

Metode de prelucrare digitală a imaginilor video

Teză destinată obținerii
titlului științific de doctor inginer
la
Universitatea "Politehnica" din Timișoara
în domeniul **Inginerie Electronică și
Telecomunicații**
de către

Ing. Ionut Alexandru Mirel

Conducător științific:	Prof.univ.dr.ing. Virgil Tiponuç
Referenți științifici:	Prof.univ.dr. ing. Liviu Goraș Prof.univ.dr. ing. Gavril Toderean Prof.univ.dr. ing. Corneliu Toma

Ziua susținerii tezei:	12 iulie 2013
------------------------	---------------

Seriile Teze de doctorat ale UPT sunt:

- | | |
|---|--|
| 1. Automatică | 8. Inginerie Industrială |
| 2. Chimie | 9. Inginerie Mecanică |
| 3. Energetică | 10. Inginerie Mecanică |
| 4. Ingineria Chimică | 11. Știința și Ingineria Materialelor |
| 5. Inginerie Civilă | 12. Ingineria sistemelor |
| 6. Inginerie Electrică | 13. Ingineria energetică |
| 7. Inginerie Electronică și Telecomunicații | 14. Calculatoare și tehnologia informației |

Universitatea „Politehnica” din Timișoara a inițiat seriile de mai sus în scopul diseminării expertizei, cunoștințelor și rezultatelor cercetărilor întreprinse în cadrul școlii doctorale a universității. Seriile conțin, potrivit H.B.Ex.S Nr. 14 / 14.07.2006, tezele de doctorat susținute în universitate începând cu 1 octombrie 2006.

Copyright © Editura Politehnica – Timișoara, 2006

Această publicație este supusă prevederilor legii dreptului de autor. Multiplicarea acestei publicații, în mod integral sau în parte, traducerea, tipărirea, reutilizarea ilustrațiilor, expunerea, radiodifuzarea, reproducerea pe microfilme sau în orice altă formă este permisă numai cu respectarea prevederilor Legii române a dreptului de autor în vigoare și permisiunea pentru utilizare obținută în scris din partea Universității „Politehnica” din Timișoara. Toate încălcările acestor drepturi vor fi penalizate potrivit Legii române a drepturilor de autor.

România, 300159 Timișoara, Bd. Republicii 9,
tel. 0256 403823, fax. 0256 403221
e-mail: editura@edipol.upt.ro

Cuvânt înainte

Teza de doctorat a fost elaborată pe parcursul activității mele în cadrul Departamentului de Electronică și Comunicații al Universității „Politehnica” din Timișoara și ca urmare a activității de cercetare efectuată în câteva firme de prestigiu din străinătate, din domeniul prelucrării imaginilor pentru industria de receptoare de televiziune digitală..

Mulțumiri deosebite se cuvin membrilor comisiei: **prof.univ.dr.ing. Liviu Goraș**, **prof.univ.dr. ing. Gavril Todorean și prof.univ.dr.ing. Corneliu Toma** pentru onoarea acordată de a fi referenți ai acestei lucrări și pentru observațiile și sugestiile făcute care au contribuit esențial la îmbunătățirea substanțială a lucrării

Mulțumiri cu totul deosebite se cuvin conducătorului de doctorat, **prof.dr.ing. Virgil Tiponuț**, pentru încrederea și răbdarea infinită acordate încă din primul an de facultate. Am avut șansa unică de a mă forma profesional și ca persoană sub îndrumarea dânsului. Pasiunea pentru domeniul prelucrării imaginilor o datorez sutelor de ore petrecute în laborator sub atenta îndrumare a domnului profesor Tiponuț. Nenumăratele sale exemple de profunzime, pedanterie și excelență profesională mi-au ghidat în mod determinant eforturile academice și deciziile profesionale de-a lungul carierei.

Dedicații

Dedic această lucrare părinților mei, cărora le datorez tot ceea ce sunt. Consider această lucrare ca un omagiu adus Mamei și Tatălui meu, ca o împlinire a unei promisiuni făcute LOR cu ani în urmă. Mă simt onorat de șansa de a-i fi avut ca modele de viață, conduită, moralitate și rafinament intelectual. Nu voi putea vreodată să le mulțumesc îndeajuns pentru încrederea nelimitată, pentru răbdarea și dragostea cu care au sădit în mine dorința de excelență. Lecțiile lor profunde dar discrete de perseverență, dragoste, devotament și patriotism mi-au călăuzit pașii de-a lungul anilor.

Totodată, dedic această lucrare soției mele, fără de a cărei susținere continuă, această lucrare nu s-ar fi putut realiza. Îi mulțumesc pentru încrederea și dragostea oferite pe parcursul anilor.

Și nu în ultimul rând, dedic această lucrare dragilor mei copii, Oana și Vlad, pentru dragostea necondiționată pe care mi-au acordat-o zi de zi. Lor le datorez energia și puterea de a persevera în tot ceea ce mi-am propus. Sper ca această lucrare să le fie un imbold spre excelență și în a depăși performanțe părinților și bunicilor lor.

Timișoara, 12 iulie, 2013

Ionut Alexandru Mirel

Ionut-Alexandru, Mirel

Metode de prelucrare digitală a imaginilor video

Teze de doctorat ale UPT, Seria X, Nr. YY, Editura Politehnica, 2013, 213 pagini, 177 figuri, 23 tabele.

ISSN:

ISBN:

Cuvinte cheie: **prelucrarea imaginilor, televiziune digitală, sisteme de procesare a imaginilor, ASIC, SoC, reducerea zgomotelor, scalarea imaginilor, accelerarea tranzițiilor, izotropie, super-rezoluție**

Rezumatul tezei Lucrarea prezintă într-o manieră unitară procesările spațiale majore ale unui lanț de prelucrare video, oferind soluții de procesare paralelă eficiente, care să permită migrarea acestora de pe platformele SoC din receptoare de TVD în platformele mobile.

Cercetarea s-a concentrat pe reducerea spațială a zgomotelor, rescalarea imaginilor, accentuarea fronturilor, procesarea culorilor, precum și pe tehnici de super-rezoluție spațială. Pentru toate aceste funcționalități s-au propus soluții personale cu o calitate îmbunătățită a procesării, care să permită realizarea unor structuri de procesare paralelă a imaginilor. Algoritmii prezentați au fost implementați pe platforme concrete de SoC produse în serie mare.

CUPRINS

CUPRINS	4
Lista de tabele.....	11
Lista de figuri.....	11
1. INTRODUCERE.....	16
Cuvânt înainte.....	16
1.1. Generalități privind stadiul tehnologic actual.....	16
1.2. Structura generală a unui receptor de televiziune digitală.....	18
Structura tipică a unui procesor video implementat în receptoare de TVD ..	19
1.3. Motivația cercetării.....	22
Scopul cercetării.....	22
1.4. Structura lucrării.....	25
Capitolul 2.....	25
Capitolul 3.....	25
Capitolul 4.....	26
Capitolul 5.....	26
Capitolul 6.....	27
Anexe și referințe bibliografice.....	27
2. REDUCEREA ZGOMOTELOR.....	28
2.1. Noțiuni generale.....	28
Scopul cercetării.....	29
2.2. Clasificarea și caracteristicile zgomotelor.....	29
2.2.1. Zgomotul analogic (Gaussian).....	29
2.2.2. Zgomotele digitale (de compresie).....	30
Zgomotul Mosquito.....	30
Zgomotul de blocuri de cuantizare.....	31
2.3. Măsurarea zgomotului analogic.....	33
2.3.1. Stadiul actual.....	33
Alegerea dimensiunilor regiunii de căutare.....	36
Creșterea distribuției de măsurare.....	36
Ponderarea nivelului de zgomot.....	36
Filtrarea IIR.....	37
Măsurarea zgomotelor în cazul schimbării de scenă.....	38
2.3.2. Structura algoritmului de măsurare a zgomotului analogic.....	38

2.4.	Filtrarea zgomotului analogic	41
	Stadiul actual	41
2.4.1.	Algoritmul de atenuare a zgomotului analogic	41
	Filtrarea mediană cu clasificator	42
	Selecția filtrelor mediane	43
2.4.2.	Structura algoritmului de filtrare spațială a zgomotului analogic	45
2.5.	Filtrarea zgomotelor digitale	46
2.5.1.	Stadiul actual	46
2.5.2.	Algoritmul de filtrare a zgomotelor Mosquito (ARZM)	47
	Analiza structurii zgomotelor Mosquito	47
2.5.3.	Detecția regiunilor cu risc de zgomot Mosquito	49
	Detectorul SUSAN	49
	Evaluarea detectorului ILOG	54
	Răspunsul detectorului ILOG	54
	Filtrarea mediană și alegerea dimensiunilor optime de filtrare	55
	Alegerea valorilor pentru pragul geometric Tg	57
2.5.4.	Filtrarea zgomotelor Mosquito	59
2.5.5.	Arhitectura blocului de filtrare a zgomotului Mosquito	63
2.5.6.	Filtrarea zgomotelor de blocuri	64
2.6.	Filtrarea zgomotelor de compresie în prezența zgomotului gaussian	65
	Structura blocului de filtrare a zgomotelor	67
2.7.	Evaluarea algoritmilor de reducere a zgomotelor	68
3.	RESCALAREA IMAGINILOR	72
3.1.	Noțiuni generale	72
3.2.	Stadiul actual	73
	Filtrarea polifazică	73
	Reducerea riplurilor	73
	Distorsiunile tipice de scalare polifazică	74
3.3.	Structura polifazică	76
	Structura de scalare polifazică bidimensională separabilă	78
3.4.	Algoritmul de sinteză a filtrelor polifazice	81
	Etapile de proiectare a filtrelor digitale	81
3.4.1.	Specificațiile filtrului	82
3.4.2.	Specificațiile caracteristicilor de filtrare în domeniul frecvență	83
	Factorul de scalare	84

Interferența dintre pixeli.....	85
Specificația benzii de trecere.....	86
Specificația benzii de tranziție	86
Specificația benzii de oprire	86
Minimizarea aliasingului.....	87
3.4.3. Specificațiile caracteristicilor de filtrare în domeniul spațial	88
Controlul monotoniei funcției de răspuns la impuls.....	89
Minimizarea riplurilor laterale	91
Normalizarea răspunsului la impuls	91
3.4.4. Specificarea funcției de cost globale.....	92
3.4.5. Parametrii de sinteză ai filtrelor polifazice	93
3.4.6. Cuantizarea coeficienților de filtrare	94
3.5. Algoritmul de reducere a riplurilor	99
3.5.1. Considerații generale	99
3.5.2. Descrierea algoritmului de reducere a riplurilor	101
4. ACCELERAREA TRANZIȚIILOR DE LUMINANȚĂ	105
4.1. Introducere	105
4.2. Stadiul actual.....	106
Scopul cercetării.....	109
4.3. Cerințe ale procesării <i>ACF</i> de luminanță	111
Extragerea muchiilor.....	111
Controlul supracreșterilor	111
Imunitatea la zgomote	112
Răspunsul în frecvență	113
Abilitatea de modificare a tranzițiilor lente (LTI, CTI).....	113
Netezirea tranzițiilor.....	113
Controlul adaptiv al amplificării	113
4.4. Amplasarea algoritmului <i>ACFL</i>	115
Amplasarea <i>ACFL</i> înaintea procesului de scalare	115
Amplasarea <i>ACF</i> în cadrul procesului de scalare.....	116
Amplasarea <i>ACFL</i> după procesul de scalare	118
4.5. Izotropia imaginilor	119
Apariția aliasingului în contextul <i>ACF</i>	119
Accelerarea izotropică a tranzițiilor	120

Relația căldurii și operatorul $\mathcal{S}OC$	121
4.6. Extragerea muchiilor cu operatorul $\mathcal{S}OC$	123
4.6.1. Structura operatorului $\mathcal{S}OC$	123
Sinteza filtrelor de diferențiere - Operatorul DOG neizotropic	124
Sinteza filtrelor de diferențiere - Operatorul DOG izotropic.....	125
Sinteza filtrelor de diferențiere - Operatorul LOG (izotropic)	125
Forma finală a operatorului $\mathcal{S}OC$ modificat	127
4.6.2. Structura de bază a algoritmului <i>ACFL</i> cu operator $\mathcal{S}OC$ modificat.	127
4.6.3. Evaluarea operatorului $\mathcal{S}OC$ modificat	128
Extragerea izotropică a muchiilor.....	128
Controlul supracreșterilor	129
Amplificarea zgomotelor	131
Răspunsul în frecvență	131
Abilitatea de modificare a tranzițiilor lente (LTI, CTI).....	132
Controlul amplificării funcție de conținutul de luminanță și de culoare.....	132
4.6.4. Extragerea muchiilor pe benzi de frecvență.....	135
Extragerea izotropică a muchiilor pe benzi de frecvență.....	135
Re-eșantionarea benzilor de frecvență.....	135
4.7. Amplificarea tranzițiilor de luminanță	136
4.7.1. Controlul adaptiv al amplificării funcție de amplitudinea muchiilor.	136
Exemplu de curbă de corecție.....	137
Controlul adaptiv al amplificării funcție de nivelul de luminanță	138
Curbă de corecție a amplificării funcție de nivelul de luminanță	138
Suprafața de corecție a amplificării muchiilor	139
4.7.2. Calculul factorilor de amplificare adaptivă.....	139
Controlul global al amplificării	140
Structura blocului de control adaptiv al amplificării muchiilor.....	140
Structura ACF cu control adaptiv al amplificării muchiilor	141
Rezultate experimentale	141
4.8. Separarea detaliilor	144
Algoritmul de separare a detaliilor	144
Structura blocului de separare a muchiilor și a detaliilor	146
Rezultate experimentale	146
4.9. Controlul supracreșterilor	149

Structura blocului de control al supracreșterilor	150
4.10. Structura ACFL finală	151
Rezultate experimentale	152
5. PROCESĂRI SUPLIMENTARE.....	155
5.1. Introducere	155
5.2. Amplificarea tranzițiilor de cromaticitate în paralel cu corecția culorilor ...	157
5.2.1. Algoritm de corecție a regiunilor de culoare.....	157
Localizarea regiunilor de culoare - regiunile de culoare a pielii (CAP)	157
Metode de corecție a regiunilor CAP	158
Algoritm de CAP.....	159
Detectia regiunii de culoare.....	159
Interpolarea curbei de corecție	161
Abordarea variațională	161
Implementarea curbei de corecție.....	162
Structura algoritmului de corecție a CAP	163
Rezultatele experimentale.....	164
5.2.2. Algoritm de corecție a tranzițiilor de luminanță pe baza informației de culoare (ACFLC).....	165
Rezultate experimentale	167
5.2.3. Algoritm de corecție a tranzițiilor de culoare (ACFC) fără informație de luminanță	170
Rezultate experimentale	172
5.2.4. Structura ACF finală.....	174
5.3. Super-rezoluția	175
5.3.1. Introducere	175
Metodele de super-rezoluție temporală (SRT).....	176
Metodele de super-rezoluție bazată pe exemple (SRE)	178
Metodele combinate de super-rezoluție (SRT + SRE).....	178
Metodele de super-rezoluție spațială (SRS)	179
5.3.2. Super-rezoluția spațială	180
Scopul cercetării	180
Prezentare generală.....	180
Modelul de împrăștiere și procesul de deconvoluție	181
Deconvoluția în domeniul frecvență.....	182
Deconvoluția în domeniul spațial	183

