

UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE VALÈNCIA

ESCOLA POLITÈCNICA SUPERIOR DE GANDIA

Grau en Enginyeria de Sistemes de Telecomunicacions, So i Imatge

---



UNIVERSITAT  
POLITÈCNICA  
DE VALÈNCIA



ESCUELA POLITÈCNICA  
SUPERIOR DE GANDIA

# “Disseny d'un mètode de filtratge d'imatges en color per a la reducció de soroll”

**TREBALL FINAL DE GRAU**

**Autora:**

***Amàlia Gregori Faus***

**Tutors:**

***Almanzor Sapena Piera***

***Samuel Morillas Gómez***

**GANDIA, 2016**



# Índex

<b>1</b>	<b>Filtratge d'imatges digitals en color</b>	<b>7</b>
1.1	Introducció . . . . .	7
1.2	Modelització d'imatges digitals . . . . .	8
1.3	Espais de color . . . . .	9
1.4	Modelització del soroll . . . . .	13
1.5	Filtratge d'imatges digitals . . . . .	15
1.6	Mesures de qualitat de filtratge . . . . .	16
1.7	Mesures de similitud. Mètriques . . . . .	18
<b>2</b>	<b>El filtre <i>Graded Vector Median Filter</i></b>	<b>21</b>
2.1	Introducció . . . . .	21
2.1.1	El <i>Vector Median Filter</i> (VMF) . . . . .	22
2.1.2	La tècnica del <i>peer group</i> . . . . .	23
2.1.3	L'estadístic ROD per a imatges en color . . . . .	24
2.2	El <i>Graded Vector Median Filter</i> (GVMF) . . . . .	25
2.3	Ajust de paràmetres . . . . .	26
2.4	Resultats experimentals . . . . .	33
2.5	Estudi del cost computacional . . . . .	43
2.6	Conclusions i treball futur . . . . .	46

## Resum

En aquest treball introduïm un nou mètode de filtratge d'imatges en color per a la reducció de soroll impulsiu. Aquest filtre està basat en la coneguda tècnica de l'anomenat *vector median filter* i altres tipus de tècniques més sofisticades que utilitzen els mètodes de tipus *switching* per tal de realitzar el filtratge en dues fases: una primera de classificació dels píxels de la imatge i una segona de substitució de píxels contaminats.

En primer lloc, a la part del treball corresponent als preliminars, realitzem una exposició sobre com es modelitzen les imatges digitals per tal de ser processades i també fem una descripció d'alguns dels diversos espais de color més utilitzats en aquest camp. A més, a banda de comentar les causes que provoquen l'aparició de diferents tipus de soroll durant l'adquisició de les imatges digitals i que són presents a l'hora de processar-les, també parlem de les diferents tècniques de filtratge d'imatges digitals més utilitzades a la literatura d'aquest camp. D'altra banda, a l'hora d'avaluar la qualitat d'una certa tècnica, s'han definit una sèrie de mesures de qualitat que són utilitzades per a comparar els diversos filtres. Nosaltres exposem les mesures de qualitat més utilitzades en aquest camp. Finalment, cal tindre en compte que a l'hora de realitzar un cert filtratge, s'ha hagut d'avaluar diferències (o similituds) entre píxels, la qual cosa implica l'ús de mètriques per al càlcul de distàncies entre píxels. Nosaltres exposem les mètriques més utilitzades i expliquem algunes diferències entre elles.

A la segona part del treball, es presenta el nou mètode de filtratge proposat, el seu funcionament i el seu rendiment. Pel que fa a la nova tècnica proposada, realitzem una breu exposició de la idea que comporta aquest filtratge i descrivim el procés d'ajustament dels diversos paràmetres que hi intervenen. Una vegada fet el plantejament de la tècnica proposada, s'exposen tots els resultats experimentals obtinguts amb l'aplicació del filtre a diverses imatges digitals en color contaminades amb diversos nivells de soroll impulsiu de dos tipus: soroll impulsiu de valor fix i soroll impulsiu de valor aleatori uniforme. Finalment, per tal d'avaluar la qualitat d'aquesta proposta, es realitza una comparativa numèrica, visual i computacional de la seua eficiència front al filtre de referència *vector median filter*.

Per a concloure aquest treball exposem les conclusions i les futures línies d'estudi que poden servir per a avançar en la investigació de la millora d'aquest tipus de tècniques.

**Paraules clau:** Reducció de soroll, soroll impulsiu, *Vector Median Filter*, filtre adaptatiu.

## Abstract

In this work we introduce a new method for color image filtering to reduce impulsive noise. This filter is based on the well-known technique called *vector median filter* and other more sophisticated *switching* techniques whose filtering methods perform the technique in two stages: a first step to classify the pixels in the image and a second step to replace the *corrupted* pixels.

Firstly, in the preliminary part of the work, we detail a revision on how digital images are modeled in order to be processed and we also recall some of the different color spaces used in this field. In addition, to comment the causes of the appearance of different kinds of noise in the acquisition of digital images which are present when processing an image, we also discuss the most used filtering techniques in the literature. When assessing the quality of a certain technique, there have been defined several quality measures which are used to compare different filters. We will revise the main quality measures for color image filtering. Finally, considering that when applying a filtering technique to an image, the differences (or similarities) between pixels have to be assessed, which involves the use of metrics to calculate distances between pixels. We expose the most commonly used metrics and we will comment some differences between them.

In the second part of the work, the new proposed filtering method, its performance and its efficiency are detailed. Firstly, we will do a brief account of the idea that involves this filtering method and we will describe the process of adjusting the several parameters that are involved in the method. Once the approach of the proposed technique is done, we will detail all the experimental results obtained with the application of this filter to several color images contaminated with several levels of impulsive noise of two different types: impulsive noise of fixed value and impulsive noise of uniform random value. Finally, to assess the quality of this proposal we will present the numerical, visual and computational efficiency of it making the comparison with the reference *vector median filter*.

To finish this work, we present conclusions and future lines of investigation that may give rise to improve this kind of techniques.

**Keywords:** Noise reduction, impulsive noise, *Vector Median Filter*, adaptive filter.



# 1. Filtratge d'imatges digitals en color

## 1.1 Introducció

La importància del tractament de les imatges digitals ha anat creixent des de fa anys fins a tindre una gran rellevància en l'actualitat, a causa de la transcendència que ha pres l'anàlisi d'informació recollida a partir d'imatges de gran qualitat a l'hora d'executar aplicacions quotidianes. A simple vista, una imatge s'observa com una representació d'objectes i colors en dues dimensions, però, per al seu tractament i transmissió, una imatge es representa com un *senyal*. La forma de representació més habitual d'una imatge és mitjançant una matriu de grandària  $n \times m$ , els elements de la qual són vectors (de color) anomenats *píxels* i estan representats per  $c$  valors que són el nombre de canals (o colors) que caracteritzen la imatge. Una imatge formada per un sol canal ( $c = 1$ ) s'anomena imatge representada en escala de grisos (habitualment també es diu imatge en blanc i negre), mentre que, la forma més comuna de representar una imatge en color és mitjançant 3 canals coneguts com *RGB* (de l'anglès *Red, Green, Blue*) ja que per a representar un píxel de la imatge es realitza una combinació d'aquests tres colors.

Com és habitual a qualsevol tipus de senyal, a l'hora d'obtenir les imatges digitals a partir de dispositius electrònics, aquestes s'exposen a contaminació de diferent tipus que repercuteix en les imatges en forma de *soroll*, de forma que alguns dels píxels de la imatge seran modificats i, en conseqüència, s'haurà perdut la informació dels valors originals. El *soroll* s'introdueix a les imatges digitals bé al moment de la seua adquisició (a causa de les males condicions d'un sensor, un escàner, etc.) o bé durant els processos de transmissió entre dispositius electrònics (a causa de diverses raons, com poden ser un mal funcionament del sensor CCD, errors de transmissió, errades en l'emmagatzematge, etc).

L'aparició de soroll obstaculitza el processat automàtic d'imatges digitals i, a més, afecta la qualitat de la seua visualització. D'aquesta manera, les imatges digitals poden contaminar-se amb diferents tipus de soroll, i per això aquests han estat estudiats àmpliament en nombroses publicacions [1, 2].

Els dos tipus de soroll més freqüents que hi apareixen a l'hora de processar una imatge són els anomenats soroll Gaussià i el soroll impulsiu. D'una banda, el soroll Gaussià acostuma a ser introduït a una imatge durant el procés d'adquisició i actua modificant cadascun dels píxels de la

imatge provocant un efecte boira que produeix un emborronament de la imatge. D'altra banda, l'anomenat soroll impulsiu habitualment hi apareix durant la transmissió de la imatge mitjançant un canal contaminat i afecta solament una part dels píxels de la imatge. En aquest cas, l'efecte que es produeix sobre la imatge és que aquesta hi apareix pigallada, ja que la modificació del valor d'alguna de les tres components de color es produeix amb la introducció de valors molt grans (o molt xicotets) a causa de la codificació en binari de la informació. També pel fet que cada component es representa per un *byte*, la modificació de tots els valors a 0 produeix l'efecte de representar el valor més xicotet (en termes de color es correspon amb el negre) mentre que la modificació de tots els valors a 1 produeix la representació dels valors màxims (en termes de color es correspon amb el blanc).

A banda dels tipus de soroll Gaussià i impulsiu que hem comentat anteriorment, hi existeixen altres tipus de soroll. És habitual que a l'hora de processar una imatge ens puguem trobar amb casos on hi apareix soroll Gaussià junt amb soroll impulsiu i, en aquest cas a la literatura es parla habitualment de soroll mixt. D'altra banda, l'anomenat *speckle noise* (que es podria traduir com a soroll granular) és un tipus de soroll que hi apareix com un patró interferent determinista aleatori en una imatge formada a partir de radiació coherent reflexada d'un medi que conté molts difusors a escala de longitud d'ona (és a dir, la superfície del qual és molt irregular). Aquest tipus de soroll està relacionat principalment amb imatges mèdiques [3].

En aquest treball ens centrarem solament en l'estudi del soroll de tipus impulsiu. En aquesta primera part realitzarem una descripció de la modelització d'imatges digitals a color i de quina forma es representa una imatge per a poder ser processada. A continuació parlarem d'alguns dels espais de color més utilitzats en aquest camp si bé nosaltres considerarem l'espai *RGB* comentat anteriorment. A la secció 1.4 descriurem les formes més habituals de modelitzar cada tipus de soroll, i altres aspectes importants que hi estan relacionats, i d'aquesta forma poder generar imatges contaminades amb cert tipus de soroll per tal de poder-les processar i avaluar la qualitat d'una certa tècnica de filtratge, així com del soroll. A la secció 1.5 realitzarem una descripció de com es realitzen les tècniques habituals de filtratge existents a la literatura i, a continuació, donarem les definicions de les mesures de qualitat més utilitzades per a avaluar l'eficiència d'un filtre a l'hora de comparar el resultat del filtratge amb la imatge original, i exposarem les propietats que caracteritzen cadascuna d'aquestes mesures. Finalitzarem aquesta primera part amb l'enumeració de les mètriques més usals utilitzades a la literatura a l'hora de realitzar càlculs de distàncies per a mesurar la diferència (o similitud) entre dos píxels.

## 1.2 Modelització d'imatges digitals

A l'actualitat, les imatges digitals formen part del dia a dia en quasi tots els àmbits: les podem trobar senzillament observant el consum de càmares digitals a nivell d'usuari, o càmares de vídeo o d'altres integrades en diferents dispositius, fins a camps més especialitzats com ho són la medicina,



la meteorologia, el reconeixement de formes, la intel·ligència artificial a l'enginyeria, etc. Les imatges són percebudes com una representació en dues dimensions d'un conjunt d'objectes, una vegada són preses pel dispositiu de captació, però realment són una modelització en forma de *senyal* de la informació lumínica que recull la càmera i d'aquesta manera es poden emmagatzemar, transmetre o tractar digitalment. Com ja s'ha comentat abans, una de les maneres més habituals de representar (modelitzar) una imatge és mitjançant una matriu els elements de la qual són els anomenats píxels de la imatge i aquests píxels són vectors de color formats per una component al cas d'imatges en escala de grisos i tres components al cas d'imatges en color.

Al cas d'imatges en escala de grisos, cada píxel de la imatge està format per un nombre enter comprés a l'interval  $[0, 2^k - 1]$  on  $k$  és nombre de bits que s'utilitzen per a codificar la imatge. Habitualment s'utilitza el valor  $k = 8$  que dona lloc a l'interval  $[0, 255]$  de forma que el valor 0 es correspondrà amb un nivell totalment negre i el valor 255 es correspondrà amb un nivell totalment blanc. A la Figura 1.2 podem observar els valors corresponents a una selecció de píxels obtinguda a partir d'un detall de la imatge *Parrots* (veure Figura 1.1).

Els píxels que formen una imatge en color estan formats per un vector de color format per tres valors corresponents a la terna *RGB* de colors roig, verd i blau. Cadascun d'aquests valors és un enter comprés a l'interval  $[0, 255]$  de forma que indica la intensitat d'aquest color en la definició del color del píxel. A la Figura 1.3 podem observar els valors corresponents a la mateixa selecció anterior de píxels però en aquest cas prenent-los en color.



Figura 1.1: Exemple de modelització d'una imatge digital: (a) Imatge *Parrots* completa, (b) Detall de la imatge amb una selecció de píxels per mostrar els valors *RGB*.

## 1.3 Espais de color

Els dispositius usats per a la representació visual de les imatges (pantalles, ordinadors, impressores, ...) no disposen de la capacitat de representar tot l'espectre de la llum visible, així que s'han

107	35	73	85	106	118	103	107	116	117
72	172	98	48	55	85	103	110	125	112
209	208	134	108	66	55	98	97	89	113
128	98	91	190	240	185	112	71	96	88
140	77	168	244	255	244	220	176	126	82
77	198	249	214	208	218	196	209	210	156
206	214	217	202	125	72	88	74	132	198
197	231	168	79	91	134	138	124	42	129
220	190	84	146	180	148	151	174	138	76

(a)

Figura 1.2: Valors en escala de grisos d'una selecció de píxels obtinguda de la imatge *Parrots* de la Figura 1.1.

hagut d'idear diferents models de representació anomenats *espais de color*. Cadascun d'aquests sistemes tindrà característiques pròpies de manera que disposarà de certes limitacions de la gamma de colors que puga representar i, en conseqüència, cada sistema serà més útil per a segons quines aplicacions. Alguns dels espais coneguts més rellevants són els següents:

### 1. Espai de color *RGB*.

En aquest sistema de representació cada píxel es compon de la mescla dels colors Roig (*R*), Verd (*G*) i Blau (*B*), els anomenats primaris additius, de manera que cadascun dels paràmetres (colors) prenen un valor entre 0 i 255, on el valor mínim indica l'absència del color. Per exemple, el vector  $RGB(0, 255, 0)$  representaria el color verd, i el  $RGB(255, 0, 255)$  la mescla entre roig i blau, és a dir, el magenta. Així, la mescla dels tres colors a màxima intensitat dóna lloc al color blanc. Aquest sistema s'utilitza en pantalles en general. A la Figura 1.4 (a) podem observar una il·lustració geomètrica del sistema de color *RGB*.

