nm. Deducidas para cada disolución:  $T_0 I(\lambda)$ ,  
 422  $T_1 I(\lambda)$ ,  $T_2 I(\lambda)$ ,  $T \dots I(\lambda)$ .

423 Los resultados para el caso de iluminación con LED  
 424 blanco-cálido se presentan en la Figura:



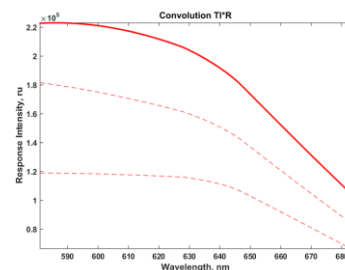
425 *Figura 6: Perfil de Transmitancia de la disolución de blanco, en*  
 426 *línea continua, y las disoluciones de 1.2 y 2.3 mg/L Ca(II) (para*  
 427 *mayor claridad) en discontinuas.*

430 2. Convolución por interposición del (los canales)  
 431 Sensor para producir la respuesta como color (RGB):  
 432  $TI(\lambda) * C(\lambda-v) = S(\lambda)$ .

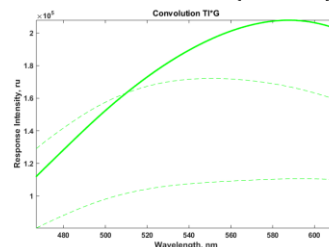
433 Siendo:  $T_{0,1,2} I(\lambda)$ : señales de previa la convolución, en  
 434 el rango 400-700 nm. Figura 7.

435  $C(\lambda-v)$ : sensibilidad de respuesta de los canales RGB.  
 436 Es decir: CR  $(\lambda-v)$ : rango 610-750; CG  $(\lambda-v)$ : 464-621  
 437 y CB  $(\lambda-v)$ : rango 400-550 nm;

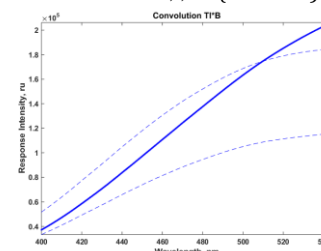
438 La respuesta del Sensor,  $S(\lambda)$  es obtenida para cada  
 439 disolución y canal  $SR(\lambda)$ ,  $SG(\lambda)$ ,  $SB(\lambda)$ :  $S_{0,1,2}, R$  (610-  
 440 750nm),  $S_{0,1,2}, G$  (464-621) y  $S_{0,1,2}, B$  (400-550).



442 *Canal Verde:  $S_{0,1,2}, G$  (464-621)*



443 *Canal azul:  $S_{0,1,2}, B$  (400-550)*

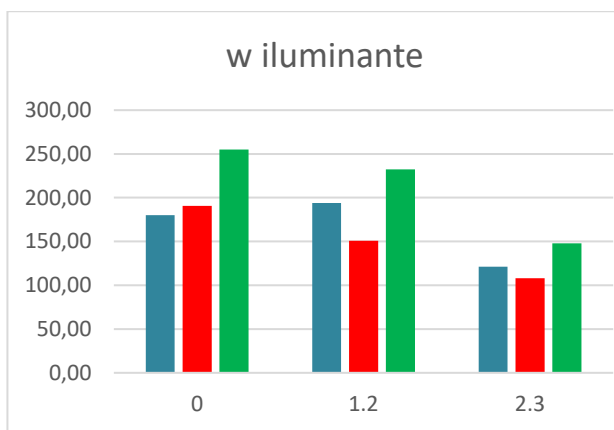


444  
445  
446

447

448 *Figura 7: Perfil de respuesta teórica en los Canales RGB, para el*  
 449 *modelo Ca-GBHA. Canal Rojo :  $S I_{0,1,2} R(610-750nm)$ ,*  
 450

451 Los valores anteriores representan el perfil de señal de  
 452 los canales y son integrados (y normalizados) para los  
 453 rangos de cada canal y a la respuesta máxima (255).  
 454 La respuesta integrada como color se ofrece para las  
 455 disoluciones (tipo).