Algoritmul Lucy-Richardson (ALR).....	183
Demonstrația algoritmului ALR	185
Structura etajului de deconvoluție.....	185
5.4. Algoritmul de super-rezoluție spațială (SRS).....	186
5.4.1. Expresia variațională a procesului de deconvoluție	186
5.4.2. Caracteristicile de super-rezoluție ale algoritmului <i>SRS</i>	188
5.4.3. Termenul de regularizare.....	189
Structura blocului de regularizare	190
Relația finală a procesului de deconvoluție	191
5.4.4. Accelerarea procesului de deconvoluție – extragerea <i>FDI</i>	192
Estimarea <i>FDI</i>	192
Accelerarea convergenței.....	193
Bancurile de filtrare	193
Selecția filtrelor candidat din <i>AMR</i>	194
Structura algoritmului de accelerare a procesului de deconvoluție.....	196
5.4.5. Structura algoritmului de <i>SRS</i>	196
Rezultate experimentale	197
5.5. Controlul amplificării zgomotelor	200
Scopul cercetării	200
Considerații generale	201
Stadiul actual	202
Structura de control a amplificării zgomotelor	203
Măsurarea locală a zgomotelor analogice	203
Măsurarea locală a zgomotelor digitale	205
Integrarea măsurătorilor de zgomote în structurile de <i>ACF</i> și <i>SRS</i>	205
Rezultate experimentale	206
6. CONCLUZII ȘI CONTRIBUȚII PERSONALE	210
7. ANEXA 1	215
Interferența dintre pixeli.....	215
Specificația benzii de trecere.....	215
Specificația benzii de tranziție	215
Specificația benzii de oprire	216
Minimizarea aliasingului.....	216
Controlul monotoniei funcției de răspuns la impuls.....	217

	Minimizarea riplurilor laterale	218
	Normalizarea răspunsului la impuls	218
	Coefficienți de filtrare cuantizați (filtrul 11 și 12)	219
8.	ANEXA 2	221
	Filtrele de separare în benzi de frecvență fără re-eșantionare.....	221
	Filtrele de separare în benzi de frecvență cu re-eșantionare	221
	Coefficienții de corecție pentru regiunile de culoare a pielii.....	222
9.	ANEXA 3	223
	Demonstrația algoritmului ALR	223
	Extragerea termenului de corecție	224
	Prezentarea algoritmului de super-rezoluție spațială la târgul de bunuri electronice de consum IFA, Berlin 2010	224
	Coefficienții AMR.....	225
	Coefficienții FDI.....	226
	BIBLIOGRAFIE	227

Lista de tabele

Tabelul 3-1 Răspunsul la impuls pentru filtru polifazic de ordinul 4 cu 8 faze, cuantizat cu 9 biți.....	90
Tabelul 3-2 Valori optime pentru λ_k funcție de poziția lobilor laterali.....	91
Tabelul 3-3 Valori de ponderare pentru filtre polifazice de ordinul 6 și 64 de faze..	93
Tabelul 3-4 Faza mijlocie (33) a filtrului 12	101
Tabelul 7-1 Coeficienții cuantizați pentru 33 de faze ale filtrului 11 (ordinul 6 cu 64 faze).....	219
Tabelul 7-2 Coeficienții cuantizați pentru 33 de faze ale filtrului 12 (ordinul 6 cu 64 faze).....	220
Tabelul 8-1 Coeficienții filtrului bidimensional trece-jos.....	221
Tabelul 8-2 Coeficienții filtrului bidimensional trece-bandă	221
Tabelul 8-3 Coeficienții filtrului bidimensional trece-sus	221
Tabelul 8-4 Coeficienții filtrului bidimensional trece-jos de ordin 11x11.....	221
Tabelul 8-5 Coeficienții filtrului bidimensional trece-bandă de ordin 11x11	222
Tabelul 8-6 Coeficienții filtrului bidimensional trece-sus de ordinul 11x11.....	222
Tabelul 8-7 Coeficienții de corecție a regiunilor de culoare de piele (eCAP).....	222
Tabelul 9-1 Coeficienții filtrului 1 de AMR	225
Tabelul 9-2 Coeficienții filtrului 2 de AMR	225
Tabelul 9-3 Coeficienții filtrului 3 de AMR	225
Tabelul 9-4 Coeficienții filtrului 4 de AMR	226
Tabelul 9-5 Coeficienții filtrului 5 de AMR	226
Tabelul 9-6 Coeficienții FDI 1	226
Tabelul 9-7 Coeficienții FDI 2	226
Tabelul 9-8 Coeficienții FDI 3	226
Tabelul 9-9 Coeficienții FDI 4	226
Tabelul 9-10 Coeficienții FDI 5.....	226

Lista de figuri

Fig 1.1 Structura generală a unui receptor de TVD	19
Fig 1.2 Structura teoretic corectă a unui procesor video din cadrul unui receptor de TVD	19
Fig 1.3 Structura tipică a unui procesor video din cadrul unui receptor de TVD	20
Fig 1.4 Structurile de procesare secvențială (a) (clasică) și paralele (b,c) (propușe)	24
Fig 2.1 Exemplu de zgomot gaussian pe imagine monocromă	29
Fig 2.2 Exemplu de zgomot gaussian pe imagine color.....	30
Fig 2.3 Exemplu de zgomote Mosquito pe imagine monocromă	31
Fig 2.4 Exemplu de zgomote Mosquito pe imagine color.....	31
Fig 2.5 Zgomote de blocuri de cuantizare în regiuni fără tranziții.....	32
Fig 2.6 Zgomote de blocuri de cuantizare în regiuni cu textură	32
Fig 2.7 Structura de sistem și amplasarea blocului de măsurare video	33
Fig 2.8 Ponderarea măsurării de zgomot cu valoarea medie de luminanță	37
Fig 2.9 Grila de pixeli pentru fereastra glisantă de SAD de 5x16	38
Fig 2.10 Calculul SAD și a luminanței medii de pixel pe fereastră glisantă	39

Fig 2.11 Structura de măsurare a zgomotului analogic.....	40
Fig 2.12 Structuri de filtre mediane	42
Fig 2.13 Constelația de pixeli din <i>FMC</i>	43
Fig 2.14 Efectele prelucrării cu filtrare <i>FMC</i>	44
Fig 2.15 Structura de filtrare a zgomotului analogic cu <i>FMC</i>	45
Fig 2.16 Localizarea și dimensiunile zgomotelor Mosquito.....	47
Fig 2.17 Structura în tablă-de-șah tipică a pixelilor de zgomot Mosquito	48
Fig 2.18 Algoritm de reducere a zgomotelor Mosquito (<i>ARZM</i>).....	48
Fig 2.19 Evoluția măștii <i>SUSAN</i> de-a lungul unei tranziții treaptă	50
Fig 2.20 Funcția de transfer a măștii gaussiene de similaritate.....	51
Fig 2.21 Masca <i>LoG</i> propusă pentru funcția de similaritate	52
Fig 2.22 Masca <i>ILOG</i> propusă pentru funcția de similaritate	53
Fig 2.23 "Zoneplate" originală (a)/(d), compresată MPEG (b)(e), erori de compresie (c)/(f)	54
Fig 2.24 Răspunsul <i>ILOG</i> nefiltrat.....	55
Fig 2.25 Efectele dimensiunilor filtrului median asupra răspunsului <i>ILOG</i>	56
Fig 2.26 Efectele dimensiunilor de filtrare mediană asupra zgomotelor Mosquito ...	56
Fig 2.27 Efectele pragului geometric asupra valorii de PSNR.....	57
Fig 2.28 Efectul valorilor de prag geometric asupra imaginii	58
Fig 2.29 Caracteristicile filtrelor trece-jos pentru filtrarea zgomotelor Mosquito	60
Fig 2.30 Caracteristicile filtrului trece-jos pentru filtrarea zgomotelor Mosquito	60
Fig 2.31 Filtrul trece-sus: răspunsul în frecvență (a) și răspunsul spațial direcțional (b)	61
Fig 2.32 "Zoneplate" - Rezultatul procesării cu operatorul <i>ILOG</i>	62
Fig 2.33 Arhitectura blocului de filtrare a zgomotelor Mosquito.	63
Fig 2.34 <i>FMC/ARZM</i> . Imaginea diferență dintre intrare și semnalul filtrat	64
Fig 2.35 Comparație între filtrarea mediană cu <i>FMC</i> și filtrarea liniară trece-jos	65
Fig 2.36 Structura blocului de filtrare a zgomotului cu <i>FMC</i>	67
Fig 2.37 Procesarea zgomotelor analogice necompresate cu algoritmul combinat ..	68
Fig 2.38 Procesarea zgomotelor analogice compresate cu algoritmul combinat	69
Fig 2.39 Procesarea zgomotelor analogice compresate cu algoritmul combinat	70
Fig 2.40 Procesarea zgomotelor analogice compresate cu algoritmul combinat	71
Fig 3.1 Riplurile și defectele de aliasing introduse de scalarea liniară polifazică	75
Fig 3.2 Re-șantionarea cu factor fracționar $R=L/M$	77
Fig 3.3 Evoluția spectrelor în decursul procesului de decimare-interpolare.....	77
Fig 3.4 Re-șantionarea cu factor fracționar $R=L/M$	77
Fig 3.5 Mărirea imaginilor: Evoluția eșantioanelor de intrare și de ieșire.....	78
Fig 3.6 Micșorarea imaginilor: Evoluția eșantioanelor de intrare și de ieșire	78
Fig 3.7 Structura de scalare polifazică bidimensională separabilă	79
Fig 3.8 Raspunsul unui filtru polifazic și parametri de proiectare.....	83
Fig 3.9 Specificațiile de răspuns în frecvență	84
Fig 3.10 Distorsiunile de aliasing datorate răspunsului neuniform pe faze.....	87
Fig 3.11 Răspunsul de amplitudine pe faze.....	88
Fig 3.12 Răspunsul la impuls cu doi lobi laterali; neuniformitățile de cuantizare	89
Fig 3.13 Răspunsul la impuls pe faze; poziționarea coeficienților polifazici	90
Fig 3.14 Răspunsul global la impuls; poziționarea coeficienților polifazici.....	90
Fig 3.15 Filtrul 0 sintetizat conform tabelului 3.3	94
Fig 3.16 Efectul cuantizării cu 9 biți asupra caracteristicilor filtrului polifazic	96
Fig 3.17 Rezultatul scalării cu filtre sintetizate	97
Fig 3.18 Rezultatul scalării cu filtre sintetizate	98
Fig 3.19 Filtrul de ordinul 16 din experimentul de atenuare a riplurilor.....	100
Fig 3.20 Răspunsul la semnal treaptă a filtrului 12	100

Fig 3.21	Poziționarea pe suportul spațial al coeficienților de filtrare și a pixelilor .	102
Fig 3.22	Evoluția eșantioanelor pentru semnal treaptă	103
Fig 3.23	Detaliu de imagine pentru atenuarea distorsiunilor de ripluri	103
Fig 3.24	Atenuarea distorsiunilor de ripluri	104
Fig 4.1	Conceptul de accelerare a fronturilor	108
Fig 4.2	Conceptul de accelerare a fronturilor cu operator separabil.....	108
Fig 4.3	Conceptul de accelerare a fronturilor cu operator neseparabil	109
Fig 4.4	ACFL cu extragerea muchiiilor înaintea scalării imaginilor	116
Fig 4.5	Filtre de accentuare a frecvențelor înalte	117
Fig 4.6	Filtre de accentuare a frecvențelor medii	117
Fig 4.7	ACFL cu extragerea muchiiilor simultan cu scalarea imaginilor	118
Fig 4.8	ACFL cu extragerea muchiiilor după scalarea imaginilor	118
Fig 4.9	Evoluția tranzițiilor accelerate în domeniul timp și frecvență	120
Fig 4.10	Limitarea aliasingului cu ferestre circulare pentru semnalul întretesut	120
Fig 4.11	Răspunsul operatorilor ȘOC și laplacian	122
Fig 4.12	Front de ridicare - Răspunsul operatorilor ȘOC și laplacian.....	122
Fig 4.13	Răspunsul operatorilor ȘOC original și ȘOC modificat	124
Fig 4.14	Detaliu - Răspunsul operatorilor ȘOC original și ȘOC modificat	124
Fig 4.15	Filtre DoG, LoG si ȘOC	124
Fig 4.16	Răspunsul filtrului gaussian bidimensional cu $\sigma=1.25$	125
Fig 4.17	Filtrul DoG bidimensional provenit din filtrul gaussian cu $\sigma=1.25$	125
Fig 4.18	Răspunsul filtrului DoG izotropice ca diferență de filtre gaussiene	126
Fig 4.19	Răspunsul unui filtru gaussian bidimensional cu $\sigma=1.25$	126
Fig 4.20	Filtrul LoG bidimensional provenit din filtrul gaussian cu $\sigma=1.25$	126
Fig 4.21	Structura de bază ACFL	127
Fig 4.22	Suportul spațial pentru convoluția cu filtru circular de ordinul 9x9	128
Fig 4.23	ACFL cu transformare ne-izotropică și izotropică.....	129
Fig 4.24	Amplificarea muchiiilor cu operator LoG, ȘOC si combinat (ACFL).....	130
Fig 4.25	Imagine diferență și evoluția muchiiilor pentru linia 169.....	130
Fig 4.26	Amplificarea zgomotelor analogice odată cu amplificarea tranzițiilor.....	131
Fig 4.27	Amplificarea zgomotelor digitale odată cu amplificarea tranzițiilor.....	131
Fig 4.28	Răspunsul în frecvență al operatorului ȘOC.....	132
Fig 4.29	Imagine "Oana și Vlăduț" cu ACFL fără control adaptiv la culoare	133
Fig 4.30	Canalul de luminanță pentru "Oana și Vlăduț" originală și procesată cu ACFL fără control adaptiv la culoare.....	134
Fig 4.31	Detaliu - Imagine "Oana și Vlăduț" originală și procesată cu ACFL fără control adaptiv al culorilor	134
Fig 4.32	Separarea pe benzi de frecvență pe Grila de eșantionare nativ	135
Fig 4.33	Separarea pe benzi de frecvență pe grilă re-eșantionat	136
Fig 4.34	Variația factorului de amplificare funcție de amplitudinea muchiiilor.....	137
Fig 4.35	Exemplu de curbă de mapare pentru control adaptiv al amplificării tranzițiilor funcție de amplitudine	137
Fig 4.36	Variația factorului de amplificare funcție de nivelul de luminanță	138
Fig 4.37	Curbă de corecție a amplificării funcție de nivelul de luminanță	138
Fig 4.38	Suprafața de corecție a ACFL pentru nivel de zgomot coborât, respectiv ridicat	139
Fig 4.39	Blocul de control adaptiv al amplificării muchiiilor	140
Fig 4.40	Structura ACF cu control adaptiv al amplificării muchiiilor.....	141
Fig 4.41	Evaluarea controlului adaptiv pe imaginea "Vlăduț".....	142
Fig 4.42	Evaluarea controlului adaptiv pe imaginea "fragment"	143
Fig 4.43	Separarea de amplitudine a detaliilor și a muchiiilor	145
Fig 4.44	Caracteristica de transfer a funcției LIMSIM	145