### 2. Espai de color *CMYK*

L'espai *CMYK* usa com a colors base el Cian, Magenta, Groc i Negre, que són els anome-

R:104	R: 30	R: 55	R: 84	R: 90	R:102	R: 93	R: 99	R:108	R:103	R:120
G:113	G: 42	G: 70	G:100	G:110	G:125	G:120	G:133	G:144	G:139	G:154
B: 84	B: 6	B: 27	B: 51	B: 51	B: 55	B: 39	B: 39	B: 44	B: 33	B: 44
R: 72	R:172	R: 96	R: 46	R: 64	R: 80	R: 94	R:109	R: 95	R: 94	R: 90
G: 74	G:177	G:102	G: 56	G: 77	G: 98	G:116	G:137	G:127	G:130	G:128
B: 60	B:155	B: 76	B: 21	B: 33	B: 40	B: 44	B: 52	B: 30	B: 24	B: 17
R:199	R:209	R:135	R:102	R: 71	R: 52	R: 80	R: 94	R: 94	R:102	R:106
G:198	G:209	G:136	G:104	G: 76	G: 61	G: 96	G:115	G:120	G:134	G:143
B:193	B:199	B:122	B: 83	B: 44	B: 16	B: 34	B: 40	B: 33	B: 37	B: 38
R:143	R: 91	R:112	R:192	R:236	R:197	R:108	R: 79	R: 84	R: 87	R: 97
G:137	G: 85	G:104	G:188	G:233	G:198	G:116	G: 90	G:101	G:110	G:131
B:139	B: 85	B:101	B:177	B:214	B:166	B: 69	B: 32	B: 31	B: 30	B: 37
R:138	R: 98	R:171	R:254	R:255	R:255	R:230	R:171	R:124	R: 72	R: 79
G:129	G: 87	G:159	G:243	G:254	G:250	G:229	G:176	G:132	G: 88	G:106
B:134	B: 93	B:161	B:241	B:243	B:230	B:198	B:135	B: 81	B: 25	B: 27
R: 83	R:198	R:255	R:229	R:225	R:215	R:209	R:217	R:214	R:155	R: 68
G: 72	G:183	G:246	G:213	G:210	G:202	G:200	G:213	G:213	G:162	G: 84
B: 80	B:190	B:252	B:214	B:207	B:194	B:183	B:188	B:183	B:120	B: 19
R:216	R:221	R:229	R:213	R:129	R: 96	R: 85	R: 82	R:139	R:202	R:131
G:203	G:206	G:212	G:197	G:113	G: 83	G: 75	G: 74	G:133	G:203	G:141
B:212	B:213	B:218	B:200	B:113	B: 77	B: 66	B: 61	B:117	B:172	B: 89
R:204	R:234	R:190	R: 78	R: 98	R:136	R:145	R:126	R: 59	R:127	R:158
G:193	G:221	G:178	G: 66	G: 87	G:125	G:136	G:118	G: 51	G:125	G:163
B:199	B:228	B:180	B: 66	B: 83	B:119	B:127	B:107	B: 38	B:102	B:122
R:228	R:196	R: 85	R:154	R:190	R:164	R:154	R:185	R:135	R: 83	R:171
G:217	G:185	G: 75	G:144	G:181	G:155	G:145	G:177	G:127	G: 78	G:170
B:223	B:189	B: 76	B:142	B:176	B:146	B:136	B:166	B:116	B: 39	B:140
R:212	R: 97	R:166	R:180	R:126	R: 54	R: 96	R:166	R:182	R: 91	R:160
G:203	G: 88	G:156	G:171	G:117	G: 45	G: 88	G:158	G:174	G: 84	G:155
B:208	B: 91	B:155	B:166	B:110	B: 36	B: 77	B:145	B:161	B: 68	B:135

(a)

Figura 1.3: Valors de la terna  $RGB$  d'una selecció de píxels obtinguda de la imatge *Parrots* de la Figura 1.1.

nats primaris substractius. Aquest sistema es basa en la mescla dels pigments base, així que el seu ús es limita a la impressió (arts plàstiques o impremta). Al contrari que en el  $RGB$ , la mescla dels tres colors  $CMY$  dóna lloc al color negre, si bé no a un negre perfecte, raó per la qual s'afegí l'ús del pigment negre.

### 3. Espais de color $HSL$ i $HSV$

Els espais de color  $HSL$  (de l'anglès *Hue, Saturation, Lightness*) i  $HSV$  (*Hue, Saturation, Value*) representen els colors de manera similar. El To ( $H$ ) defineix la freqüència del color en l'espectre de llum visible (la tonalitat del color en si); la Saturació ( $S$ ), defineix la *quantitat* de color en concret; i la Luminància ( $L$ ) (o el Valor ( $V$ ) en el seu cas), defineix com brillant o obscur és el color. La diferència entre els dos sistemes és la relació que existeix entre els tres paràmetres. A l'espai  $HSL$ , per a un mateix  $H$  i  $L$ , si es varia la  $S$  des del màxim valor al mínim tindrem una graduació del color des de la seua tonalitat més pura, passant per versions més obscures, fins al gris. D'altra banda, a l'espai  $HSV$ , per a un mateix  $H$  i  $V$ , si es varia la  $S$  des del màxim valor al mínim tindrem una graduació del color des de la seua tonalitat més pura, passant pel color fent-se cada vegada més clar, fins arribar al blanc. Diverses aplicacions d'edició d'imatge utilitzen aquests sistemes, entre d'altres.

#### 4. Espai de color $Lab$

El model  $Lab$  fa referència a dos espais de color diferents, el CIELAB ( $L^*a^*b^*$ ) i el *Hunter Lab*.

El CIE  $L^*a^*b^*$  (CIELAB) va ser desenvolupat per la *Commission Internationale d'Eclairage* (Comissió Internacional de la Il·luminació, que dona nom al model) amb el propòsit de representar tots els colors que poguera percebre la vista humana. Per a la seua representació intervenen tres paràmetres,  $L$ ,  $a$  i  $b$ , que gràficament formen una estructura tridimensional. En un dels eixos es troba el valor de  $L^*$ , que indica la lluminositat que té un color (com major és el valor, més lluminós és el color). D'altra banda, en un altre eix es troba el paràmetre  $a^*$  representant la posició cromàtica d'eix color entre el magenta i el verd (sent els valors negatius els que representen al verd, i els positius al magenta), i al tercer eix es troba el paràmetre  $b^*$ , que descriu la posició que té el color entre el groc i el blau (on els valors negatius indiquen blau i, els positius, groc). La relació entre els tres paràmetres i els valors que poden prendre és el que possibilita que aquest sistema represente més fidelment el comportament no lineal de la vista humana. Ja que aquest descriu l'aparença del color i no la quantitat de senyal cromàtic que es necessita perquè el dispositiu encarregat de la representació produísca el color, l'espai  $Lab$  és considerat un model de color independent de dispositius. A la Figura 1.4 (b) podem observar una il·lustració geomètrica del sistema de color  $L^*a^*b^*$ .

Un exemple d'ús en una aplicació és en l'*Adobe Photoshop* [4] (que pot fer ús de distints espais de colors), on la component de lluminositat del model  $Lab$  varia entre 0 i 100, i les components  $a$  (eix verd-magenta) i  $b$  (eix blau-groc) poden prendre valors entre -128 i +127.

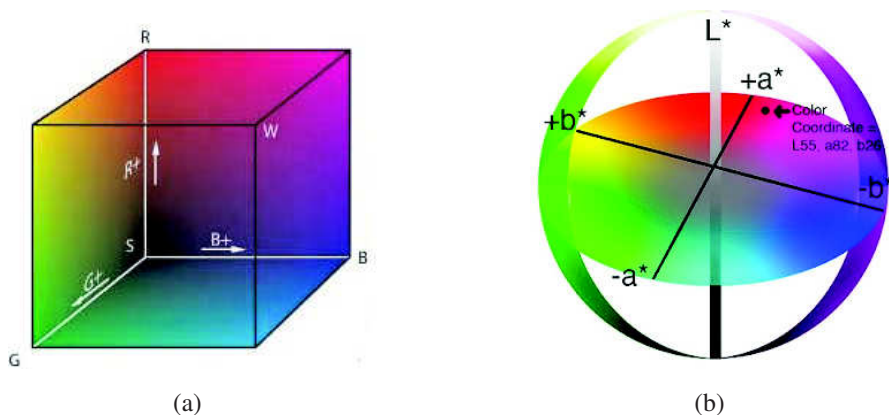


Figura 1.4: Representacions geomètriques de: (a) Espai de color RGB i (b) Espai de color  $L^*a^*b^*$

## 1.4 Modelització del soroll

Les imatges, com qualsevol altre tipus de senyal, poden contaminar-se en el procés d'adquisició (mitjançant càmeres, escàners, etc.), durant l'emmagatzematge (en discs òptics, targetes de memòria, discs durs, etc.) o en la transmissió cap a un altre dispositiu (per cable, sense fils, o per qualsevol altre canal). La noció de *soroll* sorgeix en aquests casos, ja que soroll és qualsevol tipus de senyal no desitjat que es mescla amb el senyal útil (la imatge, en aquest cas) que s'havia captat o s'ha transmès. La causa de l'aparició d'aquestes perturbacions no desitjades poden ser les imperfeccions dels sistemes electrònics i els seus components, que no es poden construir de manera perfecta, o també les interferències que altres senyals puguen provocar al senyal útil, que no ha estat o no pot ser completament aïllat d'interferències. Les conseqüències d'introduir soroll en imatges són que aquestes presenten alguns píxels transformats o alterats, és a dir, on els valors originals de color han sigut substituïts per altres.

El soroll es pot classificar en dos tipus fonamentals: El que afecta a tota la imatge o el que sols altera alguns píxels. El primer hi apareix a causa d'una inestabilitat tèrmica produïda al moment de captació de la imatge per diversos problemes com poden ser el mal estat o comportament d'un component electrònic, o males condicions en el moment de l'adquisició (d'il·luminació, per exemple). Aquest és el soroll *Gaussià* (també anomenat *soroll blanc*). El resultat de l'aparició d'aquest tipus de soroll és que tots els píxels de la imatge varien el seus valors, en menor o major mesura segons la quantitat de soroll que hi aparega. Les tres components del píxel són afectades, però la mitjana de la modificació dels seus valors és aproximadament nul·la, ja que unes variacions per altres es compensen, donant lloc a un efecte d'emborronament granular en la imatge, però sense píxels que destaquen per tindre un color molt diferent tenint en compte els del seu voltant i el color que hauria de tindre.

D'altra banda, el *soroll impulsiu* acostuma a aparèixer durant la transmissió de la imatge a causa d'algun error en la transmissió, bé siga a causa del mal estat del canal, bé a causa d'interferències externes, etc. Sols una part dels píxels resulten afectats per aquest tipus de soroll, de manera que s'altera el valor d'almenys una component de color del píxel cap a valors molt diferents (ja que la informació està codificada en sistema binari en el món digital, cada component de color és representada per un *byte*, de manera que la modificació de tots els bits de totes les components a 0 -el mínim valor possible- representaria l'aparició d'un píxel negre, i si tots canviaren a 1 -el màxim valor- es tindria un píxel blanc. De manera anàloga, si sols una component es modificara al seu valor màxim, s'introduiria un píxel roig, verd o blau en la imatge, i si en foren dues, el color del píxel resultant seria la mescla de les dues components, és a dir, groc, cian o magenta). El resultat és que la imatge es visualitza com esguitada amb píxels de color molt diferent als que l'envolten. Dintre d'aquest tipus, destaquen dos tipus de soroll impulsiu diferenciats, que s'exposaran més endavant.

La Figura 1.5 mostra gràficament el resultat d'aplicar els dos tipus de soroll explicats a una

imatge que s'usarà posteriorment en l'apartat d'experimentació del filtre.



Figura 1.5: Tipus de soroll que poden ser introduïts a les imatges (a) *Lena* original, (b) *Lena* contaminada amb soroll impulsiu, i (c) *Lena* contaminada amb soroll Gaussià.

Si es vol introduir artificialment el soroll en les imatges hi ha diversos mètodes que es poden seguir. Els models més habituals són els que segueixen.

### I. Soroll impulsiu.

En el cas del soroll impulsiu hi ha dos models de soroll per a imatges modelitzades en RGB [1].

Si denotem per  $\mathbf{F} = \{F_R, F_G, F_B\}$  el píxel original,  $\mathbf{F}^*$  el píxel sorollós que es generarà, i  $p$  la probabilitat que el soroll s'introdueixca en la imatge, llavors els diferents tipus de soroll es poden definir com mostrem a continuació.

#### Ia. Soroll impulsiu de valor fix.

La pertorbació dels píxels de la imatge segueix el següent esquema:

$$\mathbf{F}^* = \begin{cases} \{d_1, F_G, F_B\} & \text{amb probabilitat } p \cdot p_1, \\ \{F_R, d_2, F_B\} & \text{amb probabilitat } p \cdot p_2, \\ \{F_R, F_G, d_3\} & \text{amb probabilitat } p \cdot p_3, \\ \{d_1, d_2, d_3\} & \text{amb probabilitat } p \cdot (1 - \sum_{i=1}^3 p_i). \end{cases} \quad (1.1)$$

on  $d_1, d_2, d_3$  són independents i amb la mateixa probabilitat prendran els valors de 0 o 255, i  $p_i$  (amb  $i = 1, 2, 3$ ) determina la probabilitat que el soroll varie les components de la imatge.

#### Ib. Soroll impulsiu de valor aleatori.

$\mathbf{F}^* = \{d_1, d_2, d_3\}$  amb probabilitat  $p$ , on  $d_1, d_2, d_3$  són valors enters aleatoris uniformement distribuïts dins l'interval  $[0, 255]$ .

## II. Soroll Gaussià.

Al cas de soroll Gaussià, els valors de cada component de cada píxel de la imatge són alterats aleatòriament seguint una distribució normal (d'ací el seu nom) amb mitjana aritmètica nul·la i desviació típica  $\sigma$ . El valor de  $\sigma$  es correspon amb la intensitat de soroll Gaussià que s'hi introdueix a la imatge.

Cal notar que habitualment la probabilitat  $p$  de (nivell de) soroll impulsiu acostuma a donar-se en forma de percentatge (de píxels sorollosos respecte al total de la imatge).

## 1.5 Filtratge d'imatges digitals

Els mètodes o tècniques de filtratge d'imatges s'apliquen quan es necessita reduir o eliminar el soroll que apareix en una imatge i que modifica la informació que contenia, fent-la irreconeixible en ocasions. Aquestes tècniques pretenen separar la informació útil de la imatge d'aquella que s'ha afegit en forma de soroll, per solucionar els problemes d'interpretació de la informació visual que poden donar-se quan la imatge està contaminada. D'aquesta manera, el filtratge d'imatges es converteix en un aspecte fonamental dins el processat d'imatges digitals, sent molt important per a aplicacions com pot ser el reconeixement de formes mitjançant sistemes informàtics i amb una càmera.