456

457 *Figura 8: diagrama con la intensidad integrada RGB predicha*  
 458 *por el modelo para las disoluciones de: blanco, 1.,2 y 2.3 mg/L*  
 459 *en el complejo cromático Ca(II)-GBHA. (según las condiciones*  
 460 *de la Figura 1).*

461

462

463 Es decir, la predicción de las lecturas de los canales  
 464 presenta un perfil de decrecimiento en el valor de G y R  
 465 con la concentración de Ca(II). Lo cual es plenamente  
 466 coincidente con los valores experimentales. En el valor  
 467 R hay algo de discrepancia en la predicción del color en  
 468 la disolución de blanco.

469 Este modelo también se ha aplicado a la convolución con  
 470 el uso como iluminante de un LED monocromático de color  
 471 verde 'g'. Los resultados predichos son plenamente  
 472 congruentes con los resultados experimentales. Así,  
 473 estiman el incremento de la respuesta del color reflejado  
 474 G, y el mantenimiento de las relaciones de distribución  
 475 con el resto de colores.

476 **Conclusiones.**

477

478 Se aporta un punto de vista para la significación e  
 479 interpretación de las señales cromáticas en los métodos  
 480 DIC. Las metodologías de análisis de componentes  
 481 principales y transformada de Fourier identifican y  
 482 permiten destacar la presencia de una información  
 483 determinística frente a componentes de ruido.

484 Las nuevas propuestas de caracterización cromática  
 485 basadas en la consideración de la varianza como  
 486 descriptor cuantitativo de las medidas introducen un  
 487 criterio de coherencia para la comparabilidad entre  
 488 contextos diferentes.

489 La metodología de convolución de señales supone un  
 490 primer paso para modelizar la respuesta RGB de los

491 canales DIC a partir de los espectros de los componentes  
 492 clave en la generación de la imagen: espectros de  
 493 Transmitancia del complejo cromático, de emisión del  
 494 iluminante y de sensibilidad del canal detector.  
 495

496 **Bibliografía**

497  
 498 1.- A. Scheeline *Appl Spectrosc.* **2010**, 64,256A.  
 499 2.- M. Zarei *TrACs.* **2017**, 91,26.  
 500 3.- H.Honda, Y.Iida, Y.Egawa,H. Seki. *IEEE Trans. Electron*  
 501 *Devices* **2009**, 56,2398  
 502 4.- W. Nijlanda,R. de Jong, S.M. de Jong, A. Wulder, CW.  
 503 Bater, NC Coops *Agric. For. Meteorol.* **2014**,184,98.  
 504 5.- Y. August, M.Oiknine, I.AbuLeil, AS. Abdulhalim *Sci.*  
 505 *Rep.* **2016**, 6,23524.  
 506 6.- A. López-Molinero, D. Liñán, D. Sipiera, R. Falcón  
 507 *Microchem J.* **2010**,96,380.  
 508 7.- KE. McCracken, JY Yoon *Anal Methods.* **2016**, 8,6591.  
 509 8.- A López-Molinero, D. Liñán, D. Sipera, R Falcón P.  
 510 Calatayud, J.R.Castillo, *Comunicacion JAI 2005*, Barna  
 511 15-17 Nov  
 512 9.- A. Rico-Yuste, V. González-Vallejo, E. Benito-Peña, E.  
 513 de las Casas, G. Orellana, MC Moreno-Bondi. *Anal Chem.*  
 514 **2016**, 88,3959.  
 515 10.- L. Lahuerta-Zamora, AM. Mellado-Romero *Anal.*  
 516 *Bioanal. Chem.* **2017**, 409,3891.  
 517 11.- K.Vashist, O. Mudanyali, EM. Schneider, R. Zengerle  
 518 ,A. Ozcandar *Anal. Bioanal. Chem.* **2014**, 406,3263.  
 519 12.-LF. Capitan-Vallvey, N. Lopez-Ruiz, A.Martínez-  
 520 Olmos, MM. Erenas, AI Palma. *Anal Chim Acta.* **2015**,  
 521 899,23.  
 522 13.- P. Cebrián, L. Perez-Sienes, I. Sanz-Vicente, A.  
 523 López- Molinero, S. De Marcos, J. Galban, *Biosensors*,  
 524 **2022**, 12, 341  
 525 14.- A. López -Molinero, J Jiménez-Lamana. *Chemometr.*  
 526 *Intell. Lab.* **2016**, 157,29

527

528

529

530