Fig 4.45 Variația ponderii de separare a detaliilor cu nivelul tranzițiilor locale	145
Fig 4.46 Structura blocului de separare a muchiilor și a detaliilor	146
Fig 4.47 Extragerea ponderii de separare.....	146
Fig 4.48 Filtrul gaussian de netezire de ordinul 11×11 și $\sigma = 5$	147
Fig 4.49 "fragment1" - Pondere de separare și rezultatul filtrării	147
Fig 4.50 Contrastul local și hărțile de tranziții pentru imaginea "fragment1"	148
Fig 4.51 Semnalul de control al supracreșterilor.....	149
Fig 4.52 Variația supracreșterilor funcție de semnalul de control CS	150
Fig 4.53 Extragerea pragurilor de limitare a supracreșterilor.....	150
Fig 4.54 Structura ACFL finală, cu control adaptiv al amplificării muchiilor și separarea detaliilor.....	151
Fig 4.55 "Monoscope" - pentru trei valori ale semnalului de CS.....	152
Fig 4.56 Evaluarea controlului adaptiv pe imaginea "Față".....	153
Fig 4.57 "Flori de câmp" - procesată fără CS și cu CS	154
Fig 5.1 Structura secvențială (clasică) de procesare a luminanței și a culorilor....	155
Fig 5.2 Structura paralelă de procesare a luminanței și a culorilor	156
Fig 5.3 Reprezentarea CAP în spațiul de culoare UV/IQ	158
Fig 5.4 Extragerea regiunii de culoare	160
Fig 5.5 Curba de corecție de culoare funcție de unghiul de rotație	162
Fig 5.6 Curba de corecție de culoare funcție de valorile unghiului de intrare	163
Fig 5.7 Curba de corecție pe întreg spațiul de culoare funcție de Q.....	163
Fig 5.8 Structura algoritmului de corecție a culorilor.....	164
Fig 5.9 Imaginea "ColorWheel" - Rezultatul procesării cu algoritmul de CAP	164
Fig 5.10 "Oana" - Rezultatul procesării cu algoritmul de CAP	165
Fig 5.11 Nivelul de confidență al regiunii de culoare	166
Fig 5.12 Structura algoritmului de control al amplificării muchiilor pe baza culorilor	167
Fig 5.13 Procesare ACF cu și fără controlul culorilor în regiune facială.....	168
Fig 5.14 Procesare ACF cu și fără controlul culorilor în regiuni albastre și verzi ...	169
Fig 5.15 Structura generică a algoritmului de ACFC separabil	171
Fig 5.16 Structura generică a unui etaj de procesare ACFC separabilă	171
Fig 5.17 Structura generică a algoritmului de ACFC ne-separabil.....	171
Fig 5.18 Structura algoritmului cu procesare ACFC ne-separabilă	172
Fig 5.19 Structura algoritmului cu procesare ACFC ne-separabilă	172
Fig 5.20 "Bare de culoare" - procesare cu algoritmul de ACFC neseparabil	172
Fig 5.21 "Flori de câmp" - procesare cu algoritmul de ACFC neseparabil și separarea detaliilor de cromaticitate.....	173
Fig 5.22 Structura paralelă ACF cu control adaptiv al amplificării muchiilor și al culorilor.....	174
Fig 5.23 Modelul de observație pentru producerea de imagini LR din imagini HR .	176
Fig 5.24 Grila temporală utilizată de SRT	177
Fig 5.25 Reconstrucția HR pe bază de registrarea și interpolarea imaginilor LR ...	178
Fig 5.26 Modelul de împrăștiere	181
Fig 5.27 Efectele de împrăștiere asupra imaginii HR	181
Fig 5.28 Efectele de împrăștiere asupra imaginii HR	182
Fig 5.29 Funcția de distribuție Poisson	184
Fig 5.30 Structura etajului de deconvoluție din ALR.....	185
Fig 5.31 Expresia variațională a SRS	187
Fig 5.32 Structura extragerii termenului de regularizare	191
Fig 5.33 Structura filtrului trece-sus bidimensional de ordinul $[5 \times 5]$	191
Fig 5.34 Bancul de filtre de AMR	194
Fig 5.35 Bancul de FDI	194

Fig 5.36 Răspunsuri monotone ale bancului de filtre de <i>AMR</i>	195
Fig 5.37 Răspunsuri ne-monotone ale bancului de filtre de <i>AMR</i>	195
Fig 5.38 Structura algoritmului de accelerare a deconvoluției	196
Fig 5.39 Structura algoritmului de super-rezoluție spațială	196
Fig 5.40 Procesarea imaginii "Flori de câmp"	197
Fig 5.41 Procesarea imaginii "Față"	197
Fig 5.42 Procesarea imaginii "Leu"	198
Fig 5.43 Procesarea imaginii "Frunze"	199
Fig 5.44 Structura blocului de filtrare a zgomotului analogic cu <i>FMC</i>	200
Fig 5.45 Caracteristica de transfer a funcției de ponderare pentru nivelele locale de zgomot	203
Fig 5.46 Rezultatul măsurătorii locale de zgomot analogic.....	204
Fig 5.47 Structura combinată <i>ACF</i> și <i>SRS</i> cu control adaptiv al amplificării zgomotelor	205
Fig 5.48 "Cuplu" - imagine rescalată și procesată cu <i>ACF</i> și <i>SRS</i> cu imunitate la zgomote.....	207
Fig 5.49 "Oana și Vlad" - imagine rescalată și procesată cu <i>ACF</i> și <i>SRS</i> cu imunitate la zgomote	207
Fig 5.50 Detaliu din imaginea "Cuplu" - imagine rescalată și procesată cu <i>ACF</i> și <i>SRS</i> cu imunitate la zgomote	208
Fig 5.51 Detaliu - "Oana și Vlad" - imagine rescalată și procesată cu <i>ACF</i> și <i>SRS</i> cu imunitate la zgomote	209
Fig 9.1 Imagini de la prezentarea algoritmului la IFA de către compania LG	224

1. INTRODUCERE

Cuvânt înainte

Lucrarea de față este rodul unei activități de peste 15 ani a autorului în domeniul elaborării și implementării de algoritmi pentru procesarea imaginilor în circuite ASIC (**A**pplication **S**pecific **I**ntegrated **C**ircuit), respectiv SoC (**S**ystem **o**n **C**hip) în diverse companii de renume din domeniu. Din motive de confidențialitate, algoritmi și structurile propuse pe parcursul lucrării reprezintă variante modificate ale soluțiilor originale dezvoltate de autor. Variantele originale ale acestor algoritmi sunt implementate în receptoare de televiziune digitală produse de firme de prestigiu, cum ar fi Sony, LG, Samsung, Philips, Toshiba sau Vizio.

1.1. Generalități privind stadiul tehnologic actual

Televiziunea s-a bucurat de o dezvoltare deosebită încă din momentul introducerii variantei comerciale a sistemelor analogice alb-negru în anul 1934. Introducerea receptoarelor color 20 de ani mai târziu, a produs o dezvoltare explozivă a acesteia, redefinind-o ca factor social cu un impact major asupra vieții noastre cotidiene.

Se poate afirma că televiziunea este cea care a stimulat nevoia societății de a avea acces la informație tot mai complexă, conducând la revoluția informațională la care asistăm în prezent.

Nevoia crescândă de informație a atras după sine dezvoltarea continuă a capacității și performanțelor sistemelor de achiziție, de stocare, de transmisie-recepție și de vizualizare a informației.

Dezvoltarea sistemelor de comunicație în general și a internetului în special, au produs o migrație a semnificației termenului de "informație electronică", care cu doar zece ani în urmă se referea mai mult la informația cu caracter scris. În prezent, conceptul de "informație" presupune un conținut audio-vizual extrem de complex, din care doar o mică parte este reprezentată de informația scrisă propriu-zis.

Un element determinant în explozia informațională îl constituie tranziția la distribuția în format digital a informației analogice de orice fel. În cadrul acestui proces evolutiv, tranziția televiziunii analogice la format digital constituie o etapă naturală care permite apariția unui număr nelimitat de aplicații legate de utilizarea informației audio-vizuale.

Nevoia de informație a societății s-a manifestat prin necesitatea de a accesa orice fel de informație în orice moment. S-au dezvoltat astfel tehnologiile de stocare a informației pe servere virtuale și transmisiile video digitale prin rețele mobile sau prin internet. Nu mai sunt de noutate transmisiile prin internet sau pe rețele mobile a filmelor (YouTube, Netflix, Hulu, etc.), a emisiunilor de știri, sau pur și simplu a video-chaturilor cotidiene. Au devenit de natură cotidiană jocurile interactive pe internet cu conținut grafic extrem de bogat (XBOX, WII, Playstation, etc.) , sau a programelor de televiziune interactivă.

Asistăm astfel la o nouă paradigmă în care, după ce televiziunea a modificat semnificația conceptului de "informație", nevoia de informație a societății a ajuns să redefinească conceptul de televiziune.

Evoluția explozivă la care asistăm a fost condiționată de fiecare dintre elementele lanțului de distribuție a informației către consumatorul cotidian. Acest macro sistem pornește de la creșterea performanțelor sistemelor de achiziție și continuă cu creșterea capacității de stocare a informației, urmată de dezvoltarea performanțelor sistemelor de transmisie-recepție și respectiv a dispozitivelor de decodare-procesare și vizualizare a informației rezultate.

Și în cazul sistemelor de procesare video asistăm la sinergii extrem de interesante, care reflectă tendințe de convergență a tehnicilor specifice platformelor fixe cu cele dedicate platformelor mobile.

Pe de o parte, este clar că în primul rând datorită dimensiunilor mari ale ecranelor, receptoarele de televiziune digitală (*TVD* - televiziune digitală) vor continua să reprezinte pentru consumatori punctul central de receptare a informației audio-vizuale. În acest sens, producătorii de receptoare *TVD* vor persista în eforturile de implementare a unor algoritmi de procesare tot mai performanți. Reducerea costurilor de producție pentru circuitele ASIC în care sunt implementați algoritmi de procesare a imaginilor, concomitent cu perfecționarea tehnologiilor de fabricație a panourilor de afișaj (LCD, plasmă, iar mai recent OLED - **Organic LED**) a condus la introducerea în masă a receptoarelor de televiziune digitală în viața cotidiană a consumatorilor.

În mare, la ora actuală, funcțiile de bază din receptoarele de *TVD* de pe piață sunt comparabile ca și performanță, iar diferențele care apar vizează funcționalități speciale, cum ar fi tehnicile de super-rezoluție, a metodelor avansate de procesare stereoscopică (3D), sau a rescalării imaginilor pentru ecranele cu rezoluții 4K.

În paralel, asistăm la adoptarea unor funcționalități considerate pînă nu demult ca fiind specifice doar platformelor mobile sau calculatoarelor personale. Astfel, integrarea abilității de conectare directă la internet a transformat deja receptoarele *TVD* în unități centrale pentru toate activitățile cotidiene, permițând pe lângă vizionarea transmisiilor TV și accesarea directă a paginilor de internet pentru citirea paginilor de internet sau pentru vizionarea transmisiilor video de tip streaming Netflix sau YouTube. Integrarea aplicațiilor de socializare Skype, Facebook, Twitter, împreună cu camere video, a transformat televizoarele în centre de comunicație pentru întreaga familie. Multe dintre receptoarele *TVD* actuale au renunțat la sistemele de operare de tip RTOS și rulează sisteme de operare de tip Android care permit rularea de aplicații pînă nu demult prezente doar pe calculatoarele personale sau pe telefoanele celulare.

În același timp, datorită creșterii dimensiunilor ecranelor de afișaj, asistăm la o migrare tot mai pronunțată a arhitecturilor de procesare performantă de imagini, specifice receptoarelor *TVD*, înspre platformele portabile. Noua generație de procesoare video, este definită de procesoare grafice cu capacități de calcul crescute cu un consum coborât de putere.

În acest context, companii de procesoare grafice, cum ar fi AMD, Nvidia sau Qualcomm încearcă să-și adapteze procesoarele cu Shadere la noile cerințe de performanță și consum redus.

În paralel cu reutilizarea tehnologiei de Shadere, noi abordări, bazate pe procesoare reconfigurabile cu arhitecturi paralele și consum redus, devin tot mai competitive. Datorită capacității impresionante de calcul, acestea permit portarea rapidă a algoritmilor de procesare de imagini, fără a parcurge etapele anevoioase specifice tehnologiei ASIC. Multe dintre aceste procesoare operează deja în produse portabile, cum ar fi iPad, Kindle sau în telefoane Smartphone produse de Samsung sau Huawei.

Din punctul de vedere al tehnicilor de procesare a imaginilor, numitorul comun al tuturor tendințelor actuale este legat de creșterea performanțelor de procesare în paralel cu scăderea consumului de putere - toate pentru un cost cât mai mic de producție.

Aparent, acest deziderat este relativ ușor de atins, având în vedere experiența vastă acumulată deja în receptoarele *TVD* existente.

Realitatea este însă diferită, în special pentru că cele mai multe soluții dezvoltate pentru circuite ASIC au fost concepute pentru echiparea receptoarelor de *TVD* staționare. Pentru acestea, criteriul determinant de acceptare nu este legat de consum redus, ci de costul circuitului ASIC final, respectiv de integrarea a cât mai multor funcționalități în măști de siliciu cu arie minimă.

În acest sens, creșterea rezoluției imaginilor de intrare și de ieșire, împreună cu presiunea de integrare a tot mai multor funcționalități, au condus la necesitatea operării circuitelor ASIC în salve de date cu frecvențe de ceas de peste 2 GHz. Pentru aceste frecvențe, chiar și reducerea sub 20 nm a dimensiunilor conexiunilor logice nu poate să amelioreze decât parțial constrângerile severe de consum specifice dispozitivelor mobile.

Din punctul de vedere al blocurilor de procesare a imaginilor, impedimentul major în portarea directă din ASIC pe platforme mobile este legat de arhitectura secvențială a lanțului de procesare video. Procesarea secvențială este omni-prezentă în procesoarele implementate în ASIC, fiind o consecință a integrării treptate a blocurilor de procesare și a protocoalelor de validare extrem de stricte din tehnologia ASIC.

Ciclul de producție al unui *SoC*, de aproximativ 6 luni, este foarte agresiv, și presupune procese de testare extrem de riguroase și meticuloase. Astfel, validarea unui bloc funcțional necesită în medie cinci luni: câte 30 de zile pentru testarea fiecărui algoritm, urmată de un minimum de 3 luni pentru testarea implementării în porți logice. Blocurile funcționale sunt apoi organizate în macro-blocuri, a căror testare se efectuează pe sisteme de accelerare dedicate. Chiar și așa, generarea unei singure imagini de ieșire prin simularea funcționalității chipului final, necesită peste 24 de ore. Procesul trebuie repetat până când toate eventualele erori sunt rezolvate. În paralel cu procesul de testare, echipe dedicate de ingineri lucrează la routingul final. Având în vedere că un procesor tipic de video conține peste 10 milioane de porți logice, procesul de rutare necesită cel puțin 30 de zile, arareori fiind acceptate modificări ale blocurilor validate anterior. Această situație nu permite decât modificări incrementale între versiuni succesive, ceea ce a condus ca în timp arhitecturile să se dezvolte mai mult orizontal, accentul fiind pus pe optimizarea ariei blocurilor validate deja.

1.2. Structura generală a unui receptor de televiziune digitală

Structura generală a unui receptor de televiziune digitală (*TVD*) este prezentată în fig. 1.1. Se pot observa cele patru unități majore de procesare:

- unitatea centrală (CPU - **C**entral **P**rocessing **U**nit)
- procesorul grafic (GPU - **G**raphics **P**rocessing **U**nit)
- procesorul video (VPU - **V**ideo **P**rocessing **U**nit) și
- procesorul audio (APU - **A**udio **P**rocessing **U**nit).

Din punctul de vedere al interfațării cu mediul extern, la ora actuală circuitele *SoC* din receptoarele de *TVD* încorporează practic toate tipurile de interfețe existente, incluzând chiar și secțiunile analogice.

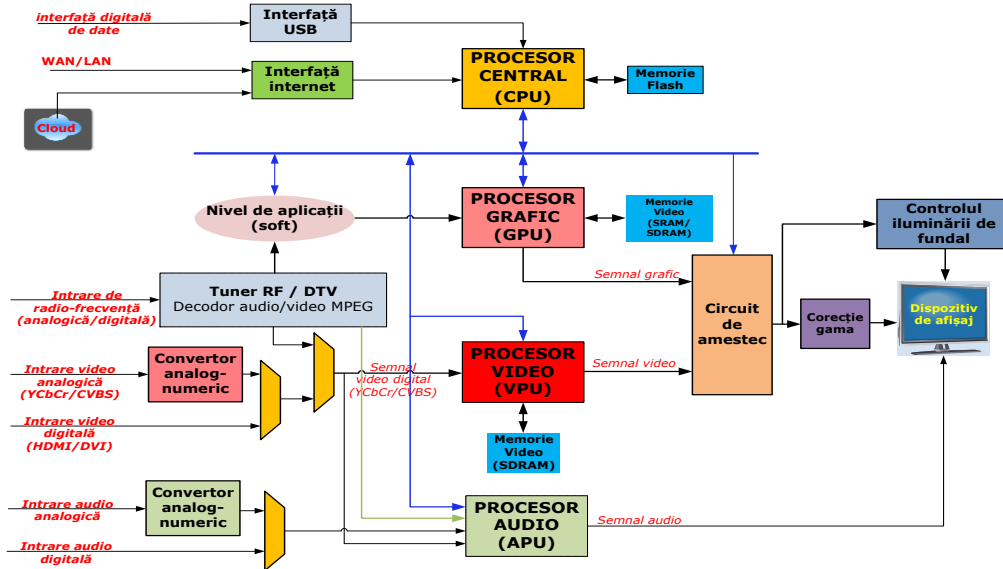


Fig 1.1 Structura generală a unui receptor de TVD

Complexitatea deosebită a unui receptor de TVD, precum și multitudinea de funcționalități încorporate, nu permite o descriere amănunțită a acestora în contextul lucrării de față. Din motive de spațiu se va insista doar asupra aspectelor din SoC legate de procesările de imagini aplicabile atât receptorilor de TVD, precum și platformelor mobile. Prin contrast, structura unui dispozitiv mobil oferă doar un procesor de semnal pentru întregul lanț de prelucrări de imagini

Structura tipică a unui procesor video implementat în receptoare de TVD

Din punctul de vedere al respectării teoriei semnalelor, structura unui procesor video din cadrul unui receptor de TVD ar trebui să fie conform celei prezentate în fig. 1.2.