En un primer moment es van usar les tècniques de filtratge d'imatges en escala de grisos per filtrar les imatges a color, aplicant els mètodes a cadascuna de les components de color per separat. No obstant això, ja que a les imatges a color poden aparèixer artefactes de color i, a més, existeix una correlació entre els canals de les imatges a color que s'hauria de tindre en compte, va quedar patent la necessitat de trobar noves solucions específiques per al filtratge de les imatges a color, en compte d'adaptar-hi les antigues tècniques de les imatges en grisos.

Per simplificar el processat d'imatges, un dels sistemes més usats ha sigut considerar la imatge com un camp de vectors, on cada vector representa un píxel de la imatge, i cadascuna de les components de color és una de les components del vector. Així, a l'hora de processar la imatge, tots els canals o components de color es processen conjuntament, prenent en consideració la correlació que hi ha entre ells. La teoria de l'estadística *robusta* és la base teòrica dels models de filtratge, i, seguint aquesta perspectiva, es pot afirmar que les observacions no representatives (*outliers*, valors de les components de color que trenquen l'harmonia o uniformitat del seu voltant) en el conjunt de vectors es poden considerar com a contaminants de la informació (imatge). Aquestes tècniques de filtratge proporcionen eines per interpretar i classificar aquests *outliers*, a banda de mètodes per rebutjar-los o per aplicar procediments que reduïsquen la seua influència en la imatge. Ja que els considerats píxels *outliers* són una mostra diferenciada de la resta de píxels que els envolten, aquestes tècniques es basen en la idea de detectar-los usant diferents models.

Per poder resoldre el problema de l'adaptabilitat i aconseguir ajustar el filtratge a les característiques pròpies de cada imatge, van sorgir en la literatura els anomenats filtres adaptatius, entre els quals són de rellevància els que usen tècniques basades en coeficients ponderats, on l'eixida del filtre (el píxel pel qual se substitueix el píxel analitzat) és una mitjana ponderada de tots els píxels de cada finestra. A la Figura 1.6 s'il·lustra el funcionament d'un mètode de filtratge adaptatiu i es mostren alguns valors que representen la qualitat dels resultats obtinguts.

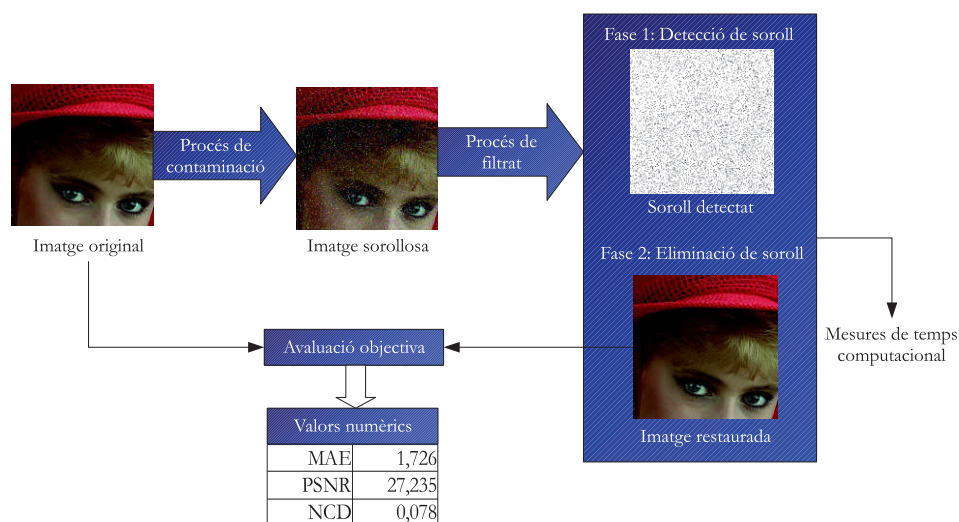


Figura 1.6: Procés de filtratge adaptatiu.

## 1.6 Mesures de qualitat de filtratge

Una vegada s'ha aplicat algun tipus de filtre a una imatge, s'ha de poder computar numèricament la qualitat del resultat obtingut. Els paràmetres que es tenen en consideració per a establir si una tècnica de filtratge és adequada o no, o si és millor que una altra, són l'eliminació del soroll que hi havia i la preservació dels detalls de la imatge. Amb aquest fi, es van definir diverses mesures de qualitat entre les quals són d'ús més habitual les següents [1]:

1. *Mean Absolute Error* (MAE): Aquesta funció és la més utilitzada per a mesurar la qualitat en la preservació de detalls quan es realitza un tipus de filtratge. La seua expressió de càlcul és la següent:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{q=1}^Q |F^q(i, j) - \hat{F}^q(i, j)|}{N \cdot M \cdot Q} \quad (1.2)$$

on  $M$  i  $N$  són les dimensions de la imatge,  $Q$  és el nombre de canals o components de la imatge ( $Q = 3$  en imatges a color), i  $F^q(i, j)$  i  $\hat{F}^q(i, j)$  representen la component  $q$ -èsima



del vector de la imatge original i de la imatge filtrada, en el píxel que ocupa la posició  $(i, j)$ , respectivament.

2. *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR): Aquesta funció s'utilitza habitualment per a mesurar la capacitat d'eliminació de soroll que té un tipus de filtratge. La seua expressió de càlcul és la següent:

$$PSNR = 20 \log \left( \frac{255}{\sqrt{\frac{1}{NMQ} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{q=1}^Q \left( F^q(i, j) - \hat{F}^q(i, j) \right)^2}} \right) \quad (1.3)$$

D'aquesta expressió es dedueix que com major siga el seu valor millor és la qualitat del filtratge.

3. *Normalized Color Difference* (NCD): Aquesta funció és de gran utilitat per a mesurar les diferències entre imatges ja que és una aproximació a la percepció humana a l'hora de diferenciar píxels. La seua expressió de càlcul és la següent:

$$NCD_{Lab} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \Delta E_{Lab}}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M E_{Lab}^*} \quad (1.4)$$

on  $\Delta E_{Lab} = [(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2]^{\frac{1}{2}}$  indica l'error de percepció del color i  $E_{Lab}^* = [(L^*)^2 + (a^*)^2 + (b^*)^2]^{\frac{1}{2}}$  és la *norma* o *magnitud* del vector de la imatge original en l'espai de color  $L^*a^*b^*$ .

4. *Color Multiscale Structural Similarity index* (CMSSIM): Aquesta és una funció recent [5] que tracta d'aproximar-se millor al sistema de percepció humana. Per al seu càlcul, les imatges es divideixen en seccions de grandària variable (magnituds molt diferents) per després obtenir un paràmetre de semblança global.

$$CMSSIM = (Clr(x, y))^{\delta} (l_M(x, y))^{\alpha_M} \prod_{i=1}^M (C_i(x, y))^{\beta_i} \cdot (S_i(x, y))^{\gamma_i} \quad (1.5)$$

on  $Clr$  és un factor de semblança de color;  $l_M$  és el factor de luminància; el contrast i semblança en l'estructura de l'escala (dimensió de la secció) són  $C_i$  i  $S_i$ , respectivament; i  $\beta_1 = \gamma_1 = 0.04448$ ;  $\beta_2 = \gamma_2 = 0.2856$ ;  $\beta_3 = \gamma_3 = 0.3001$ ;  $\beta_4 = \gamma_4 = 0.2363$ ;  $\alpha_5 = \beta_5 = \gamma_5 = 0.1333$ , i  $\delta = 0.7$ . Com que la funció  $CMSSIM$  pren valors dins l'interval  $[0, 1]$ , per poder observar millor les diferències de funcionament, és habitual utilitzar el paràmetre  $DIS^k$  definit com

$$DIS^k = (1 - CMSSIM) \cdot 10^k.$$

## 1.7 Mesures de similitud. Mètriques

Com s'ha comentat abans, a l'hora de mesurar la similitud (o diferència) entre dos píxels s'utilitzen les anomenades mètriques. Des de l'aparició de les tècniques de filtratge s'han vingut utilitzant les mètriques clàssiques i, entre elles, les més utilitzades són, com s'ha explicat abans, la  $L_1$ , la  $L_2$  i la  $L_\infty$  tot i que qualsevol mètrica de tipus semblant ha pogut ser utilitzada per mesurar la diferència entre píxels.

La mètrica  $L_1$  ve definida per l'expressió  $L_1(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^3 |x_i - y_i|$ . En aquest cas ens trobem amb un tipus de mètrica que detecta amb bastant encert la quantitat de soroll ja que suma les diferències en totes les tres components.

Per la seua part, la mètrica  $L_2$  ve definida per la coneguda expressió  $L_2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^3 (x_i - y_i)^2}$  i, en aquest cas, l'eficiència a l'hora de detectar quantitat de soroll és semblant a l'anterior però té l'inconvenient que és més complexa a l'hora d'implementar-se i per això no s'utilitza tant.

Finalment, la mètrica  $L_\infty$  ve definida per l'expressió  $L_\infty(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \max_{i=1}^3 \{|x_i - y_i|\}$ . Aquesta mesura és capaç de distingir impulsos en una component sense necessitat de tindre en compte les altres i això fa que siga molt útil a l'hora d'implementar-la a filtres per a soroll impulsiu.

No obstant això, recentment s'han introduït les anomenades mètriques fuzzy (estacionàries) [6, 7] que estenen la idea clàssica de distància (i de proximitat) a l'àmbit *fuzzy* (difús). De fet, aquest tipus de mètriques ja han sigut implementades en diversos tipus de filtratge i s'ha observat que el simple fet de substituir a un filtre una mètrica clàssica per una de fuzzy fa que la qualitat del filtratge millore sensiblement [8, 9, 10, 11, 12]. D'altra banda, les mètriques fuzzy tenen l'avantatge que prenen valors a l'interval ]0,1] a qualsevol domini que puga considerar-se. D'aquesta forma totes les mesures de distància s'hi troben en aquest interval i això té l'avantatge que podem generar noves mètriques fuzzy a partir d'altres existents amb l'objectiu d'avaluar similitud de més d'una característica simultàniament. Per exemple, hi ha a la literatura mesures de similitud que avaluen simultàniament la distància colorimètrica entre dos píxels de color i la distància espacial (és a dir, la distància entre les posicions que ocupen ambdós píxels a la matriu) de manera que una mètrica fuzzy determina la distància colorimètrica i una altra diferent determina la distància entre posicions. Per tal d'avaluar simultàniament ambdues característiques, les propietats de les mètriques fuzzy permeten generar una nova mètrica definida com el producte de les dues anteriors i aquesta determina, simultàniament, la distància entre píxels atenent les dues característiques comentades.

En particular, per a determinar la diferència colorimètrica entre dos píxels s'ha utilitzat per primera vegada en [10] l'anomenada mètrica (*fuzzy* estacionària) del quocient, definida per l'expressió

$$M_q(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \prod_{i=1}^3 \frac{\min\{x_i, y_i\} + K}{\max\{x_i, y_i\} + K} \quad (1.6)$$

on  $K$  és un valor que pot ajustar-se a les característiques de cada imatge (generalment s'utilitza  $K = 1024$  per garantir certa simetria dels valors calculats).

Per a avaluar la distància entre les posicions de dos píxels a la imatge s'ha vingut utilitzant habitualment l'anomenada mètrica fuzzy estàndard (estacionària) definida per l'expressió

$$M_d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{K}{K + d(\mathbf{x}, \mathbf{y})} \quad (1.7)$$

sent  $d$  una mètrica en sentit clàssic (habitualment una de les comentades abans).

Per tant, tenint en compte certes propietats de les mètriques fuzzy, es pot definir una nova mètrica fuzzy com

$$M(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = M_q(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \cdot M_d(\mathbf{x}, \mathbf{y})$$

que avalua, simultàniament la distància colorimètrica i l'espacial.



## 2. El filtre *Graded Vector Median Filter* (GVMF)

### 2.1 Introducció

Com s'ha vist, és necessari el desenvolupament de filtres adaptatius d'imatges digitals, que, a banda de filtrar més fidelment les imatges intentant no influir en els píxels no sorollosos, també siguin el més eficients possibles, reduint el cost computacional. Així doncs, en aquest treball es proposa el mètode de filtratge adaptatiu *Graded Vector Median Filter* (GVMF a partir d'ara). Aquesta tècnica de filtratge suposa una modificació del funcionament del conegut *Vector Median Filter* (VMF) on nosaltres realitzarem, en primer lloc, una classificació dels píxels per tal de determinar si cert píxel és susceptible de ser substituït, o no, en funció d'un valor obtingut a partir del càlcul de distàncies colorimètriques entre aquest píxel i els altres píxels de la imatge que l'envolten. Com veurem, aquesta proposta suposa una innovació de tècniques de filtratge que millora el filtre clàssic VMF.

Les tècniques de filtratge basades en el VMF són útils a l'hora de corregir soroll de tipus impulsiu però no resulten eficients a l'hora de corregir soroll de tipus gaussià ja que, en aquest tipus de soroll, tots els píxels es veuen afectats i, en conseqüència, altres tècniques que realitzen canvis a tots els píxels com ara *Arithmetic Mean Filter* resulten més adequades per a soroll gaussià. Per tot això, nosaltres ens centrarem únicament en dos tipus de soroll impulsiu: soroll impulsiu de valor fix i soroll impulsiu de valor aleatori uniforme.

El *Graded Vector Median Filter* (GVMF) és una proposta adaptativa i millorada del filtre VMF, on, així com en la resta de filtres adaptatius, es té en compte si un píxel de la imatge és sorollós o no, al contrari que en el VMF. A més, el GVMF va un pas més enllà; no sols considera si un píxel és sorollós o no, sinó que estableix un cert grau de *com sorollós* és el píxel (en el cas de ser-ho) respecte a la resta de píxels del seu voltant, classificant els píxels en un de tres estats: píxel no sorollós (píxel lliure de soroll), píxel sorollós (píxel corrupte) i píxel dubtós (no és bo del tot ni sorollós del tot). Després de la classificació dels píxels és quan se li aplica al píxel analitzat una "fórmula ponderada" que determinarà el valor de les components del píxel que el substituirà i que s'explicarà més endavant. Per al filtre proposat en aquest treball, es considerarà solament una

finestra d'anàlisi de  $3 \times 3$  píxels, centrada en el píxel que s'estiga estudiant en el moment, tot i que podria haver-se agafat altres grandàries de finestres i realitzar un estudi comparatiu de la influència de la grandària de les finestres en la fixació dels paràmetres i en l'eficiència del filtre, així com també un estudi sobre l'eficiència del filtre si s'agafaren finestres de grandària i forma variables que s'adaptaren a les característiques concretes de la imatge (com vores, zones amb molt detall o zones molt homogènies), estudis que podrien ser una interessant ampliació posterior d'aquest treball i que exposarem a l'apartat de conclusions i treball futur.

En primer lloc exposarem les idees en què es basa el funcionament del filtre proposat i el seu funcionament amb menció als diferents paràmetres que hi influeixen. A continuació explicarem l'estudi realitzat per a ajustar aquests paràmetres justificant les decisions preses. En següent lloc, es mostraran els resultats experimentals de l'aplicació del filtre a diverses imatges digitals contaminades amb soroll impulsiu (de valor fix i aleatori) i realitzarem una comparació dels resultats obtinguts respecte als obtinguts amb la tècnica del VMF, de manera que es podrà observar la millora de les imatges filtrades respecte de quan es filtren amb el VMF en termes dels valors de la mesura de qualitat PSNR. A més, també realitzarem un estudi de la complexitat computacional del GVMF i del VMF per a establir una comparació i mostrar la millora del GVMF respecte al VMF també a nivell computacional. Finalment exposarem les conclusions d'aquest estudi i les possibilitats de treball futur que es poden dur a terme per a ampliar i millorar la tècnica que ací presentem.

La compilació i experimentació d'aquest mètode de filtratge s'ha realitzat íntegrament utilitzant la plataforma `MatLab` [13], pel que els fragments de codis que s'usen per explicar el procediment del mateix estaran en el seu llenguatge, així com els codis escrits al complet als annexos.

### 2.1.1 El *Vector Median Filter* (VMF)

Com hem comentat en la secció 1.5, per a filtrar imatges en color, inicialment es van utilitzar les tècniques aplicades a imatges en escala de grisos a cadascuna de les components de les imatges en color però ràpidament es va veure la necessitat de millorar-les per tal de tindre en compte la correlació existent entre les tres components dels píxels d'una imatge en color. En aquest sentit, una de les primeres i més conegudes tècniques va ser l'anomenat *Vector Median Filter* (VMF) introduït per Astola [14] el 1990. Aquest mètode de filtratge considera que sobre cada píxel de la imatge hi ha una finestra (que pot ser més gran o més menuda) que inclou a tots els veïns del píxel (píxels circumdants). Coneixent quins són els veïns, calcula la distància acumulada de cadascun dels píxels de la finestra a la resta. I a partir d'això, ordena els píxels en funció del valor de la distància acumulada, començant pel menys distant a la resta de tots, de manera que el píxel central de la finestra es substituirà pel veí el valor de la distància acumulada del qual siga menor. Com es pot observar, en aquest tipus de models el càlcul de les distàncies entre els píxels pren una importància determinant, sent el resultat de l'aplicació del filtratge dependent del tipus de mètrica utilitzada. Les mètriques més usades són la  $L_1$  (anomenada *mètrica city-block*),  $L_2$  (*mètrica euclidiana o usual*) i

$L_\infty$  (mètrica del suprem).

Aplicant aquests filtres a diverses imatges, s'observa en els resultats obtinguts una relativa eficiència en l'eliminació del soroll impulsiu, ja que els píxels *outliers* (o sorollosos) no solen donar lloc a valors baixos de distàncies acumulades, i, per tant, sempre seran filtrats. D'altra banda, però, aquests filtres presenten un greu problema, que és la falta d'adaptabilitat; és a dir, que no tenen en compte si el píxel analitzat és sorollós o no. Com que actuen sobre tots els píxels de la imatge, filtrant tant aquells que estiguen contaminats com els que no, provoquen un efecte de difuminació general en la imatge, contribuint a la pèrdua de detalls en les vores dels objectes o en les textures més fines.

Més endavant es van introduir altres mètodes [2] que aplicaven la mateixa tècnica, amb algunes variacions. Alguns exemples són el *Basic Vector Directional Filter* (BVDF, introduït per Trahanias el 1993 [15]), que ordena els píxels (vectors) en funció dels angles que formen entre ells, i el *Directional Distance Filter* (DDF, introduït per Karakos el 1997 [16]), que com a criteri de distància entre píxels utilitza un producte ponderat entre la distància vectorial acumulada (criteri del VMF) i la distància angular vectorial (criteri del BVDF). D'aquesta manera, el DDF pot discernir entre els vectors distants amb el mateix angle i els vectors propers amb un angle distant, millorant així el resultat de l'aplicació del filtre. Açò, però, no soluciona el problema de l'adaptabilitat que tenen aquests mètodes, i, damunt, comporta un cost computacional molt gran a causa dels nombrosos càlculs que s'han de realitzar.

L'arrel de la compilació d'aquests filtres es troba en el càlcul de les ponderacions, per a les quals s'usen des de funcions polinòmiques i estadístiques variades a la intel·ligència artificial. Altres mètodes de filtratge són els anomenats de filtratge múltiple (o híbrids) en els quals el filtratge es realitza mitjançant distints subfiltres de manera simultània, semblant a la tècnica del DDF. Actualment, entre les tècniques adaptatives més importants es troben les de filtratge per substitució (sobretot per a soroll impulsiu) que apliquen el processat de filtratge solament als píxels que detecten com a sorollosos, mantenint així sense modificar de manera greu les característiques locals de les imatges (les vores i els vèrtexs). El procés consisteix en dues fases, una primera en la qual es detecten els píxels sorollosos (impulsos) i una altra on aquests es processen. La part difícil d'aquestes tècniques es troba en l'etapa de detecció dels píxels sorollosos, que normalment es fa mitjançant l'establiment d'un grup d'anàlisi d'un píxel (*cluster*). El *cluster* sol estar format pels píxels veïns a l'analitzat, i mesurant el grau de pertinença del píxel analitzat al seu grup, es defineix el píxel com a sorollós si la semblança amb els píxels circumdants és baixa.

### 2.1.2 La tècnica del *peer group*

Aquest tipus de filtratge analitza el veïns de cada píxel per tal de construir l'anomenat *peer group* associat al píxel central  $i$ , en funció de la seua cardinalitat es classifica el píxel central com a lliure de soroll o corrupte. El *peer group* d'un cert píxel (píxel central) és el conjunt constituït per

aquest píxel i tots aquells veïns que són *similars* a ell.

En efecte, amb el temps, el terme de *cluster* o grup d'anàlisi esmentat abans va evolucionar fins el concepte de *peer group*. Concretament, el *peer group* d'un píxel es defineix com al conjunt de píxels veïns que són pròxims a ell, tenint en compte una certa mètrica i un llindar de distància prèviament establert. Un treball que versa sobre el tema i que exigeix citació és el treball de Smolka i Chydzinski [17], on es presenta el mètode de filtratge *Peer Group Filter*. Aquest filtre analitza el nombre de píxels que pertanyen al *peer group* de cada píxel de la imatge, i si superen un paràmetre establert, el píxel estudiat es declara no corrupte (no sorollós). Quan ja s'han classificat els píxels en corruptes o no corruptes, té lloc la fase de filtratge dels píxels sorollosos utilitzant alguna tècnica de substitució del píxel sorollós en qüestió (com pot ser el VMF). Un altre filtre basat en aquestes idees es troba en [18]. Aquests mètodes de filtratge milloren la qualitat del les imatges resultants, a més, realitzen menys càlculs i, per tant, són més eficients pel que fa al cost computacional.

### 2.1.3 L'estadístic ROD per a imatges en color

Atenent la localització d'un píxel  $\mathbf{x}_i$  a la imatge, podem considerar, per a cadascun d'ells, una finestra  $W$  centrada al píxel  $\mathbf{x}_i$  de grandària  $n \times n$  (amb  $n$  imparell) de manera que cada píxel s'identificarà amb el seu corresponent vector de color RGB  $(y(1), y(2), y(3)) \in X^3$  amb  $X = \{0, 1, \dots, 255\}$ . Denotarem per  $D_1(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  la distància entre els vectors de color  $\mathbf{x}$  i  $\mathbf{y}$  de la finestra  $W$  sent  $D_1$  l'anomenada *city-block distance*.

Denotarem  $W_{\mathbf{x}}^0$  el conjunt de tots els píxels de la finestra  $W$ , anomenats veïns, format per tots els píxels de la finestra excepte el píxel central, és a dir,  $W_{\mathbf{x}}^0 = \Omega_{\mathbf{x}} - \{\mathbf{x}\}$ . Si calculem les distàncies  $D_1(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  per a tot  $\mathbf{y} \in W_{\mathbf{x}}^0$ , s'obindrà una família de valors no negatius  $r_j(\mathbf{x})$ , no necessàriament diferents, que s'ordenen de manera ascendent de la següent forma

$$r_1(\mathbf{x}) \leq r_2(\mathbf{x}) \leq \dots \leq r_{n^2-1}(\mathbf{x}) \quad (2.1)$$

Cal interpretar la relació anterior com que el valor  $r_i(\mathbf{x})$  és la  $i$ -èsima distància més petita.

Si fixem un valor enter positiu  $m \leq n^2 - 1$ , l'estadístic anomenat *m rank order difference* (*mROD*) es defineix com segueix:

$$\text{mROD}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m r_i(\mathbf{x}). \quad (2.2)$$

El valor *mROD* definit anteriorment és una generalització a imatges en color del valor *ROAD* introduït en [19] per a imatges en escala de grisos i ens proporciona una idea de la proximitat entre un píxel i el seus veïns més similars atenent als seus corresponents vectors de color.

La lògica que subjau a aquest estadístic és que el impulsos no desitjats tindran una gran diferència en un o més colors amb els seus píxels veïns considerant que la majoria de píxels que



conformen la imatge haurien de ser similars en la intensitat de cada color amb alguns dels seus veïns, inclús píxels que formen part d'una vora o algun detall de la imatge. Per tant, el píxels lliures de soroll s'espera que tinguin un valor de  $mROD$  significativament més petit que el píxels corruptes.

## 2.2 El Graded Vector Median Filter (GVMF)

Aprofitant la idea que proporciona l'estadístic  $mROD$  nosaltres introduïrem una variant considerant el que nosaltres denotarem  $ROD_m$ .

La tècnica de filtratge que es proposa en aquest treball és un filtre adaptatiu, en el qual s'usa la tècnica *switching* per diferenciar els píxels sorollosos dels que no ho són, i així posteriorment poder substituir els sorollosos. La tècnica de substitució, però, és diferent a les explicades fins el moment, i en la segona part del treball, quan s'exposa el filtre, es descriurà el seu funcionament en detall.

Denotarem per  $\mathcal{F}$  una imatge en color per a ser processada i  $W$  representarà la finestra de filtratge (de grandària  $n$  amb  $n$  imparell) centrada al píxel  $\mathbf{F}_0$  que serà processat. Qualsevol vector de color de la imatge  $\mathcal{F}$  el notarem  $\mathbf{F}_i = (F_i^R, F_i^G, F_i^B)$  com és habitual a l'espai de color  $RGB$ .

En primer lloc, farem ús d'un criteri de detecció de soroll de manera que el píxel central serà declarat lliure de soroll, corrupte o indeterminat (una ponderació entre ambdues possibilitats). D'aquesta forma farem ús de l'estadístic  $ROD_m$  que mesura el valor de la  $m$ -èsima distància més pròxima entre el píxel central  $\mathbf{F}_0$  i la resta de píxels  $\mathbf{F}_i, i = 1, \dots, n^2 - 1$ , de la finestra  $W$ , és a dir

$$ROD_m(\mathbf{F}_0) = \rho(\mathbf{F}_0, \mathbf{F}_{(m)})$$

Atenent aquest criteri i a certa mesura de distància  $\rho$ , calcularem les distàncies entre  $\mathbf{F}_0$  i cadascun dels píxels  $\mathbf{F}_i$  de la finestra  $W$  i aquestes distàncies seran ordenades de menor a major valor per a obtindre l'ordenació

$$\rho(\mathbf{F}_0, \mathbf{F}_{(1)}) \leq \rho(\mathbf{F}_0, \mathbf{F}_{(2)}) \leq \dots \leq \rho(\mathbf{F}_0, \mathbf{F}_{(n^2-1)})$$

i, segons s'ha comentat, el criteri de decisió es prendrà a partir del valor  $\rho(\mathbf{F}_0, \mathbf{F}_{(m)})$  amb el qual decidirem si el píxel central  $\mathbf{F}_0$  es considera lliure de soroll, corrupte o indeterminat.

Com a mesura de distància utilitzarem la mètrica *city-block* per a tres dimensions:

$$\rho(\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j) = L_1(\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j) = |F_i^R - F_j^R| + |F_i^G - F_j^G| + |F_i^B - F_j^B|$$

per tal de prendre en consideració la possibilitat d'aparició d'impulsos a totes les tres components.

Amb tot això, considerarem dos paràmetres  $K_1$  i  $K_2$  per tal de prendre la decisió i classificar el píxel central de la finestra  $W$  de forma que considerarem les tres possibilitats amb el següent criteri:

- (I) SI  $ROD_3(\mathbf{F}_0) < K_1$  LLAVORS el píxel central  $\mathbf{F}_0$  és declarat **lliure de soroll** i, en conseqüència, no serà filtrat de manera que no es modificarà.
- (II) SI  $ROD_3(\mathbf{F}_0) > K_2$  LLAVORS el píxel central  $\mathbf{F}_0$  és declarat **corrupte** (es tracta d'un impuls) i, en conseqüència, serà filtrat de manera que es modificarà pel vector  $\mathbf{F}_{vmf}$  d'acord amb el resultat corresponent al *vector median filter*.
- (III) SI  $K_1 \leq ROD_3(\mathbf{F}_0) \leq K_2$  LLAVORS considerem que no tenim suficient informació per declarar el píxel  $\mathbf{F}_0$  com a lliure de soroll o corrupte amb la qual cosa realitzarem una *graduació* del filtratge calculant la mitjana ponderada entre el mateix píxel  $\mathbf{F}_0$  i la corresponent eixida segons el *vector median filter*, de la següent manera:

$$\mathbf{F}_{out} = \alpha \mathbf{F}_0 + (1 - \alpha) \mathbf{F}_{vmf}$$

A l'anterior esquema falta per especificar quin és el criteri per a l'elecció del valor  $\alpha$  que s'utilitzarà a la corresponent graduació. En aquest cas, per simplicitat, utilitzarem el valor calculat d'acord amb la funció lineal que uneix els punts  $(K_1, 1)$  i  $(K_2, 0)$  i que ve donada per la següent expressió:

$$\alpha = \frac{K_2 - ROD_m(\mathbf{F}_0)}{K_2 - K_1}$$

i, per tant, podem resumir tots tres criteris amb una única funció per al càlcul del valor de ponderació  $\alpha$ :

$$\alpha = \begin{cases} 1 & ROD_m(\mathbf{F}_0) < K_1 \\ \frac{K_2 - ROD_m(\mathbf{F}_0)}{K_2 - K_1} & K_1 \leq ROD_m(\mathbf{F}_0) \leq K_2 \\ 0 & K_2 < ROD_m(\mathbf{F}_0) \end{cases}$$

### 2.3 Ajust dels paràmetres del filtre $K_1$ i $K_2$

Com s'ha vist abans, al filtre proposat hi apareixen involucrats diversos paràmetres  $(n, m, K_1, K_2)$ . Per tal d'ajustar aquests valors hem analitzat el valor del *PSNR* com a funció d'ells i per a dur a

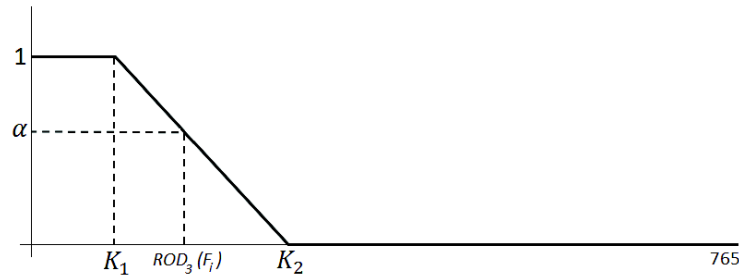


Figura 2.1: Gràfic il·lustratiu per al càlcul del valor de  $\alpha$  que utilitzarem per a la graduació del filtre proposat.

terme aquesta anàlisi hem utilitzat les imatges *Baboon*, *Lena* (també coneguda al món científic com *Lenna*), *Parrots* i *Pills*, que serveixen de test habitual, entre altres, a gran quantitat d'estudis sobre qualitat de filtratge a causa de les seues característiques. Aquestes imatges han sigut contaminades amb diversos nivells de soroll, tant amb soroll impulsiu de tipus aleatori com uniforme.