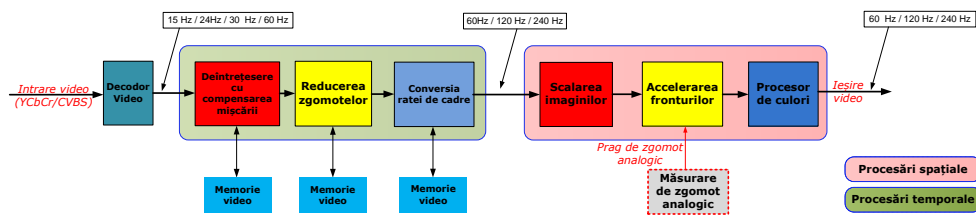


Fig 1.2 Structura teoretică corectă a unui procesor video din cadrul unui receptor de TVD

Din fig. 1.2. se poate observa că blocurile care se bazează pe procesare temporală sunt organizate la începutul lanțului de procesare. Această ierarhie este justificată de necesitatea ca aceste blocuri să aibă acces la imagini de intrare cu o compoziție spectrală cât mai puțin alterată, în vederea extragerii informației de mișcare cu precizie maximă. Având în vedere că blocurile de procesare spațială introduc modificări spectrale importante, acestea ar trebui să urmeze celor de procesare temporală.

Soluția corectă din punct de vedere teoretic nu este implementabilă datorită frecvenței de cadre ridicate de la ieșirea blocului de conversie de cadre (FRC), care ar implica ca blocurile de procesare spațială următoare să opereze la frecvențe de cadre cel puțin duble (120 Hz sau mai mari) față de ratele nominale de 60 Hz.

O alternativă care ar permite respectarea constrângerilor de ordin teoretic, concomitent cu posibilitatea de a opera la frecvențe de cadre mai reduse, ar consta în replicarea întregul lanț de procesare spațială astfel încât o copie să opereze pe cadre pare, iar cealaltă copie pe cadre impare. Costul mult crescut rezultat prin replicarea unor blocuri masive de procesare, face ca și această soluție să nu fie acceptabilă.

Din aceste considerente, structura implementabilă tipică de procesare video, care încearcă obținerea unui compromis între calitate și cost, este similară cu cea prezentată în fig. 1.3.

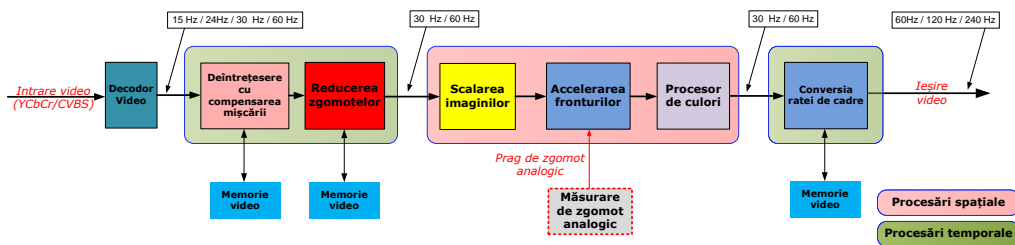


Fig 1.3 Structura tipică a unui procesor video din cadrul unui receptor de TVD

O descriere foarte succintă a fluxului de date din procesorul video prezentat în fig. 1.3. ar fi:

- Imaginea de intrare este în prezentată în general în format YCbCr (vezi standardele ITU 601, respectiv ITU 709), cu eșantionarea canalului de crominanță în format 444, 422 sau 420. Pentru procesarea formatelor de transmisie analogică mai vechi, imaginea de intrare poate fi prezentată și în format compozit (CVBS - **C**olor, **V**ideo, **B**lanking and **S**ync)
- Decodorul de intrare realizează conversia din formatul de intrare în formatul intern de procesare. Formatul tipic de procesare internă este YUV444 pentru procesoarele de TVD de înaltă calitate, respectiv YUV422 sau YUV420 pentru categorii inferioare.
- Blocul de dețințesere a imaginilor realizează conversia secvențelor din format înțrețesut (30 Hz) sau de tip film (24 Hz) în format progresiv (60 Hz). Dimensiunile memoriei video asociate blocului de dețințesere depind de nivelul de performanță al procesării. Astfel, soluțiile de dețințesere de calitate medie, bazate pe metode adaptive la mișcare, necesită memorarea a cel puțin 5 semicadre. Soluțiile performante de dețințesere, bazate pe tehnici de compensare a mișcării necesită până la 10 semicadre memorate.
- Blocul de reducere a zgomotelor este responsabil cu detecția și respectiv filtrarea zgomotelor analogice și de compresie din semnalul video. În general, acest bloc prezintă o procesare combinată cu componente spațiale și temporale, dar adesea poate fi realizat prin una dintre cele două abordări. Similar cu tehnicile de dețințesere, numărul de cadre memorate este determinat de

21 Structura generală a unui receptor de televiziune digitală - 1.2

soluțiile alese. Astfel, metodele temporale de reducere a zgomotelor pot fi bazate pe metode adaptive la mișcare, sau pe metode avansate de compensare a mișcării, necesitând un minim de 2 cadre memorate.

Metodele spațiale de reducere a zgomotelor sunt în general neiterative, și prin urmare nu necesită circuite de memorare.

- Blocul de scalare a imaginilor este responsabil de modificarea dimensiunilor imaginilor de intrare pentru afișarea pe ecranul receptorului de *TVD*. Datorită costului scăzut, în general scalarea imaginilor se efectuează cu structuri polifazice separabile, elementul determinant pentru calitatea scalării fiind legat de performanțele algoritmilor de sinteză a coeficienților de filtrare.
- Blocul de accelerare a fronturilor este responsabil cu accentuarea tranzițiilor din imagini în vederea amplificării detaliilor și a producerii unei impresii subiective de imagini cu rezoluție superioară. În general soluțiile pentru accelerarea tranzițiilor se bazează pe nuclee de derivare prin convoluție, problemele majore fiind legate de monotonia răspunsului la impuls, respectiv de abilitatea acestora de a evita amplificarea zgomotelor în decursul procesului de accelerare a tranzițiilor din imagini.
- Procesarea de culoare este responsabilă cu modificarea valorii componentelor de culoare conform cerințelor de natură subiectivă ale utilizatorului. Problemele majore țin mai mult de încadrarea implementării în bugetul de arie alocat.
- Blocul de conversie de frecvența cadrelor este responsabil cu interpolarea cadrelor originale în vederea obținerii unei frecvențe de cadre superioare celei originale. Se urmărește astfel reducerea efectelor de imagini tremurate (*judder*), și implicit reducerea efectelor de aliene temporală specifice subșantionării temporale. Dimensiunile memoriei video asociate blocului de conversie de cadre depind de nivelul de performanță al procesării. Astfel, soluțiile de calitate medie sunt bazate pe metode adaptive la mișcare, necesitând memorarea a cel mult 4 cadre de imagine. Soluțiile performante sunt bazate pe tehnici de compensare a mișcării necesitând până la 16 de cadre memorate. Datorită memoriei video masive și a complexității circuitelor de estimare a mișcării, aceste soluții reprezintă până la 25% din aria totală a unui *SoC* dedicat pentru procesări de imagini. Este clar că portarea unor asemenea algoritmi gigant pe platforme mobile nu este posibilă în stadiul tehnologic actual.

1.3. Motivația cercetării

Cercetarea prezentată urmărește pe de-o parte elaborarea de noi algoritmi care să conducă la optimizarea performanțelor de calitate a procesării din receptoarele de *TVD*. Pe de altă parte, se urmărește ca aceiași algoritmi să îndeplinească constrângerile necesare pentru a putea fi cu ușurință pe dispozitivele mobile.

După cum s-a arătat în fig. 1.2, respectiv 1.3, cele două clase de procesare întâlnite în cadrul prelucrărilor de imagini sunt procesările cu componentă temporală (sau simplu procesări temporale), respectiv procesările cu componentă spațială (sau simplu procesări spațiale).

În mod curent, procesările temporale cele mai frecvente sunt legate de deîntrețeserea imaginilor (*DI – Deinterlacing*), respectiv de conversia ratei de cadre (*FRC – Frame Rate Conversion*).

Sursele video întrețesute au constituit până nu demult formatul de bază pentru majoritatea transmisiilor TV, datorită reducerii la jumătate a benzii de date originale. Introducerii standardelor H.264 a permis o dezvoltare masivă a distribuției de conținut video în format progresiv prin internet, La ora actuală în afară de transmisiile terestre care încă nu au migrat total spre standardul digital, practic toate sursele video (*Blu-Ray*) sau internet sunt în format progresiv compresat.

Această conjunctură a fost primită extrem de favorabil de industria de echipamente mobile, și a condus la excluderea procesoarelor masive de deîntrețesere din telefoane mobile și tablete.

Situația este diferită în cazul procesării *FRC*, datorită necesității de a afișa corect imaginile provenind de la camerele video instalate în dispozitivele mobile. Rata de cadre a camerelor video este de 15 sau 30 *Hz*, iar rate de cadre a ecranelor *LCD* este de 60 *Hz*. Astfel, rata tipică de conversie urmărită este de 2x sau 4x.

Datorită complexității algoritmilor de *FRC*, aceștia nu au putut fi portați ca atare de pe platformele de *TVD* pe procesoarele din tablete sau *SmartPhone*, astfel că soluțiile prezente în echipamentele mobile produc rezultate mediocre.

Același devans tehnologic se poate observa și pentru procesările spațiale, care chiar dacă nu necesită aceeași arie de implementare, constituie o componentă esențială în prelucrarea imaginilor.

În prezent, nici măcar cele mai avansate tablete (*iPad2* sau *Samsung Galaxy*), sau *Smartphone* (*iPhone* sau *Sony Xperia*), nu oferă decât funcționalități de scalare în timp real a imaginilor, iar restul funcționalităților specifice (reducerea spațială a zgomotului, corecția culorilor și a contrastului, respectiv accelerarea tranzițiilor) fiind implementate doar ca opțiuni de procesare off-line.

Scopul cercetării

Se poate așadar concluziona că pe de-o parte, evoluția cerințelor de pe piața dispozitivelor mobile a devansat arhitecturile de procesoare video din circuite *ASIC*. Asistăm la eforturi concertate ale producătorilor de *SoC* pentru a adapta arhitecturile și algoritmii existenți în *TVD* la cerințele de consum ale pieței de dispozitive mobile.

Această stare de fapt a constituit de altfel și inspirația acestei lucrări, al cărui scop primar este de a oferi soluții de procesare performantă pentru receptoarele de *TVD*. S-a urmărit totodată ca aceleași soluții existente în circuitele *ASIC* din receptoarele *TVD* curente, să permită și portarea pe platforme mobile. În acest sens, lucrarea își propune să prezinte într-o manieră unitară procesările spațiale majore din lanțul de prelucrare video și soluții care să permită migrarea acestora de pe platformele *SoC* în cele mobile.

Structurile propuse sunt caracterizate de procesare puternic paralelizată, în vederea satisfacerii constrângerilor de consum redus, arii logice și cicli de execuție minimi, specifice arhitecturilor paralele din procesoarele utilizate în platformele mobile.

În același timp, soluțiile descrise încearcă să satisfacă în continuare cerințele de calitate înaltă specifice procesării din receptoarele de *TVD*.

Figura 1.4. prezintă variantele posibile de implementare a etajelor de procesare spațială atât pe platforme mobile, cât și pe *SoC* de *TVD*.

Figura. 1.4.(a), prezintă structura clasică de procesare secvențială din majoritatea *SoC* pentru *TVD*. Liniile de memorie evidențiate în figură sunt necesare pentru procesările spațiale pe direcție verticală și afectează cel mai mult bugetul de arie final. Se poate observa că structura secvențială necesită două blocuri masive de memorii de linii, divizate între scalarea polifazică și blocul de accentuare a fronturilor.

Soluțiile propuse în fig. 1.4. (b) și (c) realizează reducerea ariei finale prin restructurarea structurilor secvențiale în structuri paralele, care să permită astfel reutilizarea eficientă a memoriilor de linii dispersate între diversele blocuri cu funcționalități de procesare verticală.

Ideea de bază în structurarea paralelă a etajelor de procesare este ca semnalele de ieșire ale fiecărui modul să fie prezentate ca variații relativ la imaginea de intrare. Exprimarea variațională a procesărilor permite un control mult mai simplu al efectelor introduse de fiecare funcționalitate în parte, precum și o implementare mult mai eficientă a algoritmilor. Astfel, numărul de biți alocați diverselor etape de procesare poate fi micșorat substanțial dacă informația prelucrată reprezintă doar variații locale.

Pe lângă avantajul numărului redus de linii de memorie, structurile paralele permit o reducere suplimentară a ariei prin facilitarea accesului la funcționalitățile comune din diversele blocurilor de procesare implicate în prelucrarea pixelilor de imagine.

Din punctul de vedere al calității procesării, structura prezentată în fig. 1.4.(b) este mai costisitoare decât cea din fig. 1.4.(c), dar prezintă avantajul unei implementări mai simple. Totodată, poziționarea blocului de scalare înaintea celor de amplificare a tranzițiilor și a culorilor, conduce la tranziții mai netede și mai puțin zgomotoase.

Din acest motiv, structura (b) este preferabilă pentru procesări mai pretențioase, specifice cerințelor pentru receptoarele *TVD* de înaltă calitate. Paralelismul total al structurii din fig. 1.4.(c) prezintă avantaje determinante pentru implementarea în sisteme cu arhitecturi paralele, specifice dispozitivelor mobile.

Chiar dacă nu prezintă aceleași performanțe de calitate a procesării imaginilor, costul foarte mic și abilitatea de a executa majoritatea operațiilor de convoluție într-un număr minim de cicli, sunt factori esențiali în acceptarea unei asemenea soluții în tablete sau dispozitive *SmartPhone*.