En primer lloc, cal recordar que el valor  $n$  indica la grandària de la finestra  $W$  de filtratge i  $m$  és el nombre que indica quina de les  $n^2 - 1$  distàncies ordenades és la que farem servir per a la presa de decisió a l'hora de classificar un píxel com a corrupte o lliure de soroll. Al nostre cas, hem estudiat a bastament el cas  $n = 3$  i a partir de les experiències realitzades a la literatura recent en aquest tipus de filtratge, nosaltres hem decidit prendre el valor  $m = 3$ .

Per a l'ajust dels valors  $K_1$  i  $K_2$  cal recordar que determinen la classificació del píxel central d'una finestra segons el valor de  $ROD_3(F_0)$  siga menor que  $K_1$  (píxel lliure de soroll), major que  $K_2$  (píxel corrupte) o comprés entre  $K_1$  i  $K_2$  (per tal de realitzar la ponderació amb el valor  $\alpha$ ). L'ajustament d'aquests valors és molt important per a obtenir diagnòstics adequats dels píxels de cada imatge i s'han d'ajustar d'acord amb el nivell de soroll de la imatge. Per tot això hem realitzat experimentacions amb una gran quantitat de valors diferents dels paràmetres  $K_1$  i  $K_2$  de forma que s'ha anat refinant el rang de cada paràmetre per tal d'obtenir els valors òptims de  $PSNR$  a les diverses imatges mencionades al primer paràgraf d'aquesta secció, contaminades amb diferents nivells de cada tipus de soroll. A la Figura 2.2 podem observar aquestes imatges amb els corresponents detalls d'estudi.

Cadascuna de les anteriors imatges ha sigut contaminada amb diversos nivells de soroll impulsiu, tant de tipus aleatori com de tipus uniforme i s'ha realitzat un filtratge de totes elles per a un extens recorregut dels possibles valors (diferents) dels paràmetres  $K_1$  i  $K_2$ . D'aquesta manera, hem obtingut valors òptims de  $K_1$  i  $K_2$  per a cada imatge utilitzada contaminada amb cadascun dels nivells de soroll. A les Taules 2.1 i 2.2 podem observar els valors obtinguts per a cada imatge contaminada amb el corresponent nivell de soroll de cada tipus.

Amb totes les dades anteriors, la nostra intenció se centra en aconseguir el que habitualment s'anomena un *valor robust* per a cada paràmetre de forma que pugui servir de referència a l'hora de realitzar qualsevol filtratge de qualsevol imatge contaminada amb qualsevol nivell de soroll.

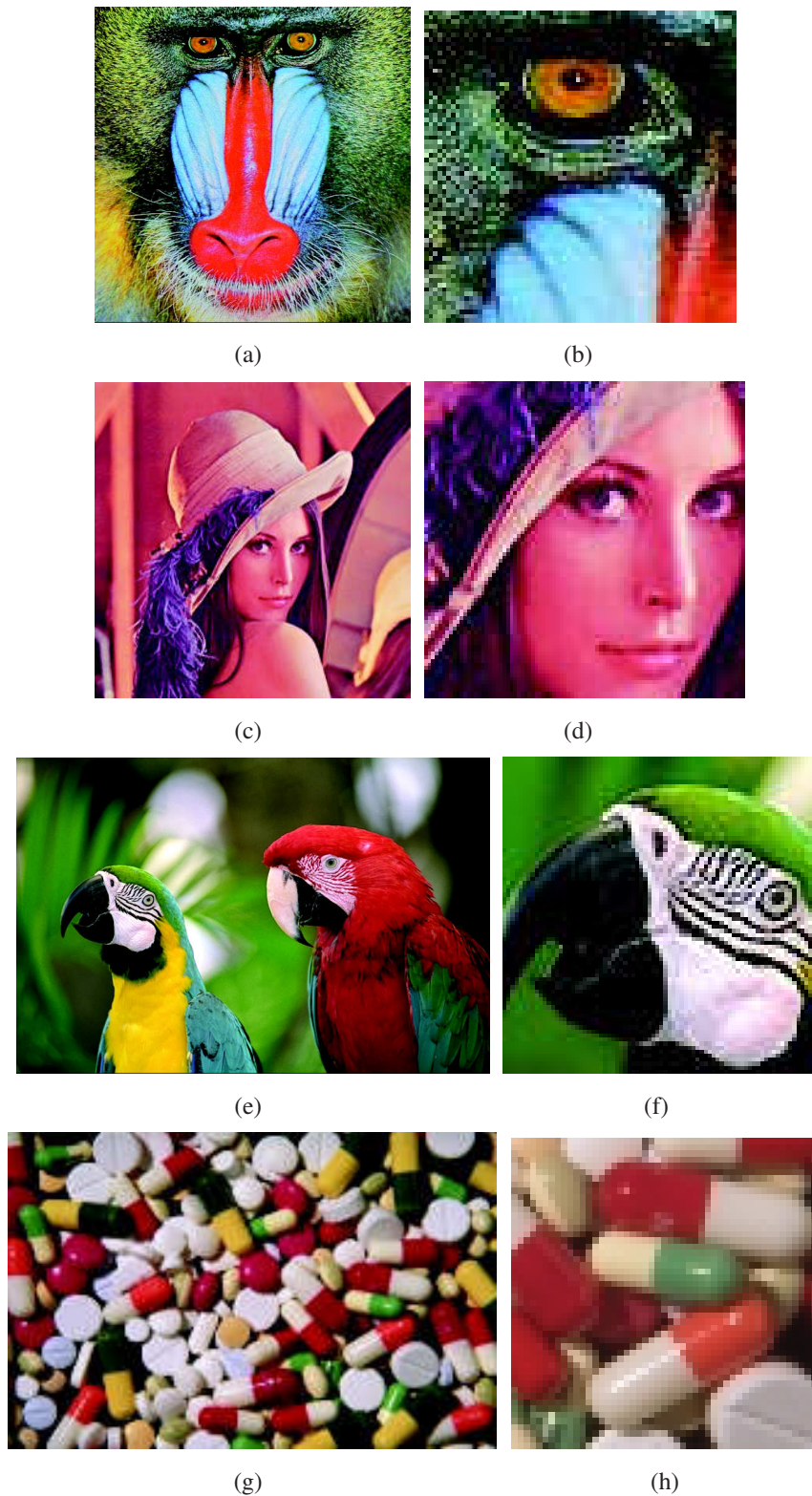


Figura 2.2: Imatges de referència utilitzades per a l'estudi del filtre proposat. (a) Imatge *Baboon*, (b) Detall de *Baboon*, (c) Imatge *Lena*, (d) Detall de *Lena*, (e) Imatge *Parrots*, (f) Detall de *Parrots*, (g) Imatge *Pills* i (h) Detall de *Pills*.

<b>Soroll impulsiu de valor fix</b>				
<b>Imatge</b>	<b>Nivell de soroll</b>	<b>Valor <math>K_1</math></b>	<b>Valor <math>K_2</math></b>	<b>Valor <math>PSNR</math></b>
<i>Baboon</i>	5%	60	224	28.45
	10%	41	207	27.25
	15%	33	202	26.19
	20%	22	192	25.49
	25%	6	186	24.74
	30%	1	186	24.28
<i>Lena</i>	5%	35	147	34.45
	10%	33	125	33.10
	15%	16	126	31.39
	20%	12	121	30.44
	25%	6	113	29.93
	30%	1	108	29.07
<i>Parrots</i>	5%	19	316	26.66
	10%	0	259	25.19
	15%	0	231	23.99
	20%	0	217	23.66
	25%	0	186	23.27
	30%	0	187	22.60
<i>Pills</i>	5%	37	203	32.45
	10%	28	144	30.71
	15%	3	154	29.23
	20%	0	135	28.91
	25%	0	121	27.84
	30%	0	107	26.81

Taula 2.1: Valors òptims dels paràmetres  $K_1$  i  $K_2$  per a cadascuna de les imatges de mostra i percentatges de soroll impulsiu de valor fix.

<b>Soroll impulsiu de valor aleatori uniforme</b>				
Imatge	Nivell de soroll	Valor $K_1$	Valor $K_2$	Valor $PSNR$
<i>Baboon</i>	5%	86	234	29.52
	10%	66	207	27.18
	15%	64	187	25.89
	20%	65	182	25.26
	25%	59	179	24.06
	30%	49	175	23.20
<i>Lena</i>	5%	60	164	35.00
	10%	51	152	32.56
	15%	49	146	31.49
	20%	40	145	29.30
	25%	42	140	28.13
	30%	39	140	26.05
<i>Parrots</i>	5%	76	315	26.59
	10%	44	269	25.10
	15%	36	247	23.82
	20%	29	217	22.84
	25%	26	224	22.01
	30%	0	234	20.42
<i>Pills</i>	5%	50	207	32.54
	10%	54	166	30.42
	15%	55	150	28.13
	20%	44	152	26.72
	25%	40	155	25.74
	30%	26	153	24.59

Taula 2.2: Valors òptims dels paràmetres  $K_1$  i  $K_2$  per a cadascuna de les imatges de mostra i percentatges de soroll impulsiu de valor aleatori uniforme.

Un primer estudi per a fixar aquests valors robustos (tant per a  $K_1$  com per a  $K_2$ ) es basa en estudiar cadascun dels paràmetres per separat i realitzar un estudi estadístic dels valors obtinguts amb l'objectiu de trobar una relació lineal (recta de regressió de  $K_i$  sobre  $p$ ) entre els valors de cada paràmetre  $K_i$  i el nivell de soroll  $p$ . Així, d'aquesta forma, obtindrem una relació lineal d'ajust del tipus  $K_i = m_i p + n_i$ , per a  $i = 1, 2$ , i després determinarem un valor robust de cada paràmetre en funció del nivell de soroll que hi apareix a la imatge.

En conseqüència, generarem tots els parells de punts de la forma  $(p, \overline{K}_1)$  on  $p$  és el nivell de soroll amb  $p \in \{0.05, 0.10, 0.15, 0.20, 0.25, 0.30\}$  i  $\overline{K}_1$  és, en aquest cas, la mitjana aritmètica de tots els valors òptims de  $K_1$  obtinguts per a un mateix nivell de soroll (tant de valor fix com de valor uniforme). De manera anàloga es procedeix per a  $\overline{K}_2$ . Així, hem obtingut els corresponents parells de valors que es mostren a la Taula 2.3.

$p$	$\overline{K}_1$	$p$	$\overline{K}_2$
0.05	52.88	0.05	226.25
0.10	39.63	0.10	191.13
0.15	32.00	0.15	180.38
0.20	26.50	0.20	170.13
0.25	22.38	0.25	163.00
0.30	14.50	0.30	161.25

Taula 2.3: Mitjanes aritmètiques dels valors òptims de  $\overline{K}_i$  per a cada nivell de soroll.

Amb els valors de la Taula 2.3 s'ha procedit al càlcul de les corresponents rectes de regressió (que ens donen els valors robustos de  $K_1$  i  $K_2$  en funció de la probabilitat  $p$ ) i s'han obtingut les següents relacions:

$$\overline{K}_1 = -1.4236 p + 56.2250 \quad (2.3)$$

amb un coeficient de correlació lineal  $r = 0.9816$

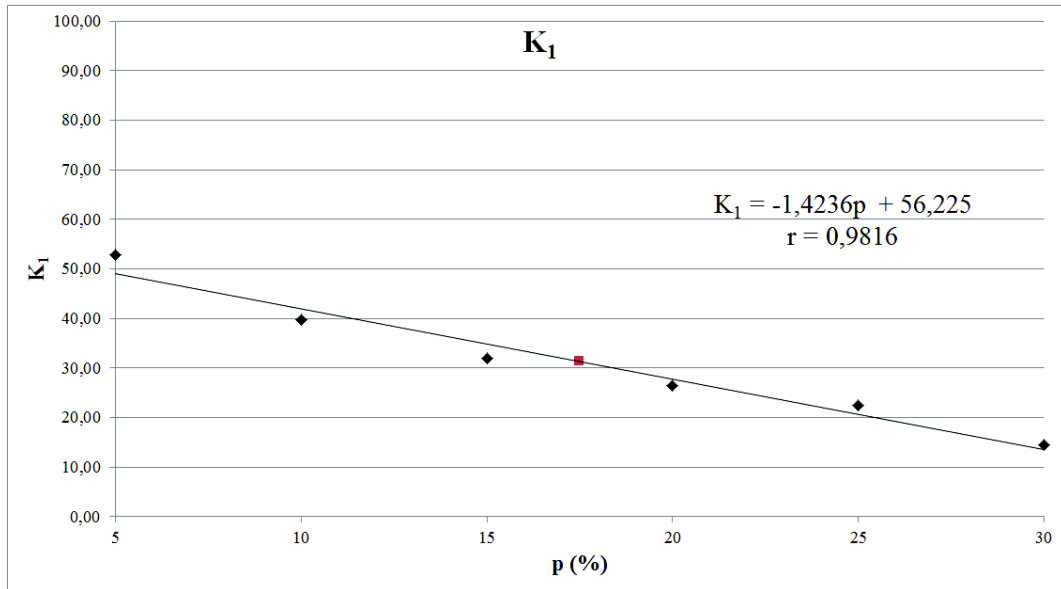
$$\overline{K}_2 = -2.3979 p + 223.9800 \quad (2.4)$$

amb un coeficient de correlació lineal  $r = 0.9193$

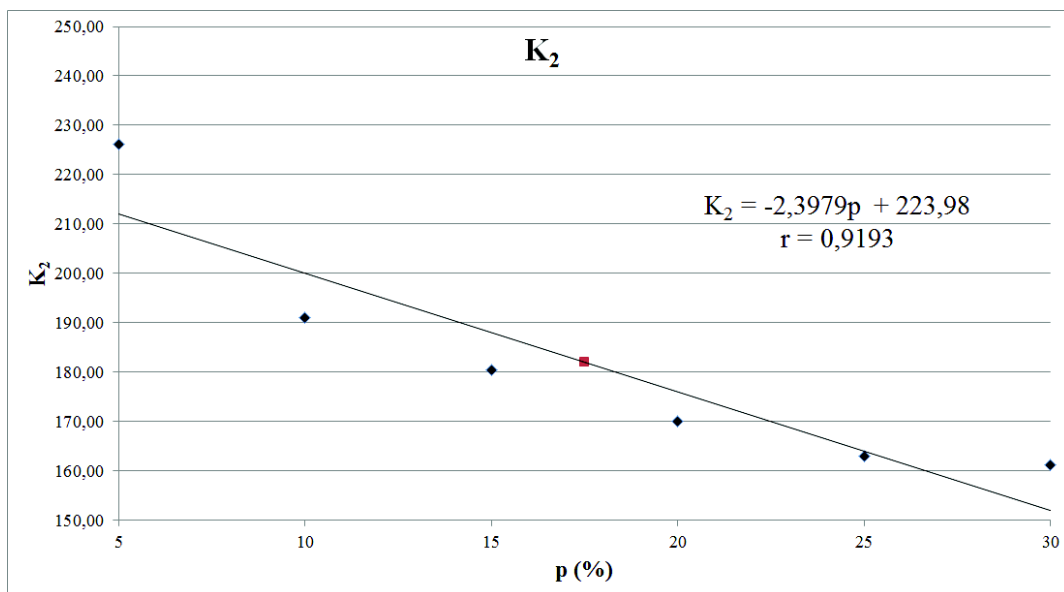
S'observa una alta correlació entre  $\overline{K}_i$  i  $p$ , ja que als dos casos  $|r|$  és molt pròxim a 1. A partir d'ara escriurem  $K_i$  en lloc de  $\overline{K}_i$  per a simplificar la notació.

La Figura 2.3 mostra les representacions gràfiques corresponents als parells de punts  $(p, K_1)$  i a  $(p, K_2)$ , respectivament amb la recta de regressió associada a cada conjunt de parells i el corresponent valor de  $r$ .

Amb les rectes de regressió calculades determinarem els valors robustos dels paràmetres  $K_1$  i  $K_2$  en funció del nivell de soroll que conté la imatge que es desitja filtrar. A la Taula 2.4 es mostren



(a)



(b)

Figura 2.3: (a) Gràfic corresponent a la recta de regressió dels parells  $(p, K_1)$ . (b) Gràfic corresponent a la recta de regressió dels parells  $(p, K_2)$ .



els valors (arrodonits) corresponents dels paràmetres  $K_1$  i  $K_2$  per als nivells de soroll estudiats en aquest treball.

$p$	$K_1$	$K_2$
0.05	49	212
0.10	42	200
0.15	35	188
0.20	28	176
0.25	21	164
0.30	14	152

Taula 2.4: Valors robustos dels paràmetres  $K_1$  i  $K_2$  en funció del nivell de soroll.

L'anterior ajust té l'inconvenient que necessitem conèixer el nivell de soroll que hi apareix a una imatge per a fixar els valors dels paràmetres  $K_1$  i  $K_2$  però això no és habitual ja que, normalment, quan desitgem filtrar una imatge no podem conèixer d'avançat la quantitat de soroll que hi conté (si bé hi ha a la literatura estudis per a estimar la quantitat de soroll present a una imatge [20]). Aquest fet és el que motiva, doncs, la recerca d'una altra forma de fixar valors robustos, dels paràmetres anomenats, per tal que puguin ser utilitzats sense necessitat de fer-los dependre de la quantitat de soroll. L'objectiu, per tant, és donar valors fixos de  $K_1$  i  $K_2$  que puguin servir per al filtratge de qualsevol imatge contaminada amb qualsevol nivell de soroll. Per a això, a partir dels valors de les Taules 2.1 i 2.2 hem determinat la mitjana aritmètica de tots els valors òptims obtinguts per a cadascun dels paràmetres  $K_1$  i  $K_2$ . Els valors obtinguts i que, en conseqüència, s'han determinat com a valors robustos per al filtratge del GVMF són

$$K_1 = 31 \text{ i } K_2 = 182$$

## 2.4 Resultats experimentals

El comportament del filtre *Graded Vector Median filter* que proposem en aquest treball ha sigut comparat amb el del *Vector Median Filter* per contrastar l'eficiència a l'hora de reduir soroll impulsiu a diferents imatges contaminades amb diferents nivells i tipus de soroll. Tots dos filtres s'han aplicat a cada imatge considerada mitjançant finestres de filtratge de grandària  $3 \times 3$  amb els valors de  $K_1$  i  $K_2$  ajustats segons s'ha explicat a la secció anterior.

En primer lloc s'ha realitzat el filtratge de totes les imatges de la mostra contaminades amb diferents tipus de soroll impulsiu (fix i uniforme) utilitzant els valors òptims corresponents. En segon lloc s'ha realitzat el filtratge de les mateixes imatges utilitzant els valors robustos de  $K_1$  i  $K_2$  obtinguts segons la recta de regressió i, finalment, s'ha realitzat el filtratge de totes aquestes imatges amb els valors robustos globals.

Les Taules 2.5-2.6 mostren els resultats òptims obtinguts per a algunes imatges contaminades amb cert tipus de soroll i els valors obtinguts per a les mateixes imatges amb el VMF. S'observa que, atenent al valor del *PSNR*, el nostre filtre millora considerablement el VMF en tots els casos.

<b>Valors de <i>PSNR</i> obtinguts amb soroll impulsiu de valor fix</b>					
Imatge	Nivell de soroll	<i>GVMF</i> <sub>1</sub>	<i>GVMF</i> <sub>2</sub>	<i>GVMF</i> <sub>3</sub>	<i>VMF</i>
<i>Baboon</i>	5%	28.45	28.37	27.75	23.26
	10%	27.25	27.23	27.02	23.22
	15%	26.19	26.16	26.12	23.20
	20%	25.49	25.45	25.47	22.92
	25%	24.74	24.69	24.71	22.93
	30%	24.28	24.15	24.21	22.66
<i>Lena</i>	5%	34.45	32.53	34.01	27.97
	10%	33.10	30.68	31.84	27.90
	15%	31.39	29.47	29.83	27.69
	20%	30.44	29.04	28.70	27.34
	25%	29.93	28.74	27.73	27.30
	30%	29.07	28.29	26.77	27.23
<i>Parrots</i>	5%	26.66	26.01	25.41	21.19
	10%	25.19	24.94	24.75	21.00
	15%	23.99	23.81	23.79	20.93
	20%	23.66	23.52	23.53	21.03
	25%	23.27	23.19	23.14	21.00
	30%	22.60	22.53	22.45	20.73
<i>Pills</i>	5%	32.45	32.35	32.32	26.65
	10%	30.71	29.78	30.31	26.45
	15%	29.23	28.68	28.82	26.34
	20%	28.91	28.35	28.18	25.95
	25%	27.84	27.35	26.85	25.51
	30%	26.81	26.42	25.67	25.53

Taula 2.5: Comparativa de valors del *PSNR* obtinguts amb *GVMF*<sub>1</sub> (valors òptims de  $K_1$  i  $K_2$ ), *GVMF*<sub>2</sub> (valors de  $K_1$  i  $K_2$  obtinguts amb la recta de regressió), *GVMF*<sub>3</sub> (valors robustos de  $K_1$  i  $K_2$ ) i el *VMF* per a cadascuna de les imatges de mostra i percentatges de soroll impulsiu de valor fix.

Finalment, a les Figures 2.4-2.7 es mostra una comparativa visual entre els resultats obtinguts amb el *Graded Vector Median Filter* (tant per a valors òptims dels paràmetres  $K_1$  i  $K_2$  com per als corresponents valors robustos en les dues versions estudiades) i el *Vector Median Filter*.

Finalment, per a acabar de testar el filtre que proposem, hem realitzat el filtratge d'una imatge no utilitzada a les nostres experimentacions per tal de comprovar el seu funcionament. En aquest cas hem triat la imatge *Motorbikes* que també és de referència a la literatura d'aquest camp. A la

<b>Valors de <math>PSNR</math> obtinguts amb soroll impulsiu de valor aleatori uniforme</b>					
Imatge	Nivell de soroll	$GVMF_1$	$GVMF_2$	$GVMF_3$	$VMF$
<i>Baboon</i>	5%	29.52	29.04	28.12	23.16
	10%	27.25	27.06	26.75	22.82
	15%	25.89	25.78	25.71	22.53
	20%	25.26	25.09	25.15	21.99
	25%	24.06	23.84	24.01	21.63
	30%	23.20	22.97	23.19	21.37
<i>Lena</i>	5%	35.00	34.45	34.83	27.70
	10%	32.56	32.06	32.41	27.22
	15%	31.49	31.05	31.20	26.39
	20%	29.30	29.20	29.12	26.21
	25%	28.13	28.07	27.85	25.29
	30%	26.05	26.02	25.86	24.35
<i>Parrots</i>	5%	26.59	25.54	24.88	20.90
	10%	25.10	24.62	24.31	20.77
	15%	23.82	23.51	23.44	20.93
	20%	22.84	22.68	22.72	20.33
	25%	22.01	21.73	21.87	19.67
	30%	20.42	20.21	20.34	18.79
<i>Pills</i>	5%	32.54	32.53	32.32	26.43
	10%	30.42	30.22	30.36	25.52
	15%	28.13	27.93	28.00	24.29
	20%	26.72	26.67	26.64	23.13
	25%	25.74	25.72	25.66	22.42
	30%	24.59	24.56	24.66	21.81

Taula 2.6: Comparativa de valors del  $PSNR$  obtinguts amb  $GVMF_1$  (valors òptims de  $K_1$  i  $K_2$ ),  $GVMF_2$  (valors de  $K_1$  i  $K_2$  obtinguts amb la recta de regressió),  $GVMF_3$  (valors robustos de  $K_1$  i  $K_2$ ) i el  $VMF$  per a cadascuna de les imatges de mostra i percentatges de soroll impulsiu de valor aleatori uniforme.

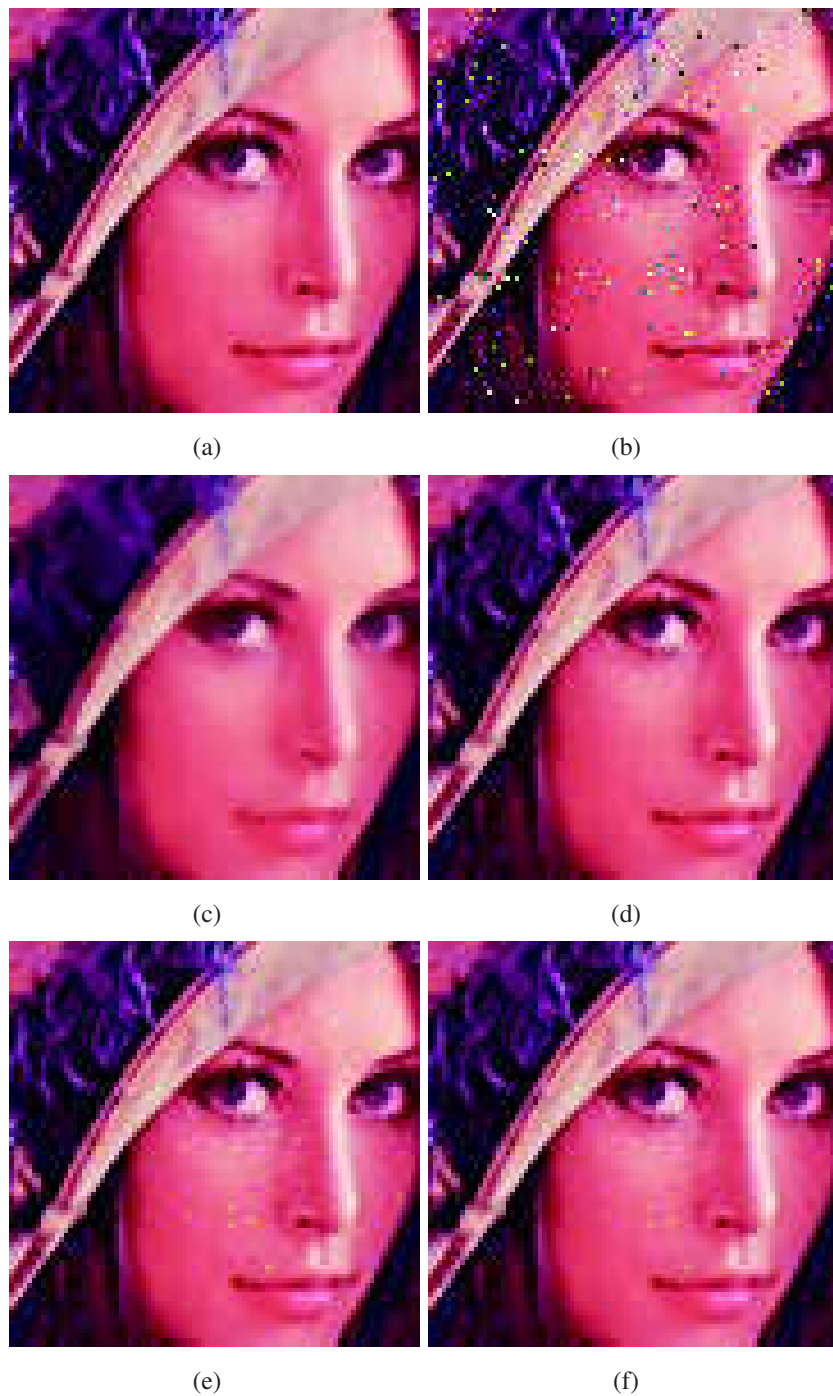


Figura 2.4: Imatges d'eixida: (a) Detall de la imatge Lena original, (b) Detall de la imatge Lena contaminada amb un 5% de soroll impulsiu de valor fix, (c) Detall de la imatge filtrada amb el *Vector Median Filter*, (d) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* per als valors òptims  $K_1 = 35$  i  $K_2 = 147$ , (e) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* per als valors  $K_1$  i  $K_2$  en funció del soroll, (f) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* per als valors robustos de  $K_1$  i  $K_2$  proposats.



Figura 2.5: Imatges d'eixida: (a) Detall de la imatge *Pills* original, (b) Detall de la imatge *Pills* contaminada amb un 10% de soroll impulsu de valor uniforme, (c) Detall de la imatge filtrada amb el *Vector Median Filter*, (d) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* per als valors òptims  $K_1 = 54$  i  $K_2 = 166$ , (e) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* per als valors  $K_1$  i  $K_2$  en funció del soroll, (f) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* per als valors robustos de  $K_1$  i  $K_2$  proposats.