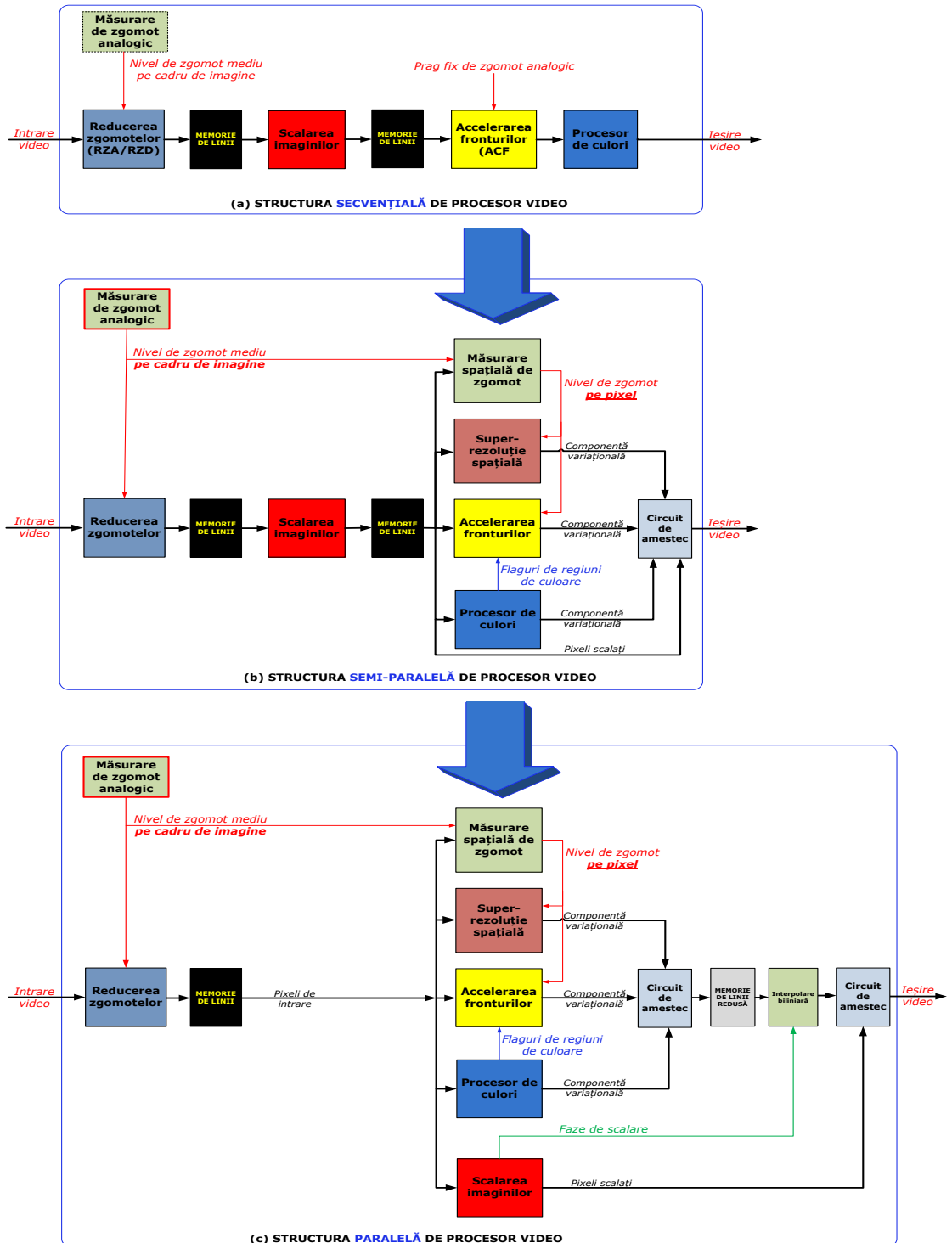


Fig 1.4 Structurile de procesare secvențială (a) (clasică) și paralele (b,c) (propuse)

1.4. Structura lucrării

Lucrarea de față își propune găsirea unor soluții eficiente și de înaltă calitate a procesărilor spațiale majore dintr-un lanț de prelucrare de imagini.

Se analizează performanțele soluțiilor existente și se propun variante îmbunătățite care să permită procesarea paralelă a imaginilor prin tehnici spațiale.

Cercetarea se concentrează mai întâi pe funcționalitățile esențiale de procesare spațială: reducerea spațială a zgomotelor, rescalarea imaginilor, accentuarea fronturilor și procesarea culorilor. Pentru acestea se propun diverse metode de îmbunătățire a calității de procesare, în contextul în care soluțiile propuse să ofere costuri minime de implementare.

De asemenea, se propun mai multe soluții eficiente de funcționalități care să permită o departajare a procesoarelor de imagini din punctul de vedere al calității imaginilor. Aceste funcționalități nu sunt prezente decât arareori în SoC pentru TVD, dar sunt responsabile de acel plus de calitate care reprezintă diferența dintre un sistem de înaltă calitate și unul de calitate medie. În acest sens, lucrarea se concentrează pe tehnici de corecție a amplificării tranzițiilor de pe canalul de luminanță funcție de conținutul de culoare, pe controlul culorilor funcție de accelerarea fronturilor de luminanță, respectiv pe tehnici fezabile de super-rezoluție.

Avantajele structurii paralele propuse sunt prezentate în contextul abilității sistemului final de a-și ajusta automat capacitățile de procesare a imaginilor la surse video de calitate extrem de diversă. În acest sens, se analizează abilitatea sistemului final de a produce îmbunătățiri vizibile ale imaginilor procesate, fără introducerea de distorsiuni suplimentare prin amplificarea zgomotelor sau a aliasingului.

Capitolul 2

Capitolul 2 prezintă câteva soluții ale autorului pentru reducerea și controlul eficient prin metode spațiale a zgomotelor din imagini.

Algoritmii propuși se concentrează pe aspectul procesării spațiale a zgomotelor celor mai des întâlnite în practică, adică pe măsurarea zgomotelor analogice, respectiv pe filtrarea zgomotelor analogice și de compresie. Soluțiile propuse au în vedere structura de procesare paralelă necesară implementării acestora atât în circuite SoC, cât și pe platforme reprogramabile din dispozitive mobile.

În final, se propune o structura extrem de eficientă pentru reducerea spațială a zgomotelor. Soluția propusă oferă pe lângă un cost al implementării extrem de redus, o calitate a procesării imaginilor net superioară structurilor de procesare spațială curent implementate în majoritatea SoC pentru TVD.

Variante ale structurilor elaborate sunt deja implementate în SoC din receptoare de TVD performante produse de firme de prestigiu cum ar fi Sony, LG, Toshiba sau Samsung.

Capitolul 3

Capitolul 3 prezintă câteva soluții ale autorului pentru sinteza filtrelor de scalare polifazică a imaginilor.

Problema sintezei filtrelor digitale polifazice este prezentată ca o problemă care, în vederea asigurării unui optim între performanțele spațiale (răspuns la impuls) și performanțele în frecvență (răspunsul în amplitudine) necesită o analiză în paralel a caracteristicilor de filtrare în ambele domenii de reprezentare.

Se propune o metodă de atenuare a amplitudinii oscilațiilor tranzitorii introduse în decursul procesului de scalare a imaginilor.

Performanțele algoritmilor propuși sunt evaluate prin compararea rezultatelor procesării unor imagini de test specifice, cu soluții de scalare cunoscute, cum ar fi filtrele Lanczos [1], [2] sau ferestrele Hamming.

Variante ale filtrelor sintetizate cu algoritmi propuși, precum și variante ale structurilor corespunzătoare, sunt deja implementate în SoC din receptoare de TVD performante produse de firme de prestigiu cum ar fi Sony, LG, Toshiba sau Samsung.

Capitolul 4

Capitolul 4 tratează problematica amplificării detaliilor și a accelerării fronturilor imaginilor în prezența zgomotelor. Cercetarea a fost determinată de necesitatea găsirii unor soluții care să ofere o calitate superioară de procesare pentru un cost mult redus al implementării atât pentru circuite SoC din receptoare de TVD, cât și pentru arhitecturile paralele din componența dispozitivelor mobile.

Se propun o serie de soluții algoritmice, care să permită controlul performant al amplificării detaliilor și al accelerării fronturilor în prezența zgomotelor.

Astfel, se prezintă un algoritm de amplificare adaptivă și izotropică a tranzițiilor, bazat pe operator ȘOC modificat. O variantă a algoritmului este parte a unei propuneri de brevet de invenție [3].

Pentru asigurarea imunității la zgomote, se propune o metodă de control adaptiv al factorului de amplificare a tranzițiilor care să permită minimizarea efectelor de aliere.

Totodată, autorul propune un algoritm original de atenuare a distorsiunilor introduse de supracreșterile datorate accelerării fronturilor, precum și o metodă eficientă de control al amplificării tranzițiilor bazată pe informația regională de luminanță. Legat de aceasta, se prezintă o soluție optimală de separare a detaliilor de muchii în vederea controlului adaptiv și selectiv al amplificării amplitudinii tranzițiilor.

Pentru minimizarea distorsiunilor de culoare, se propune un algoritm de control al amplificării tranzițiilor de luminanță bazat pe informația de cromaticitate.

Pentru implementarea algoritmilor descriși, se propune o structură de procesare paralelă, care să permită implementarea eficientă atât în circuite SoC din receptoare de TVD, cât și pe dispozitive mobile.

Versiuni ale algoritmilor elaborați sunt implementate în receptoare TVD de serie performante fabricate de firme de prestigiu, cum ar fi: Sony, Samsung, Philips, LG, Toshiba sau Vizio.

Capitolul 5

Capitolul 5 prezintă câteva dintre soluții eficiente de departajare a calității de procesare a imaginilor. Aceste funcționalități nu sunt prezente decât arareori în SoC pentru TVD, dar sunt responsabile de acel plus de calitate care reprezintă diferența dintre un sistem de înaltă calitate și unul de calitate medie.

În acest sens, se propun soluții personale algoritmice și de implementare pentru:

- procesarea eficientă a culorilor
- controlul amplificării tranzițiilor de luminanță funcție de conținutul de culoare
- restaurarea rezoluției originale a semnalului video printr-o metodă de super-rezoluție spațială.

- controlul nivelului de zgomot de-a lungul lanțului de procesare video

În acest context se prezintă o structură paralelă de concepție originală, care permite reutilizarea informației de culoare între blocuri funcționale, oferind pe lângă un cost mult redus al implementării și avantajul unei procesări mult mai flexibile și de calitate mai ridicată.

Se elaborează totodată un algoritm original pentru controlul adaptiv al amplificării culorilor și al tranzițiilor din imagini, bazat pe detecția conținutului regional de culoare și de luminanță.

De asemenea autorul a elaborat un algoritm original pentru controlul adaptiv al amplificării tranzițiilor de luminanță funcție de conținutul regional de culoare.

O altă cercetare originală inițiată de autor este legată de problematica restaurării rezoluției originale a semnalului video printr-o metodă de super-rezoluție spațială. Se propune o soluție neiterativă și extrem de eficientă, pentru eliminarea efectelor de împrăștiere a tranzițiilor din imagini. Se demonstrează analitic că soluția propusă permite îmbogățirea componentelor spectrale din imaginea finală peste frecvențele limită din imaginea originală.

O primă versiune a algoritmului propus face obiectul unei propuneri de brevet de invenții [4] și a fost implementată în întreaga serie de receptoare TVD produse de firmele LG, Philips și Vizio.

Soluția a fost prezentată de compania LG la târgul de bunuri electronice de consum de la Berlin (IFA) în 2010, ca și componentă specială a receptoarelor produse de aceasta. Compania a decis în premieră să aduge la meniul de control al tuturor receptoarelor TVD de medie și înaltă calitate a facilității de "Super-rezoluție". Câteva fotografii cu prezentarea algoritmului de la IFA, respectiv cu meniul de control din receptoarele LG, sunt incluse în ANEXA 3.

În finalul capitolului se evaluează performanțele și interacțiilor dintre toate funcționalitățile descrise pe parcursul lucrării. Acest pas final este facilitat de abilitatea de interconectare paralelă a tuturor structurilor analizate.

În finalul acestui capitol, autorul abordează într-o manieră originală problema includerii în paralel cu restul funcționalităților analizate, a blocului de reducere a zgomotului. Structura rezultată permite controlul adaptiv și pe pixel al nivelului de corecție funcție de conținutul de zgomot din imagine.

Imaginile rezultate prezintă o imunitate remarcabilă la zgomote, și în același timp au un conținut ridicat de detalii.

Capitolul 6

Capitolul 6 conține concluziile cercetării și sintetizează în rezumat contribuțiile personale ale autorului. Se prezintă totodată câteva imagini relevante pentru calitatea procesărilor finale, precum și o trecere în revistă a domeniilor de aplicabilitate ale cercetării efectuate.

Anexe și referințe bibliografice

Lucrarea este însoțită de trei anexe conținând coeficienții filtrelor și tabelelor de căutare utilizate pe parcursul cercetării. De asemenea, pentru ușurința lecturii, au fost incluse în anexe și demonstrații teoretice, respectiv relații matematice intermediare.

Pe parcursul prezentării au fost citate 158 de referințe bibliografice incluse în lista de referințe bibliografice din finalul lucrării.

2. REDUCEREA ZGOMOTELOR

2.1. Noțiuni generale

Zgomotele reprezintă informații nedorite care afectează calitatea imaginii. Există o multitudine de surse de zgomot, printre care cele mai importante sunt zgomotul Gaussian (pur aditiv), zgomotul de impuls și zgomotele de compresie [5].

Efectul acestora asupra unei secvențe de imagini se poate aproxima printr-o relație aditivă de forma (2.1):

$$g(x, y, t) = f(x, y, t) + \eta(x, y, t) \quad (2.1)$$

unde: $f(x, y, t)$ reprezintă imaginea ideală (fără zgomote); $g(x, y, t)$ - imaginea acoperită de zgomot; $\eta(x, y, t)$ - componenta aditivă de zgomot.

Răspândirea fără precedent a transmisiilor video digitale și a sistemelor de arhivare digitală a imaginilor video, se datorează exclusiv performanțelor algoritmilor moderni de compresie MPEG. Cu toate că aceste metode de compresie introduc defecte de cuantizare adesea foarte vizibile, larga răspândire a acestor algoritmi se datorează, în primul rând, ratei de compresie de până la 50:1 pentru standardul H.264/MPEG-4 AVC [5, 6]. Compresia imaginilor în format MPEG este bazată pe transformata DCT, care funcție de gradul de compresie cerut, introduce distorsiuni specifice în imagini, denumite generic zgomote de cuantizare. A apărut astfel necesitatea de a decompresa sursele video și implicit de a compensa defectele de compresie introduse.

Cu toată răspândirea formatelor digitale, formatul analogic este încă foarte utilizat, fiind cvasi-prezent în toate interfețele echipamentelor electronice audio/video. Pentru semnalele analogice, chiar de înaltă calitate (HD), se pune încă problema reducerii zgomotelor analogice (cunoscute în literatura video și drept zgomote gaussiene sau zgomote de canal).

Se poate deci observa că unul dintre aspectele esențiale ale reconstrucției imaginilor este acela al filtrării zgomotelor în scopul obținerii unui raport semnal-zgomot cât mai ridicat al semnalului afișat.

Chiar și cele mai performante receptoare TV de astăzi implementază arhitecturi clasice de procesare video, care în general nu asigură menținerea unui raport de semnal-zgomot optim pentru toate tipurile de materiale video. Această carență se datorează faptului că în abordarea clasică, unde costul implementării este criteriul de bază, circuitele de reducere a zgomotelor (ARZ - **A**lgoritm de **R**educere a **Z**gomotelor) sunt structural situate la începutul lanțului de procesare, iar blocurile ce urmează acestora nu au cunoștință despre informația de zgomot extrasă în decursul procesului de reducere a zgomotelor. În această abordare, zgomotele sînt potențial amplificate chiar peste nivelul inițial, devenind extrem de vizibile și deranjante pentru privitor.

Algoritmii de ARZ prezentați în cele ce urmează constituie contribuții personale ale autorului, și propun spre deosebire de abordarea clasică, o combinație între tehnici de filtrare și tehnici de evitare a amplificării ulterioare a zgomotelor.

Structura generată este extrem de eficientă din punctul de vedere al costului implementării, și oferă totodată o calitate net superioară a imaginilor prelucrate față de arhitecturile clasice.

Scopul cercetării

Algoritmii propuși se concentrează pe aspectul procesării spațiale a zgomotelor celor mai des întâlnite în practică, adică pe reducerea zgomotelor de compresie și a celor analogice (de canal).

2.2. Clasificarea și caracteristicile zgomotelor

Performanțele întregului lanț de procesare video depind de nivelul de zgomot din imagini. Din acest motiv, înainte de a fi procesate de către celelalte blocuri, imaginile necesită o pre-filtrare pentru atenuarea zgomotelor. Prin urmare, din punct de vedere structural, blocurile de măsurare, respectiv de filtrare a zgomotelor, trebuie amplasate înaintea oricărei alte procesări video.