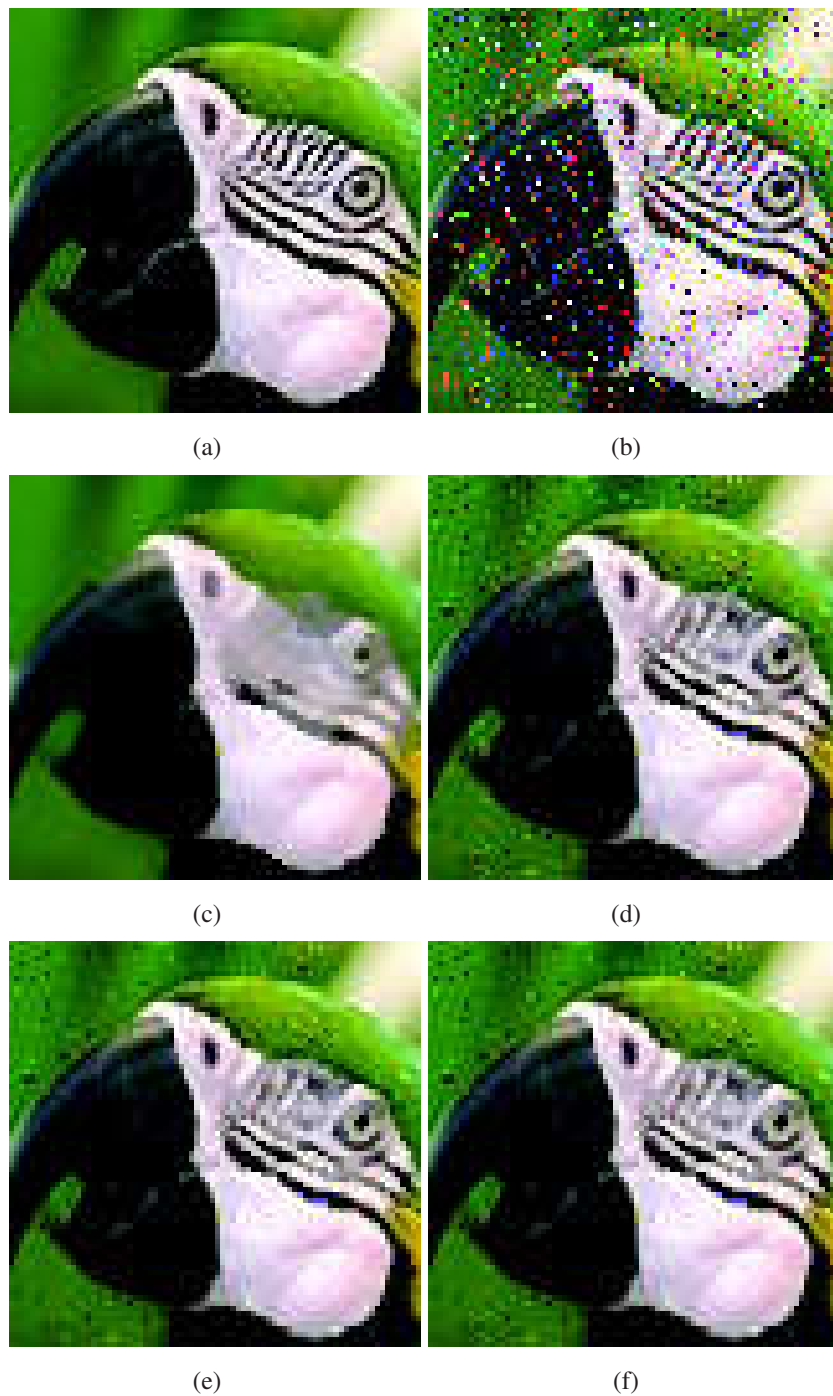


Figura 2.6: Imatges d'eixida: (a) Detall de la imatge *Parrots* original, (b) Detall de la imatge *Parrots* contaminada amb un 20% de soroll impulsiu de valor fix, (c) Detall de la imatge filtrada amb el *Vector Median Filter*, (d) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* per als valors òptims  $K_1 = 0$  i  $K_2 = 217$ , (e) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* per als valors  $K_1$  i  $K_2$  en funció del soroll, (f) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* per als valors robustos de  $K_1$  i  $K_2$  proposats.

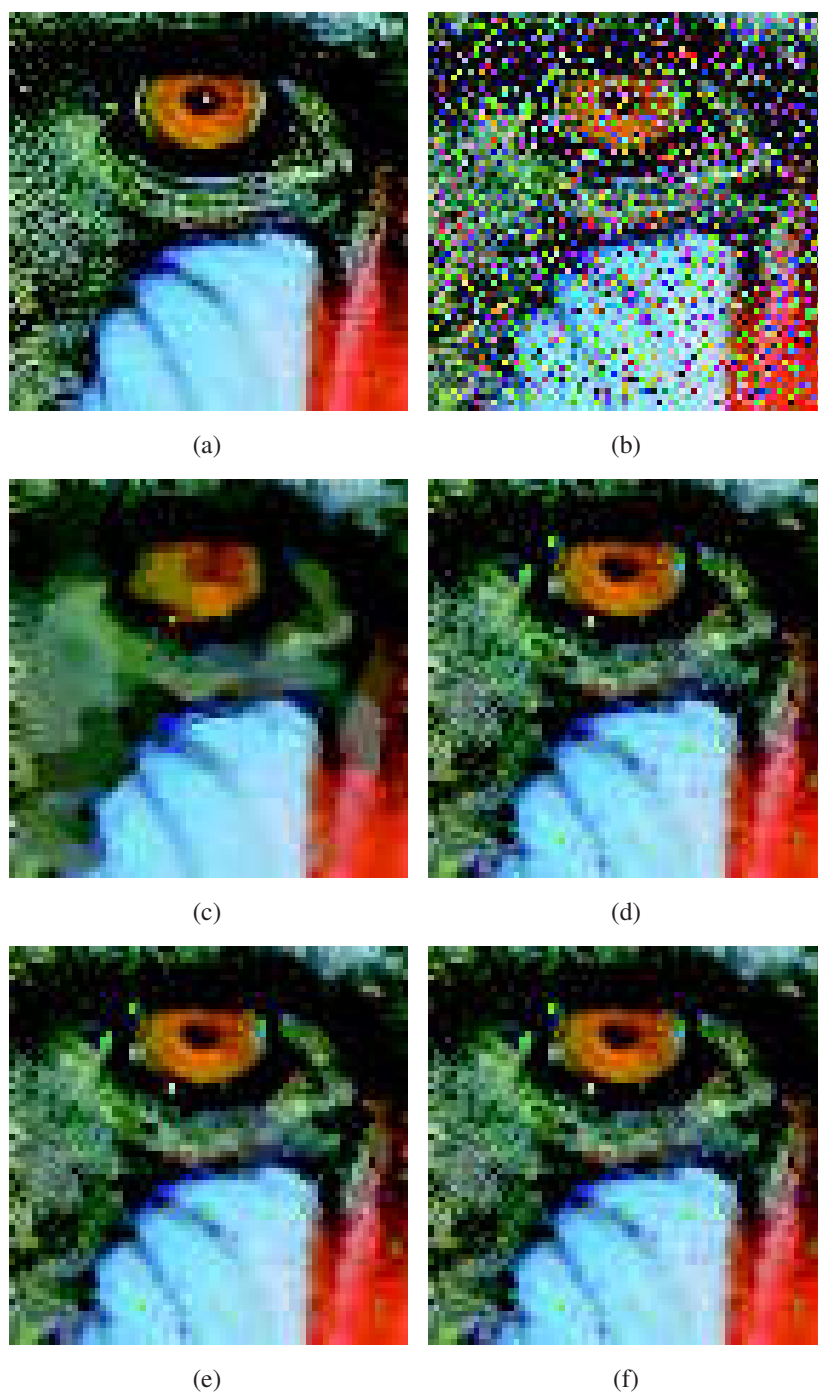


Figura 2.7: Imatges d'eixida: (a) Detall de la imatge *Baboon* original, (b) Detall de la imatge *Baboon* contaminada amb un 30% de soroll impulsiu de valor uniforme, (c) Detall de la imatge filtrada amb el *Vector Median Filter*, (d) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* per als valors òptims  $K_1 = 49$  i  $K_2 = 175$ , (e) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* per als valors  $K_1$  i  $K_2$  en funció del soroll, (f) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* per als valors robustos de  $K_1$  i  $K_2$  proposats.

Figura 2.8 podem observar aquesta imatge i el corresponent detall que s'ha filtrat.

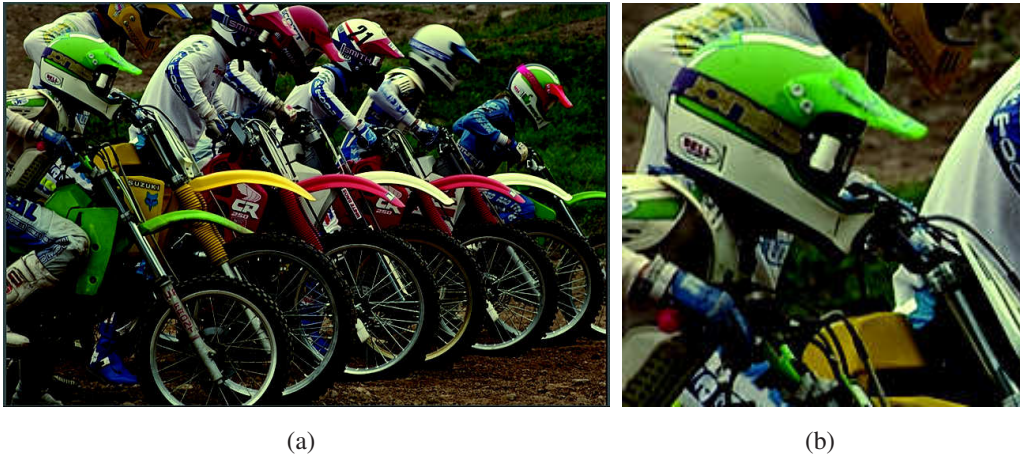


Figura 2.8: (a) Imatge *Motorbikes* i (b) Detall de *Motorbikes*.

A la Taula 2.7 es mostren els resultats numèrics en termes de PSNR per al detall de la imatge *Motorbikes*.

Tipus de soroll	% de soroll	$GVMF_2$	$GVMF_3$	$VMF$
Fix	5%	31.07	31.61	25.64
	10%	29.06	29.64	25.45
	15%	28.29	28.51	25.25
	20%	27.5	27.28	25.15
	25%	27.11	26.51	24.89
	30%	26.5	25.62	24.67
Uniforme	5%	31.87	31.73	25.29
	10%	29.63	29.72	24.6
	15%	28.13	28.17	24.14
	20%	26.78	26.76	23.36
	25%	25.65	25.61	22.79
	30%	24.02	24.03	21.92

Taula 2.7: Valors de PSNR obtinguts amb el filtratge del detall de la imatge *Motorbikes* utilitzant valors robustos per la recta de regressió ( $GVMF_2$ ) i valors robustos globals ( $GVMF_3$ ).

A les Figures 2.9 i 2.10 s'observa la comparativa visual entre ambdós filtres per a un 5% de soroll impulsiu de valor fix i de valor uniforme.



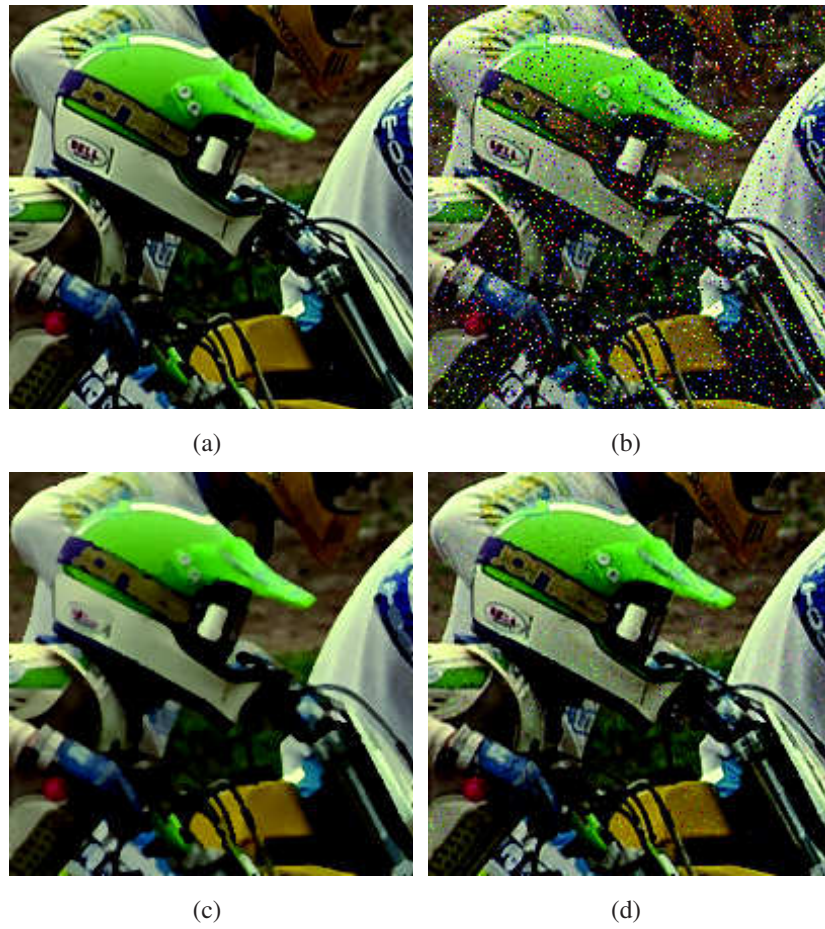


Figura 2.9: Imatges d'eixida: (a) Detall de la imatge *Motorbikes* original, (b) Detall de la imatge *Motorbikes* contaminada amb un 15% de soroll impulsiu de valor fix, (c) Detall de la imatge filtrada amb el *Vector Median Filter*, (d) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* amb valors robustos globals dels paràmetres  $K_i$ .

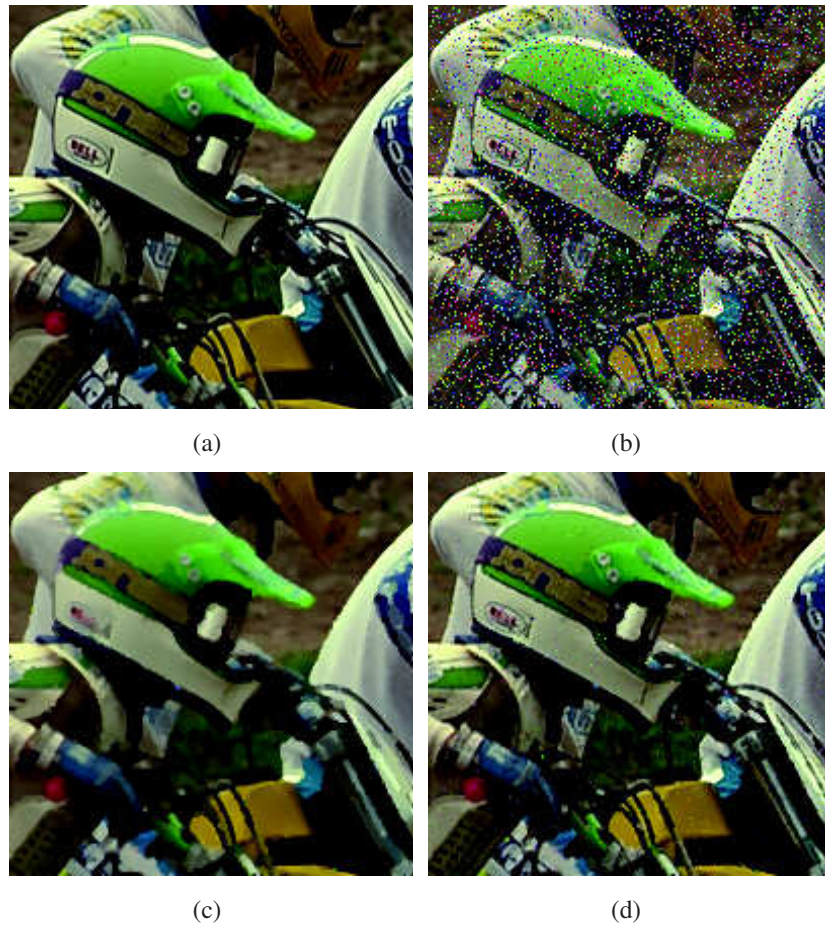


Figura 2.10: Imatges d'eixida: (a) Detall de la imatge *Motorbikes* original, (b) Detall de la imatge *Motorbikes* contaminada amb un 15% de soroll impulsiu de valor uniforme, (c) Detall de la imatge filtrada amb el *Vector Median Filter*, (d) Detall de la imatge filtrada amb el *Graded Vector Median Filter* amb valors robustos globals dels paràmetres  $K_i$ .