Semnalul video poate fi corupt de o multitudine de tipuri de zgomote. Dintre acestea, cele mai de des întâlnite în practică sunt zgomotul analogic (denumit și zgomot Gaussian, zgomot de canal, sau zgomot alb) și zgomotele de compresie.

2.2.1. Zgomotul analogic (Gaussian)

Zgomotul analogic (Gaussian) este un zgomot aditiv de medie nulă, cauzat de canalul de transmisie sau de către circuitele de procesare video. Acest tip de zgomot se manifestă sub forma unor puncte sau pixeli necorelați cu imaginea. De importanță specială este contribuția structurii spațiale a pixelilor asupra spectrului de putere al zgomotului gaussian. În special la frecvențe spațiale apropiate de frecvența Nyquist, zgomotele analogice se manifestă sub formă de pixeli izolați sau grupuri de pixeli, interpretați de sistemul vizual uman ca puncte sau vîrfuri ascuțite în imagine. Aceste distorsiuni pot masca structurile subtile din imagine (texturi, detalii) sau pot chiar conduce la formarea unor detalii inexistente în imaginea originală.

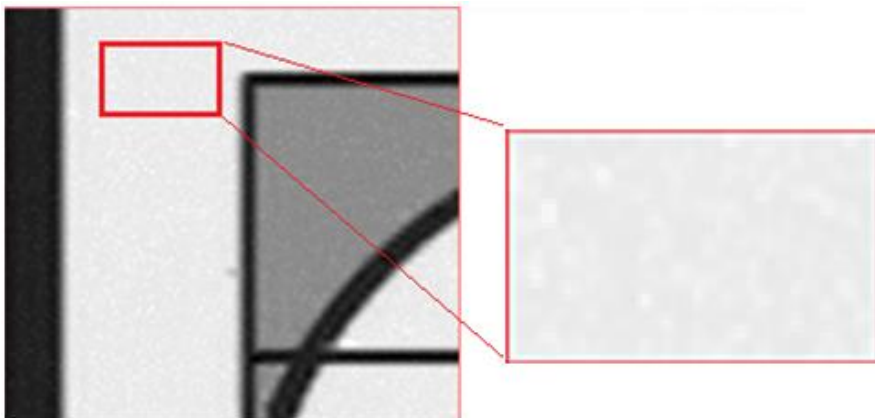


Fig 2.1 Exemplu de zgomot gaussian pe imagine monocromă

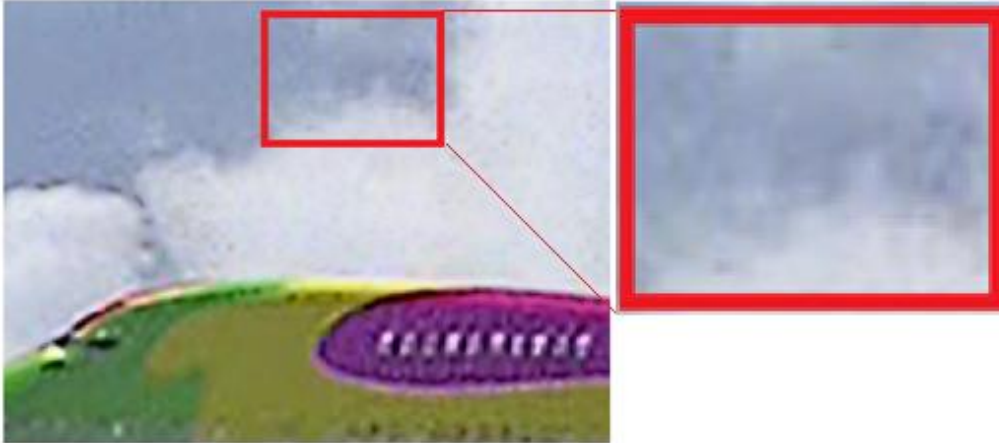


Fig 2.2 Exemplu de zgomot gaussian pe imagine color

Cîteva exemple de zgomote analogice în imagini monocrome (fig. 2.1), respectiv pe imagini color (fig. 2.2) arată manifestarea naturii aleatoare a acestor zgomote prin introducerea în imagine a unor pixeli sau grupuri de pixeli necorelați cu conținutul real de imagine.

2.2.2. Zgomotele digitale (de compresie)

Dintre zgomotele de compresie cele mai frecvent întâlnite sunt zgomotulul Mosquito și zgomotulul de blocuri de cuantizare (sau simplu zgomot de blocuri).

Zgomotul Mosquito

Zgomotul Mosquito apare frecvent de-a lungul tranzițiilor puternice din imagine, fiind mai accentuat, cu precădere, de-a lungul tranzițiilor diagonale. Explicația constă în faptul că în decursul compresiei, coeficienții DCT de valori ridicate, corespunzători tranzițiilor puternice, sunt filtrați, astfel încît semnalul video rezultat devine doar o aproximare a celui original - imaginea rezultată conține prin urmare erori de cuantizare care se manifestă prin distorsiuni concentrate de-a lungul muchiilor. În literatură, fenomenul este cunoscut și sub denumirea de *zgomot Gibbs*.

În fig. 2.3. se exemplifică manifestarea zgomotelor Mosquito de-a lungul tranzițiilor puternice din imagini monocrome, iar fig. 2.4 arată manifestarea acestor zgomote pe o imagine color cu tranziții de intensitate medie.

În fig. 2.3.(a) se pot observa distorsiuni proeminente în jurul muchiilor diagonale. Zgomotele Mosquito din fig. 2.3.(b) sunt mult reduse pentru că imaginea conține doar cîteva tranziții verticale și orizontale.

În fig. 2.3.(c) se prezintă o zonă de imagine bogată în tranziții puternice, în care zgomotele Mosquito sunt de asemenea foarte vizibile.

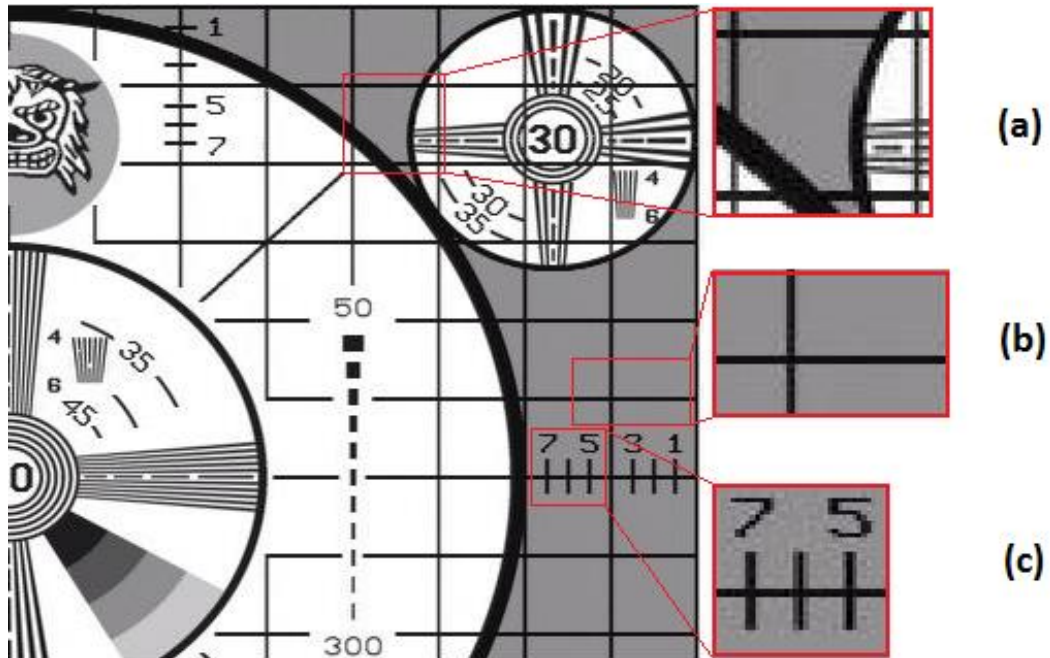


Fig 2.3 Exemplu de zgomote Mosquito pe imagine monocromă



Fig 2.4 Exemplu de zgomote Mosquito pe imagine color

Zgomotulul de blocuri de cuantizare

Zgomotulul de blocuri de cuantizare (sau simplu *zgomotul de blocuri*) este cauzat de compresia DCT a regiunilor din imagine fără tranziții sau cu tranziții de valori reduse. Zgomotele de blocuri apar datorită faptului că după cuantizarea coeficienților DCT din zonele fără tranziții, doar coeficienții de joasă frecvență prezintă valori ridicate, iar coeficienții de înaltă frecvență sunt de valori zero sau de valori reduse.

Acest tip de zgomot se manifestă prin introducerea în regiunile plate a unor tranziții artificiale la intervale regulate, în formă de blocuri rectangulare sau pătrate. Dimensiunea acestor blocuri este egală cu mărimea blocurilor de cuantizare MPEG.

În general, nivelul de percepție vizuală al distorsiunilor de compresie este direct corelat cu raportul de compresie a imaginilor, cu nivelul de contrast din zonele cu texturi și cu nivelul de mișcare dintre cadre succesive de imagine.

Câteva exemple de zgomot de blocuri sunt prezentate în fig. 2.5. și în fig. 2.6. Figura 2.5. conține un exemplu de zgomote de blocuri în regiuni fără tranziții, dar cu contrast ridicat, iar fig. 2.6. prezintă forma zgomotelor de blocuri într-o regiune cu textură.

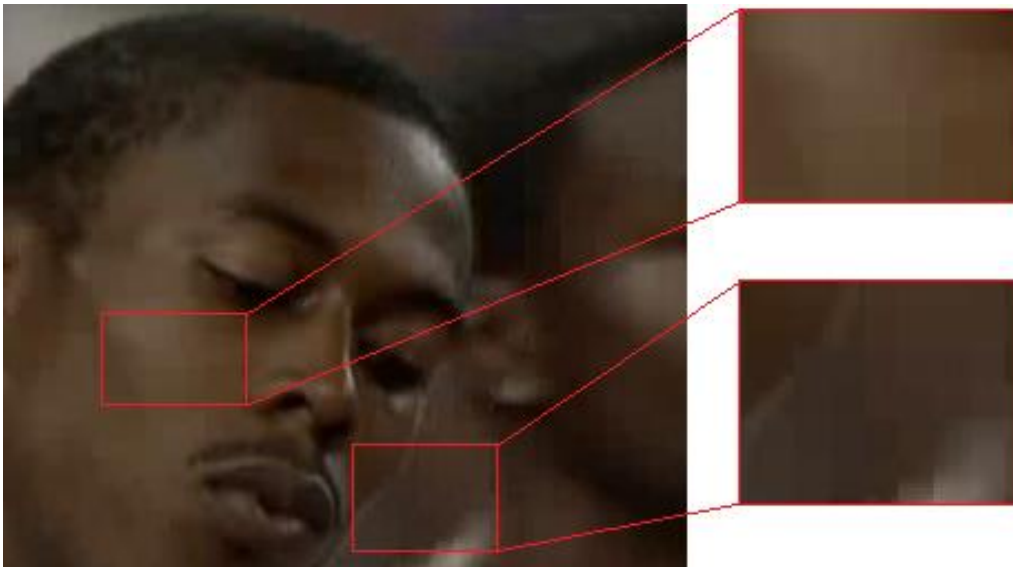


Fig 2.5 Zgomote de blocuri de cuantizare în regiuni fără tranziții

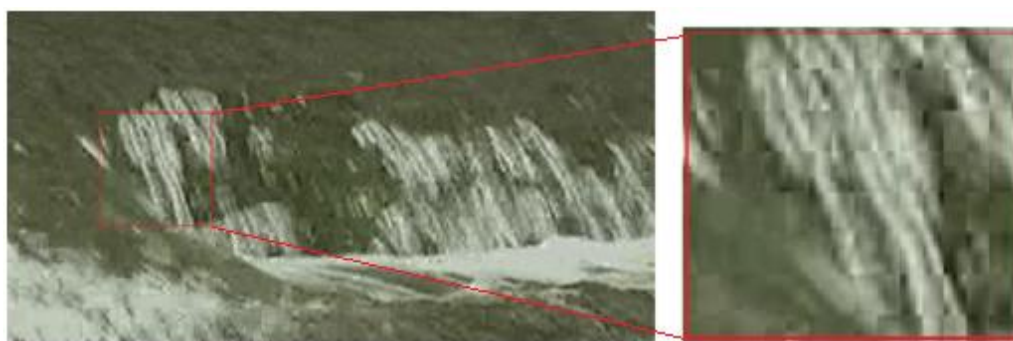


Fig 2.6 Zgomote de blocuri de cuantizare în regiuni cu textură

2.3. Măsurarea zgomotului analogic

2.3.1. Stadiul actual

Măsurarea zgomotului analogic în intervalul de blanking [7] oferă cea mai robustă măsurare, însă pentru transmisiile video digitale metoda este inutilizabilă, datorită diferitelor secvențe de semnalizare digitală inserate în acest interval (de exemplu, semnalele de Teletext, sau Close-Caption, respectiv WSS (wide stream signaling), ocupă integral regiunea de blanking). Prin urmare, măsurarea zgomotului analogic poate fi efectuată robust doar în zona video activă.

În literatură se pot găsi o multitudine de abordări pentru măsurarea zgomotelor analogice. Acestea se bazează pe abordări spațiale, temporale, sau constau din combinații de metode spațio - temporale. Există și abordări mai puțin convenționale, precum cele bazate pe metode neuronale cu structuri neuronale.

Teoretic, valoarea de zgomot poate fi extrasă de pe zona activă video pe baza unei statistici largi care, în general, se bazează pe valoarea medie a tuturor pixelilor din imagine. Pe lângă un cost foarte ridicat al acumulatorului de valori de pixel (pentru imagini de rezoluție HD, deci 1920x1080 și cu gamă dinamică de 10 biți/pixel, mărimea acumulatorului este de 25 de biți), această abordare nu ține seama de natura aleatoare a imaginilor. Astfel, pentru abordarea menționată, valoarea de zgomot raportată poate varia dramatic de la cadru la cadru, chiar și atunci când imaginile fac parte din aceeași scenă video.

În [8] se descrie o metodă spațială de măsurare care exploatează informația tuturor celor trei canale de culoare pentru a extrapola informația de zgomot locală din măsurători independente aplicate unor tabele de căutare. În [9] se clasifică informația de luminanță în regiuni de aceeași intensitate pe baza cărora se calculează valoarea de zgomot funcție de deviația standard locală. Metoda descrisă în [7] se bazează pe o descompunere a imaginii în benzi spațiale pentru o analiza mai precisă multi-bandă a nivelelor de zgomot.

În fig. 2.7. se prezintă structura unui sistem video care utilizează blocul de măsurare de zgomot alb. Circuitul de măsurare este amplasat *direct* pe semnalul de intrare și controlează blocurile de procesare ulterioare.

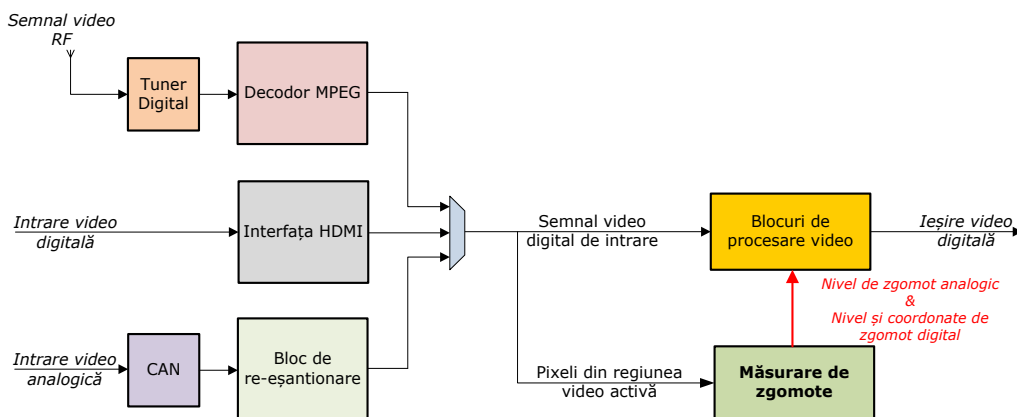


Fig 2.7 Structura de sistem și amplasarea blocului de măsurare video

Există și abordări bazate pe informația temporală, cum ar fi [6],[7] sau care se bazează pe metoda NLM (Non-Local Means sau minimizarea erorii locale medii pătrate dintre pixeli dintr-o vecinătate).