## 2.5 Estudi del cost computacional

En aquesta secció farem un estudi de comparació del cost computacional del GVMF front al VMF. Com que l'operació amb més demanda computacional és el càlcul de distàncies entre vectors de color, compararem la mitjana del nombre de distàncies calculades a ambdós algoritmes quan es processa una imatge de grandària  $N_1 \times N_2$ .

Siga  $\eta$  el nombre de píxels veïns al píxel central de la finestra de filtratge que notarem  $W$  (en el cas d'una finestra de grandària  $n \times n$  tindrem  $\eta = n^2 - 1$  i al nostre cas hem pres  $n = 3$  per treballar amb finestres  $3 \times 3$  on  $\eta = 8$ ).

En el cas del *Vector Median Filter*, per a realitzar el filtratge de cada píxel, ha de determinar totes les distàncies possibles entre dos vectors de color qualssevol de la finestra cosa que implica un càlcul total de  $\binom{\eta+1}{2}$  distàncies en cadascuna de les finestres de la imatge.

En el cas del filtre que nosaltres proposem, en primer lloc, determinarem la mitjana del nombre de distàncies que necessitem calcular per a diagnosticar si un píxel es declara com a lliure de soroll (és a dir  $ROD_3 \leq K_1$ ) o, en canvi, és susceptible de ser corrupte i, per tant, caldrà realitzar el posterior filtratge. Siguen  $r$  i  $q$  les probabilitats de diagnosticar un cert píxel  $x_i$  de la imatge com a lliure de soroll (és a dir que  $ROD_3(x_i) \leq K_1$ ) en el cas que  $x_i$  siga realment lliure de soroll o corrupte, respectivament. Aquestes probabilitat depenen de l'estructura i característiques de cada imatge, de la intensitat de soroll i també del valor  $K_1$ . Cal notar que  $r < 1 - p$ .

D'una banda, en el cas que el píxel  $x_i$  siga diagnosticat com a lliure de soroll, haurem necessitat un total de  $\eta$  distàncies i no caldrà calcular-ne més perquè aquest píxel romandrà sense canvis al filtratge. D'altra banda, en el cas en que el píxel  $x_i$  no siga diagnosticat com a lliure de soroll (corrupte o indeterminat) necessitarem completar el total de  $\binom{\eta+1}{2}$  distàncies per a determinar el seu substitut al filtratge (tant al cas  $K_1 \leq ROD_3(x_i) \leq K_2$  en què farem la mitjana ponderada entre el propi píxel  $x_i$  i l'eixida del VMF com al cas  $ROD_3(x_i) \geq K_2$  en què substituïrem el píxel  $x_i$  per l'eixida del VMF).

Suposem, doncs, que el píxel  $x_i$  és lliure de soroll. Aleshores, la probabilitat que siguem necessàries  $\eta$  distàncies per a filtrar aquest píxel és

$$P(\eta) = (1 - p) \cdot r + p \cdot q$$

i la probabilitat que siguem necessàries  $\binom{\eta+1}{2}$  distàncies al procés del seu filtratge és

$$P\left(\binom{\eta+1}{2}\right) = (1 - p) \cdot (1 - r) + p \cdot (1 - q)$$

(Observem que la suma de les dues probabilitats és 1).

En conseqüència, la mitjana del nombre de distàncies que es necessitaran per a diagnosticar el píxel central  $x_i$  vindrà determinada per l'expressió

$$s(p) = \eta \cdot P(\eta) + \binom{\eta + 1}{2} \cdot P\left(\binom{\eta + 1}{2}\right)$$

Per tal d'estimar els valors  $r$  i  $q$  corresponents al *Graded Vector Median Filter*, hem determinat els percentatges corresponents a cadascuna de les nostres experimentacions i els valors obtinguts es mostren a les Taules 2.8 i 2.9.

<b>Valors de <math>r</math> i <math>q</math> obtinguts per a soroll impulsiu de valor fix</b>			
Imatge	% soroll (fix)	$r$	$q$
Baboon	5%	0.861	0.072
	10%	0.747	0.038
	15%	0.679	0.019
	20%	0.585	0.007
	25%	0.458	0.003
	30%	0.425	0.001
Lena	5%	0.912	0.043
	10%	0.893	0.046
	15%	0.801	0.015
	20%	0.761	0.003
	25%	0.692	0.002
	30%	0.652	0.002
Parrots	5%	0.812	0.027
	10%	0.690	0.015
	15%	0.675	0.012
	20%	0.662	0.012
	25%	0.639	0.008
	30%	0.636	0.013
Pills	5%	0.905	0.092
	10%	0.854	0.027
	15%	0.699	0.012
	20%	0.664	0.007
	25%	0.669	0.003
	30%	0.642	0.002

Taula 2.8: Valors de  $r$  i  $q$  obtinguts en cada imatge per als diferents nivells de soroll impulsiu de valor fix.

En conseqüència, si prenem com a estimadors de les corresponents probabilitats  $r$  i  $q$  les mitjanes aritmètiques de tots els valors obtinguts, obtenim  $r = 0.78$  i  $q = 0.02$ . Cal fer notar que aquests valors concorden amb els proposats al treball de Smolka i Chydzinski [17]. Per tant, per als valors  $p = 0.1$ ,  $\eta = 8$ ,  $r = 0.78$  i  $q = 0.02$  obtenim una mitjana de 36 distàncies calculades

<b>Valors de <math>r</math> i <math>q</math> obtinguts per a soroll impulsiu de valor uniforme</b>			
<b>Imatge</b>	<b>% soroll (uniforme)</b>	<b><math>r</math></b>	<b><math>q</math></b>
Baboon	5%	0.935	0.044
	10%	0.872	0.040
	15%	0.849	0.023
	20%	0.829	0.028
	25%	0.796	0.022
	30%	0.707	0.011
Lena	5%	0.965	0.013
	10%	0.937	0.023
	15%	0.920	0.011
	20%	0.882	0.009
	25%	0.879	0.009
	30%	0.847	0.013
Parrots	5%	0.918	0.054
	10%	0.864	0.019
	15%	0.824	0.012
	20%	0.794	0.014
	25%	0.757	0.011
	30%	0.603	0.018
Pills	5%	0.932	0.010
	10%	0.928	0.021
	15%	0.903	0.011
	20%	0.875	0.011
	25%	0.833	0.009
	30%	0.756	0.009

Taula 2.9: Valors de  $r$  i  $q$  obtinguts en cada imatge per als diferents nivells de soroll impulsiu de valor uniforme.

per al filtratge d'un píxel al cas del VMF i un valor

$$s(p) = 8 \cdot (0.9 \cdot 0.78 + 0.1 \cdot 0.02) + 36(0.9 \cdot 0.22 + 0.1 \cdot 0.98) = 16.288$$

de mitjana de distàncies calculades per a filtrar un píxel. Els valors anteriors mostren la considerable reducció computacional que podem aconseguir amb el filtre que proposem.

## 2.6 Conclusions i treball futur

En aquest treball s'ha dissenyat un tipus de filtre per a eliminar soroll impulsiu en imatges en color anomenat *Graded Vector Median Filter* (GVMF), que es pot considerar com una variant del conegut *Vector Median Filter* (VMF). Aquest filtre aplica sobre cada píxel  $\mathbf{F}_0$  el VMF o el deixa inalterat segons siga diagnosticat com a corrupte o lliure de soroll, respectivament. Per a la resta de píxels, que podem classificar com a indeterminats, el filtre els hi aplica un poderació de la forma

$$\alpha \mathbf{F}_0 + (1 - \alpha) \text{VMF}(\mathbf{F}_0)$$

Atenent els valors de qualitat del filtratge segons la mesura *PSNR* podem afirmar que el mètode es comporta millor que el VMF.

D'altra banda, perquè el filtre *GVMF* pugui resultar competitiu amb altres tipus de filtratge més recents, el treball haurà de prosseguir amb els següents aspectes:

- Estudi del mateix filtre aplicat a finestres  $5 \times 5$  i  $7 \times 7$ : Això pot resultar interessant per al cas d'imatges amb nivell de soroll superior al 40% o imatges a més resolució que les presentades en l'experimentació.
- Estudi del mateix filtre aplicat a finestres de grandària variable que s'adaptin a les característiques pròpies de la imatge i la possibilitat d'implementar una versió iterativa del filtre en el sentit de filtrar diverses vegades successives una mateixa imatge filtrada prèviament.
- Estudi basat en l'estadístic *mROD* que considera la suma de distàncies entre els píxels  $\mathbf{F}_i$  de la finestra  $W$  i el central  $\mathbf{F}_0$ : Això permetrà que el valor del paràmetre  $\alpha$  no tinga en compte solament la tercera distància més pròxima a  $\mathbf{F}_0$ .
- Estudi que reemplace la mètrica  $L_1$  per la  $L_\infty$ : La mètrica  $L_\infty$  és més sensible que  $L_1$  per determinar el soroll impulsiu en una única component. No obstant això, la fa menys adequada per observar la similitud entre píxels.
- Repetir l'estudi dels paràmetres  $K_1$  i  $K_2$  atenent a altres mesures de qualitat.
- Repetir l'estudi dels paràmetres  $K_1$  i  $K_2$  utilitzant una relació no lineal entre  $\alpha$  i  $\text{ROD}_m$  (per exemple, una funció de tipus exponencial).

- Ús de mètriques fuzzy: Atenent al fet que el paràmetre  $\alpha$  està contingut a l'interval  $[0, 1]$ , podria resultat més convenient l'ús d'alguna mètrica fuzzy que s'involucrara al mètode per a determinar el valor  $\alpha$ . En aquest sentit, la mètrica fuzzy  $M_q$  definida a l'equació 1.6 té el desavantatge de ser *dràstica* a l'hora d'avaluar la similitud entre dos píxels ja que un valor extrem en només una component d'un dels dos píxels farà que el producte de tots siga molt xicotet (i, en conseqüència, es consideren píxels amb baixa similitud). Per tal de corregir aquest inconvenient podem presentar una nova mesura que d'alguna manera estude la similitud entre dos píxels amb la mateixa filosofia que la mètrica del quocient però que no resulte tant dràstica a l'hora d'agrupar les tres components. Per això proposem la següent funció:

$$M_1(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\sum_{i=1}^3 \min\{x_i, y_i\}}{\sum_{i=1}^3 \max\{x_i, y_i\}}$$

Aquesta funció sembla que pot comparar la similitud entre píxels amb una millor sensibilitat real però té l'inconvenient que encara no podem garantir que compleisca les condicions per ser una mètrica fuzzy. No obstant, com a mesura de similitud sembla que pot tindre molt d'interés per al filtratge d'imatges en color.

- Finalment, si volem crear un filtre encara més eficient computacionalment, una variant del nostre *GVMF* consistiria en declarar com a píxels lliures de soroll, quan corresponga, al central  $\mathbf{F}_0$  i als  $m$  més pròxims que han servit per diagnosticar  $\mathbf{F}_0$  com lliure de soroll.





# Bibliografia

- [1] K. N. Plataniotis, A. N. Venetsanopoulos, *Color Image Processing and Applications*. Springer, Berlin, (2000).
- [2] S. Morillas, V. Gregori, A. Sapena, J- Camarena, B. Roig, *Impulsive Noise Filters for Colour Images*, in: *Color Image and Video Enhancement*, Celebi, Lecca, Smolka Eds. Springer (2015).
- [3] P.S. Hiremath, P.T. Akkasaligar, S. Badiger, *Speckle Noise Reduction in Medical Ultrasound Images*, in: *Advancements and breakthroughs in ultrasound imaging*, Gunti Gunarathne Editor, (2013).
- [4] ADOBE: Photoshop. Modos de color.  
<https://helpx.adobe.com/es/photoshop/using/color-modes.html>
- [5] M.Hassan, C. Bhagvati, *Structural Similarity Measure for Color Images*, *International Journal of Computer Applications* **43** pp. 7-12 (2012).
- [6] A. George and P. Veeramani, *On Some results in fuzzy metric spaces*, *Fuzzy Sets and Systems*, **64** (3) pp. 395-399 (1994).
- [7] V. Gregori, S. Romaguera, *Characterizing completable fuzzy metric spaces*, *Fuzzy Sets and Systems* **144** (3) pp. 411-420 (2004).
- [8] JG. Camarena, V. Gregori, S. Morillas, A. Sapena, *Fast detection and removal of impulsive noise using peer groups and fuzzy metrics*, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, **19** (1) pp. 20–29 (2008).
- [9] S. Morillas, V. Gregori, G. Peris-Fajarnés, P. Latorre, *A new vector median filter based on fuzzy metrics*, *Lecture Notes in Computer Science (ICIAI 2005)* **3656** pp. 81-90 (2005).
- [10] S. Morillas, V. Gregori, G. Peris-Fajarnés, P. Latorre, *A fast impulsive noise color image filter using fuzzy metrics*, *Real-Time Imaging* **11** (5-6) pp. 417-428 (2005).
- [11] S. Morillas, V. Gregori, G. Peris-Fajarnés, A. Sapena, *New Adaptive Vector Filter Using Fuzzy Metrics*, *Journal of Electronic Imaging* **16** (3) pp. 033007:1-15 (2007).

- 
- [12] S. Morillas, V. Gregori, G. Peris-Fajarnes, A. Sapena, *Local Self-Adaptive Fuzzy Filter for Impulsive Noise Removal in Color Images*, Signal Processing **88** (2) pp.390-398 (2008).
- [13] MathWorks: <http://www.mathworks.com>
- [14] J. Astola, P. Haavisto, Y. Neuvo, *Vector Median Filters*. In: Proc. IEEE **78** (4) pp. 78-689 (1990).
- [15] P.E. Trahanias, A.N. Venetsanopoulos, *Vector Directional Filters: A New Class of Multichannel Image Processing Filters*, IEEE Transactions on Image Processing **2** (4), pp. 528-534 (1993).
- [16] D.G. Karakos, P.E. Trahanias, *Generalized Multichannel Image Filtering Structures*, IEEE Transactions on Image Processing **6** (7), pp. 1038-1045 (1997).
- [17] B. Smolka, A. Chydzinski, *Fast detection and impulsive noise removal in color images*, Real-Time Imaging **11** (5-6), pp. 389-402 (2005).
- [18] S. Morillas, V. Gregori, G. Peris-Fajarnés, *Isolating impulsive noise pixels in color images by peer group techniques*, Computer Vision and Image Understanding **110** (1) pp. 102-116 (2008).
- [19] R. Garnett, T. Huegerich, C.Chui, W. He, *A universal noise removal algorithm with an impulse detector*, IEEE Trans. Image Process. **14** (11) pp. 1747-1754 (2005).
- [20] B. Smolka, K.N. Plataniotis, A. Chydzinski, M. Szczepanski, A.N Venetsanopoulos, K. Wojciechowski, *Self-adaptive algorithm of impulsive noise reduction in color image*, Pattern Recognition Letters **35** (8) pp. 1771-1784 (2002).