În [10] se propune o metodă de măsurare implementată cu rețele neuronale.

Majoritatea soluțiilor menționate, fie nu pot fi implementate în circuite ASIC, fie nu se pretează unei implementări ASIC eficiente. Algoritm de măsurare a zgomotului analogic

În cele ce urmează se propune un algoritm de măsurare a zgomotelor analogice care îndeplinește atât criteriul de precizie a măsurării, cât și pe cel al eficienței implementării în ASIC.

Algoritm propus reprezintă una dintre contribuțiile personale ale autorului, fiind concretizat în două brevete de invenție internaționale. [11, 12]. Aceste soluții sunt aplicate în circuite ASIC implementate pe receptoare TV ale companiilor Sony, Samsung, LG, Toshiba, Philips, Vizio.

Având în vedere că în cele mai multe cazuri practice componenta spațială a zgomotului analogic este dominantă, componentele temporale de zgomot chiar dacă există, au un rol mai redus în deteriorarea calității imaginilor. Această premisă permite ca măsurarea zgomotului să fie efectuată exclusiv spațial, nefiind deci necesară folosirea memoriilor de cadre

O a doua optimizare în scopul reducerii costului de implementare, care de asemenea reprezintă o contribuție personală, este utilizarea pentru efectuarea măsurătorii a unui singur canal de culoare. Această optimizare este posibilă datorită faptului că zgomotul analogic afectează, în aceeași măsură, toate cele trei canale de culoare. Astfel, pentru măsurarea de zgomot s-a ales canalul de luminanță, datorită faptului că marea majoritate a imaginilor conțin informație de luminanță, pe când cea de crominanță adesea poate lipsi sau dacă există, poate fi prezentă sub formă sub-eșantionată.

Ideea centrală a algoritmului se bazează pe constatarea că zgomotul analogic este prezent pe ambele direcții de procesare video (direcția orizontală, respectiv verticală). Dat fiind că de multe ori imaginile progresive conțin atât variații orizontale cât și verticale sau doar pe una dintre direcții, o măsurare precisă a zgomotului doar pe una dintre direcțiile de procesare nu este întotdeauna garantat a produce rezultate corecte. Măsurarea pe ambele direcții de procesare constituie o altă contribuție personală a autorului.

O altă contribuție personală este generalizarea acestui concept și pentru imagini întreșesute, caz în care valoarea măsurată de zgomot este jumătate din valoarea măsurată pe aceeași imagine, dar în format progresiv.

Algoritm de reducere a zgomotului Gaussian execută o măsurare a valorii medii de zgomot pe întreg cadrul de imagine și se bazează pe calcularea valorii minime a energiei semnalului de pe direcții orizontale și verticale dintr-o vecinătate predefinită. Aproximarea valorii de energie se face prin calculul pătratului sumei de diferențe dintre pixeli succesivi (*SAD* sau **S**um of **A**bsolute **D**ifferences).

Având în vedere că zgomotul gaussian are o distribuție uniformă, indiferent de activitatea (tranzițiile) din semnalul video, calcularea de *SAD* s-ar putea efectua pe întreg semnalul video, deci atât în zone de tranziție precum și în regiuni plate. Trebuie însă avut în vedere că amplitudinea tranzițiilor este mai mare decât nivelul de zgomot alb, valorile de zgomot pot fi cu ușurință mascate de tranzițiile propriuzise. Aplicând aceeași logică în cazul sistemului ideal cu nivelul de zgomot nul, și nivelul tranzițiilor din regiuni plate ar trebui să fie zero. Astfel, măsurarea zgomotului în regiunile cele mai "liniștite" (cu minimum de tranziții) crește probabilitatea de a efectua o măsurare de zgomot mai precisă.

Algoritmul propus exploatează această constatare, efectuând o căutare a regiunii celei mai liniștite din imagine, unde integrala variațiilor din regiune poate fi asociată cu nivelul de energie a zgomotului alb. Valoarea minimă de energie din toate regiunile de variații minime este, în general, cea mai apropiată de valoarea curentă a zgomotului de canal. Cu alte cuvinte, regiunile plate sunt caracterizate de un minim energetic. Astfel, candidatul cel mai probabil pentru efectuarea măsurătorii este regiunea din întreg cadrul video cu un minim de tranziții.

SSD (**S**um of **S**quared **D**ifferences) oferă o evaluare pătratică, teoretic mai potrivită pentru exprimarea valorilor de energie, însă costul implementării este mai ridicat decât pentru SAD, datorită multiplicatorului suplimentar.

Ecuțiile (2.2), (2.3) și (2.4) arată aproximarea energiei locale prin valoarea sumei pătratelor diferențelor (SSD) respectiv prin valoarea sumei de valori absolute a diferențelor (SAD).

$$\begin{aligned} SSD(\Delta_x, \Delta_y) &= \sum_{\text{Zona activă}} \sum_{\text{Regiune}} (P_{(m,n)} - P_{(m+1,n+1)})^2 \\ SAD(\Delta_x, \Delta_y) &= \sum_{\text{Zona activă}} \sum_{\text{Regiune}} |P_{(m,n)} - P_{(m+1,n+1)}| \\ SAD &\cong SSD \end{aligned} \quad (2.2)$$

unde: $P_{(m,n)}$ reprezintă valoarea unui pixel de coordonate (m,n) , SSD reprezintă expresia sumei pătratelor diferențelor și SAD reprezintă expresia sumei de valori absolute a diferențelor

Pentru aplicația de măsurare de zgomot, conform inegalității Cauchy-Schwarz, din ecuația (2.3) și ecuația (2.4) se poate demonstra că eroarea introdusă de folosirea de SAD în locul SSD este neglijabilă.

$$\begin{aligned} SSD(\Delta_x, \Delta_y) &= \sum_{\text{Zona activă}} \sum_{\text{Regiune}} (P_{(m,n)} - P_{(m+1,n+1)})^2 \geq \\ &\geq \frac{1}{N} \sum_{\text{Zona activă}} \sum_{\text{Regiune}} (P_{(m,n)} - P_{(m+1,n+1)})^2 = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{\text{Zona activă}} \left(\sum_{\text{Regiune}} P_{(m,n)} - \sum_{\text{Regiune}} P_{(m+1,n+1)} \right)^2 \end{aligned} \quad (2.3)$$

respectiv:

$$\begin{aligned} SAD(\Delta_x, \Delta_y) &= \sum_{\text{Zona activă}} \sum_{\text{Regiune}} |P_{(m,n)} - P_{(m+1,n+1)}| \geq \\ &\geq \sum_{\text{Zona activă}} \left| \sum_{\text{Regiune}} (P_{(m,n)} - P_{(m+1,n+1)}) \right| = \\ &= \sum_{\text{Zona activă}} \left| \sum_{\text{Regiune}} P_{(m,n)} - \sum_{\text{Regiune}} P_{(m+1,n+1)} \right| \end{aligned} \quad (2.4)$$

unde: N reprezintă numărul de regiuni de calcul.

Având în vedere costul mai coborât de implementare pentru SAD relativ la SSD, implementarea algoritmului folosește forma de SAD (relația (2.4)).

Termenul de "Zonă activă" reprezintă regiunea din zona activă video pe care se efectuează măsurătoarea, iar termenul "Regiune" reprezintă dimensiunile zonei de căutare a varianței minime.

Alegerea dimensiunilor regiunii de căutare

Ideal, pentru a elimina erori de măsurare generate de tranzițiile de blocuri de cuantizare MPEG, dimensiunile termenului "Regiune" ar trebui să fie dublul dimensiunilor unui bloc standard de cuantizare, deci de 16x16 pixeli. Din motive practice legate de reducerea numărului de memorii de linie, dimensiunile verticale nu pot depăși 6 linii.

Având în vedere că adesea imaginile nu conțin decât foarte puține regiuni sărace în tranziții, algoritmul propus efectuează o căutare a celei mai liniștite regiuni din imagine prin măsurări pe regiuni de mai multe dimensiuni. Această abordare reprezintă o altă contribuție personală a autorului.

Practic, se folosesc regiuni de căutare ale căror dimensiuni să coincidă cu cel puțin una din dimensiunile blocurilor de cuantizare MPEG standard pe de o parte, iar pe de altă parte să reflecte numărul tipic de eșantioane necesare pentru reprezentarea unui set reprezentativ de tranziții video. Un alt criteriu de alegere al dimensiunii de măsurare este legat de natura aleatoare a imaginilor, în care uneori regiunile de varianță minimă pot fi mult mai mici decât mărimea unui bloc de compresie.

Astfel, căutarea regiunii de SAD minim se face în paralel pe mai multe ferestre glisante de dimensiuni 6x16, 6x8, 4x4 și 3x16. Desigur, numărul ferestrelor de căutare poate fi extins, însă experimental s-a ajuns la concluzia că un număr de patru ferestre este optim d.p.d.v al raportului cost/performanță.

Acumularea de SAD se face pe ambele direcții de procesare (orizontală/verticală) pentru a exploata natura uniformă a distribuției gaussiene a zgomotului alb.

Creșterea distribuției de măsurare

Numărul pixelilor evaluați determină precizia măsurării, având în vedere natura statistică a procesului de măsurare a zgomotului gaussian. Pentru a crește distribuția de măsurare, măsurătorile se efectuează în paralel pe mai multe zone (macro-regiuni). Astfel, imaginea se împarte în 16 zone nesuprapuse, pe care se efectuează măsurători identice. Nivelul final de zgomot este ales ca fiind valoarea medie a minimelor celor mai apropiate de pe fiecare fereastră de căutare a fiecăreia dintre cele 16 zone.

$$\text{NivelZgomot}_n = \frac{\sum \min(SAD_r^z)}{n} \quad (2.5)$$

unde: $z=0\div 15$ este numărul zonelor de măsurare; $r=0\div 3$ - numărul regiunilor de măsurare incluse în fiecare zonă de măsurare; n - numărul minimelor comune între zonele de măsurare.

Ponderarea nivelului de zgomot

Valorile de zgomot măsurate se bazează strict pe activitatea zonelor de căutare. Din punct de vedere subiectiv însă, percepția de imagine zgomotoasă este mai pregnantă în zone întunecate, pe când percepția imaginilor luminoase este mai puțin afectată de nivelul de zgomot. Pentru a controla acest aspect, se ponderează valorile de zgomot cu media luminanței pixelilor din regiunile de căutare cu SAD minim și de valori apropiate. Astfel, relația (2.5) devine:

$$NZ^* = NZ \left[1 - \frac{\sum_k \sum_{Regiune} P(m,n) \sum P(m,n)}{m \cdot n \cdot k} \right] \quad (2.6)$$

unde: NZ este valoarea de zgomot curentă; NZ^* - valoarea ponderată de zgomot; $P(m,n)$ - valoarea pixelilor în coordonatele m , respectiv n din regiunea/regiunile de SAD minim; k - numărul regiunilor cu valori de SAD minim și apropiate între ele.

În fig. 2.8. se prezintă efectele ponderării cu valoarea medie de luminanță a nivelului măsurat de zgomot.

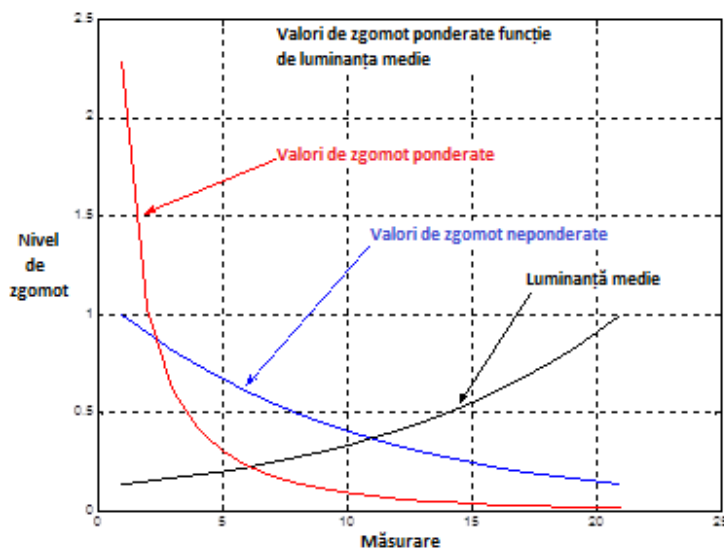


Fig 2.8 Ponderarea măsurării de zgomot cu valoarea medie de luminanță

Filtrarea IIR

Rezultatul ponderării măsurătorii cu nivelul mediu de luminanță poate varia foarte între cadre succesive de imagini datorită variațiilor nivelului de zgomot real din imagine și a luminanței medii, dar și datorită erorilor de măsură. Variații bruște ale nivelului de zgomot între cadre succesive pot duce la apariția pe imaginile afișate a unui efect de pîlpîire foarte deranjant. Din acest motiv, valoarea măsurată de zgomot este netezită temporal cu ajutorul unei filtrări IIR.

Relația (2.7) descrie funcția de transfer pentru un filtru IIR de ordinul Q . Pentru implementarea algoritmului s-a optat pentru o formă simplificată de filtru IIR de ordinul 1 (relația (2.7)):

$$NZ_{[t]} = 2^{-\tau} (SAD_{[t]} - NZ_{[t-1]}) + NZ_{[t-1]} = \alpha SAD_{[t]} + \beta NZ_{[t-1]} \quad (2.7)$$

$$\alpha = 2^{-\tau}$$

$$\beta = 1 - \alpha$$

unde: τ reprezintă constanta de integrare a filtrului IIR.

Utilizatorul poate controla valoarea constantei de integrare τ a filtrului IIR (relația (2.7)) prin programarea unui registru dedicat.

Măsurarea zgomotelor în cazul schimbării de scenă

Pentru măsurarea corectă a zgomotului analogic, este necesară o operație de resetare a procesului de interpolare temporală la schimbarea de scenă, pentru că scene diferite ar putea altera dramatic variațiile temporale lente ale nivelului de zgomot măsurat. Din acest motiv, la detecția unei schimbări de scenă, filtrarea IIR se re setează prin forțarea la zero a constantei de integrare τ în relația (2.8).

Detecția schimbării de scenă este la fel de importantă și pentru resetarea tuturor celorlalte procesări cu componentă temporală. Aceste procesări includ dețințesarea semicadrelor, detectorul de cadență, reducerea temporală a zgomotelor, reducerea zgomotelor de blocuri, conversia de frecvență a cadrelor, etc.. Algoritmii de detecție a schimbării de scenă este, în general, inclus în detectorul de cadență de mod film și nu face parte din conținutul lucrării de față.

2.3.2. Structura algoritmului de măsurare a zgomotului analogic

Se poate observa că ultimul termen din relația (2.4), poate fi implementat sub forma unui acumulator de diferențe cu dimensiuni cu 1 mai mici decât dimensiunile fereastei glisante de pixeli, specificată pentru regiunea de căutare. Fig. 2.9. prezintă implementarea grilei de calcul al SAD.

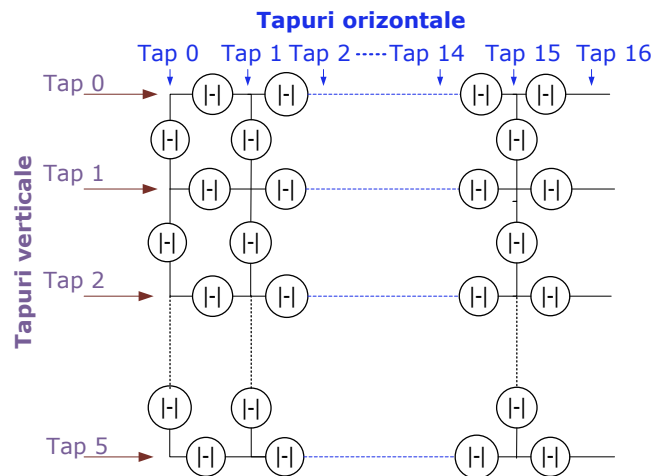


Fig 2.9 Grila de pixeli pentru fereastra glisantă de SAD de 5x16

Pentru a reflecta regiunea maximă de operare concretă a algoritmului de măsurare a zgomotului analogic, dimensiunile grilei din figură au fost alese de 6x17. Pentru aceste dimensiuni de grilă, implementarea fereastei glisante de căutare necesită un acumulator de diferențe de dimensiuni 5x16.

Implementarea propriu-zisă a calculării de SAD, respectiv de calculare a valorii medii de luminanță este prezentată în fig. 2.10, iar structura finală a algoritmului de măsurare a zgomotului analogic este prezentată în fig. 2.11.

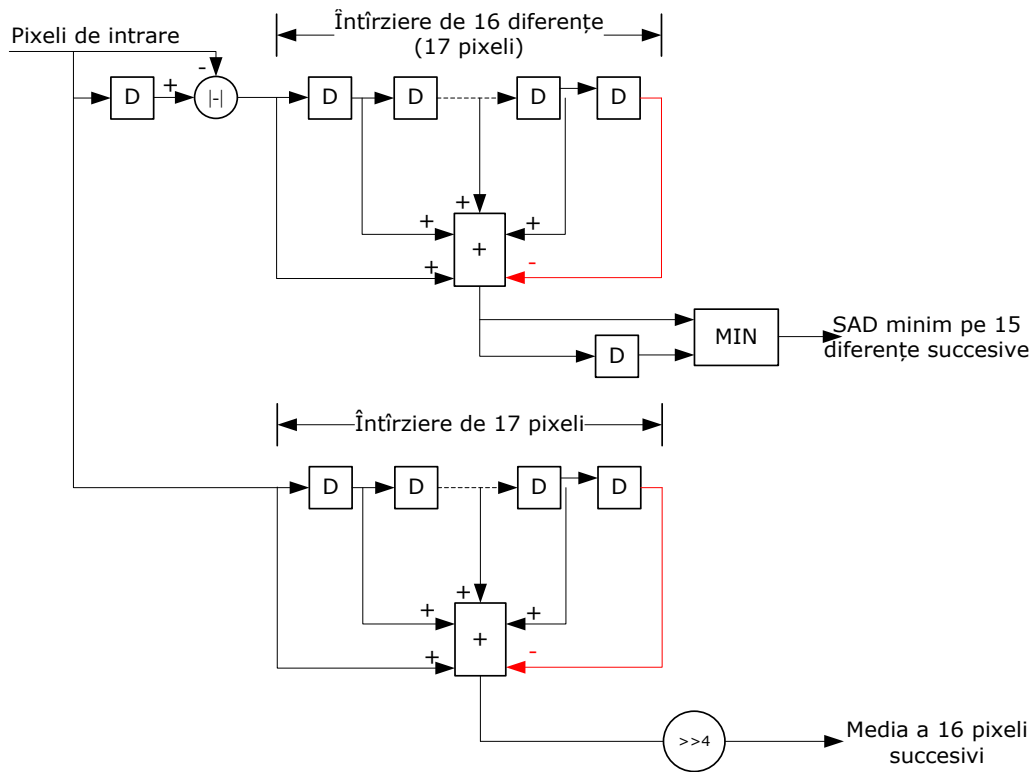


Fig 2.10 Calculul SAD și a luminanței medii de pixel pe fereastră glisantă

Din fig. 2.11, se poate observa că cele 6 elemente de întârziere verticală nu necesită decât 5 memorii de linii, în condițiile în care linia a 6-a este formată din pixelii curenți. Totodată, extragerea valorii minime de SAD din fereastra glisantă poate fi extrem de eficient implementată, dacă este realizată conform diagramei din fig. 2.10.

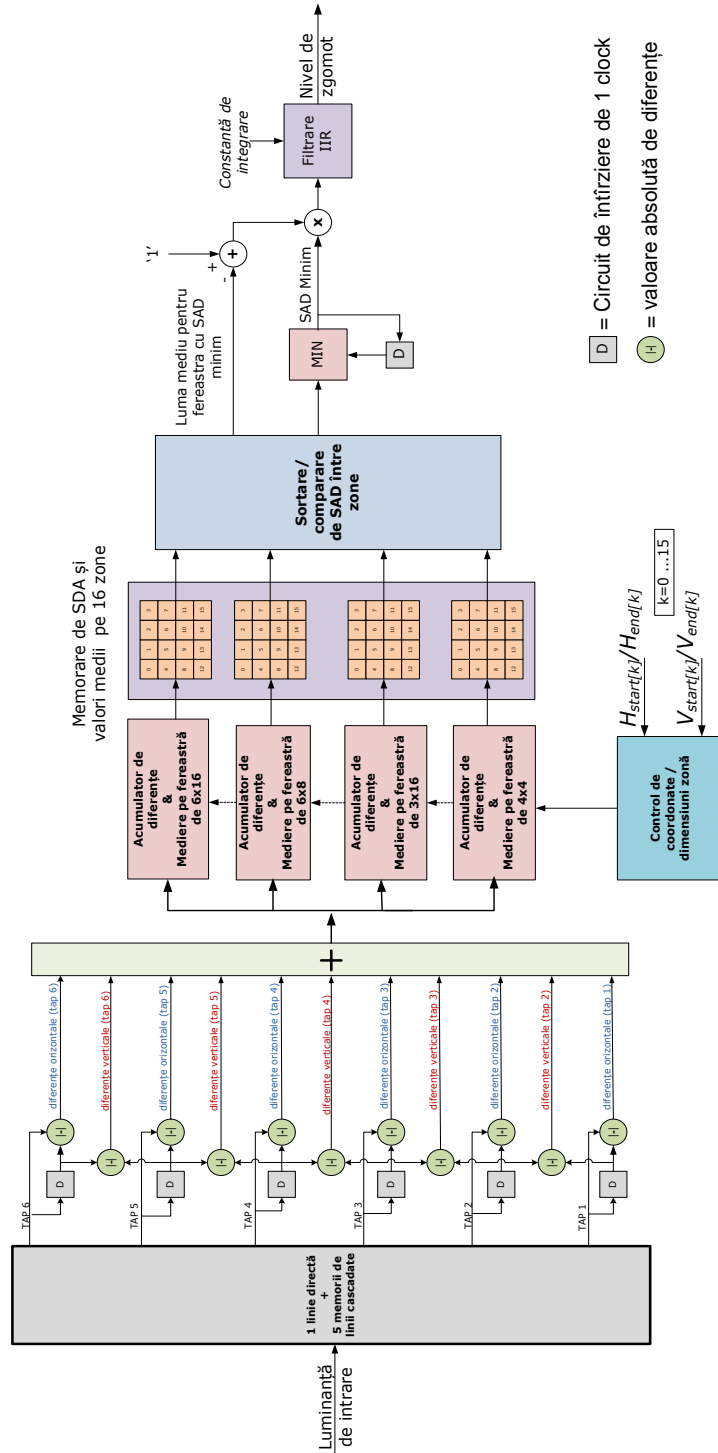


Fig 2.11 Structura de măsurare a zgomotului analogic

2.4. Filtrarea zgomotului analogic

Stadiul actual

Filtrarea zgomotelor este o problemă extrem de importantă și constituie o etapă distinctă din procesarea imaginilor. Filtrarea zgomotelor trebuie efectuată înainte oricărui alt tip de procesare, dat fiind că pixelii de zgomot pot fi ușor greșit confundați cu pixeli legitimi.

Problema fundamentală a reducerii zgomotelor constă nu atât în operația de filtrare propriu-zisă, ci în abilitatea algoritmului de a nu afecta decât pixelii legitimi. În caz contrar, algoritmi de zgomot pot conduce la încețoșarea imaginii, datorită atenuării frecvențelor înalte din semnal. Alte defecte pot fi introduse de filtrare excesivă care conduce la fuziunea pixelilor învecinați, respectiv de introducerea de oscilații excesive de-a lungul tranzițiilor.

Literatura de specialitate este inundată cu diverse soluții pentru atenuarea surselor de zgomot gaussian și nu numai, dintre acestea, tehnicile bazate pe undișoare sunt printre cele mai populare. Aceste metode exploatează proprietățile de sparsitate ale semnalului acoperit de zgomot în contextul analizei multirezoluție [13-17].

În [18] se prezintă o sinteză a metodelor de atenuare a zgomotelor cu performanțele și limitările asociate. Astfel, metoda bazată pe bandelets a lui Mallat [19], chiar dacă oferă rezultate extrem de performante, necesită urmărirea sau corelarea extremelor locale dintre nivelele de descompunere multirezoluție. Metoda lui Donoho [20], bazată pe filtrarea cu prag a undișoarelor, propune o abordare simplificată care nu necesită urmărirea sau corelarea extremelor locale. Ambele metode amintite sunt neimplementabile în ASIC datorită costului asociat memoriilor de linie necesare descompunerii/recompunerii multirezoluție. Metodele bazate pe medierea valorilor nelocale (NLM) propuse de Protter [14] și Buades [21], sunt extrem de performante dar foarte costisitoare.

Criteriul de bază în evaluarea diferitelor metode este, în general, cel al calității, dar arareori se face referire la costul implementării care este practic criteriul determinant în alegerea soluțiilor fezabile pentru implementarea în ASIC.

Scopul algoritmului de față este acela de a oferi o rezolvare simplă și eficientă a problemei atenuării zgomotelor, care permite implementarea eficientă a acestuia în circuite ASIC.

2.4.1. Algoritmul de atenuare a zgomotului analogic

Cel mai simplu algoritm pentru reducerea zgomotelor este filtrul median, iar o variantă mai complexă a acestuia este filtrarea mediană cu clasificare (FMC). Spre deosebire de filtrele FIR liniare, filtrele mediane sunt structuri de filtrare neliniare, care prezintă calități de preservare a detaliilor în prezența zgomotelor. În mod deosebit pentru zgomotul de impuls, filtrele mediane oferă performanțe superioare filtrelor FIR.

Filtrarea mediană clasică oferă o reducere considerabilă a nivelului de zgomot, dar atenuază vizibil și detaliile, în lipsa unui mecanism eficient de separare a acestora din imagini. Se impune deci, găsirea unei metode alternative de filtrare mai precisă și de complexitate comparabilă.

Filtrarea mediană cu clasificator

Algoritmul de față reprezintă una din contribuțiile personale ale tezei, și se referă la o categorie îmbunătățită de filtrare mediană, în care filtrarea se face adaptiv, pe baza deciziilor obținute pe pixel de la un clasificator de tranziții. De aici și denumirea de *filtrare mediană cu clasificator (FMC)*.

Astfel, se analizează câteva structuri speciale de filtre mediane, în ideea obținerii unor combinații care să ofere abilitatea de reducere a zgomotului împreună cu asigurarea păstrării detaliilor din imagini.

Se analizează combinații de structuri de filtre mediane după cum urmează: filtrul median standard [22-25]; filtrul median central [22-25]; filtrul median ponderat central [22-25]; filtrul median cu semn [26] și în cele din urmă, filtrul median cu trei stări [27-30] (vezi fig.2.6.). Se folosește o fereastră de pixeli de 3x3, în care pixelul prelucrat curent este pixelul central.

Informația de clasificare este utilizată pentru a selecta dinamic între diferite tipuri de filtre mediane în vederea unei mai bune adaptări la structura spațială curentă.

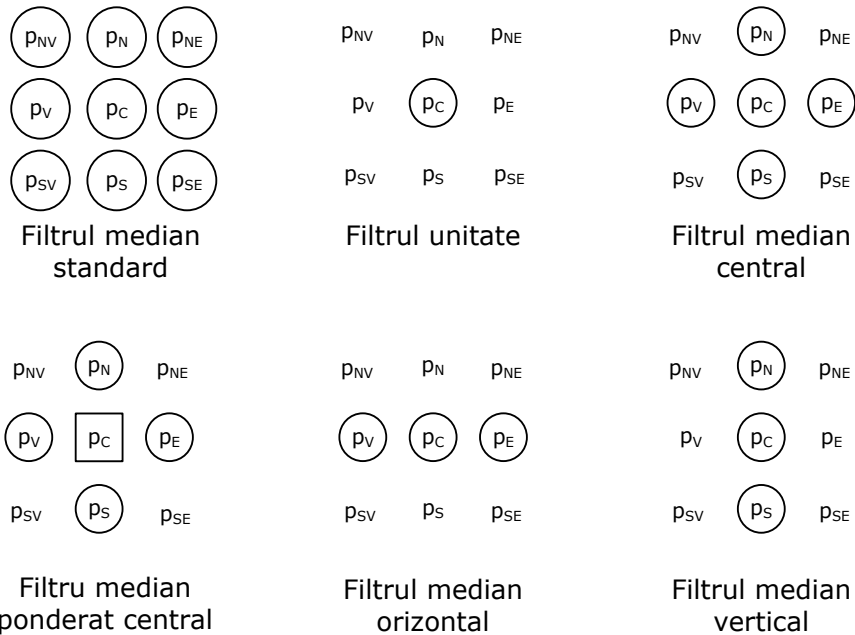


Fig 2.12 Structuri de filtre mediane

Clasificatorul analizează distanțele (d_N , d_S , d_E , d_V) (diferențe în valoare absolută) dintre pixelul central și cei patru vecini spațiali de pe Grila ortogonal. (vezi fig. 2.8. și relația (2.8)):

$$d_k = |P_c - P_k|, k = \{N, S, E, V\} \quad (2.8)$$

Pixelul central este asociat unuia dintre cele patru filtre din banc funcție de valoarea distanțelor d_k .

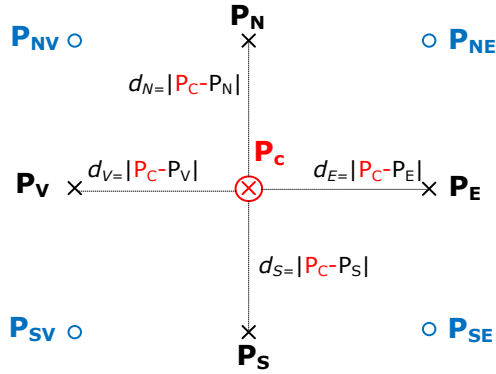


Fig 2.13 Constelația de pixeli din FMC

Selecția filtrelor mediane

Selecția tipului de filtru median este un proces dinamic controlat de diferențele dintre pixeli. Astfel, în zone omogene sau fără variații largi ale muchiilor, se preferă o filtrare mai agresivă. Pentru regiunile cu o tendință direcțională dominantă se dorește o filtrare direcțională, iar pentru zonele de sparsitate ridicată se preferă filtrul identitate. Relația dintre valoarea distanțelor și filtrele selectate este rezumată în cele ce urmează.

Selecția filtrelor se face relativ la diferența dintre distanțe și nivelul de zgomot estimat din imagine (NZ) (vezi relația (2.9)):

$$d_k = \max(d_k - NZ, 0), k = \{N, S, E, V\} \quad (2.9)$$

Pentru cazul în care toate distanțele sunt sub pragul de zgomot, valoarea pixelului central va proveni de la un filtru median cu pondere egală pentru toate eșantioanele din fereastră. (vezi relația (2.10.):

$$\mathbf{P}_c^* = \text{median} \left\langle \begin{array}{ccc} P_{NV}, P_N, P_{NE} \\ P_V, \mathbf{P}_c, P_E \\ P_{SV}, P_S, P_{SE} \end{array} \right\rangle \quad (2.10)$$

Pentru cazul în care doar una dintre distanțe este sub pragul de zgomot, valoarea pixelului central va proveni de la filtrul median cu pondere centrală combinat cu filtrul median cu semn. Astfel, filtrarea mediană are loc pe pixelii nord-sud, respectiv est-vest din constelație. Eșantionului central i se atribuie o pondere (4) egală cu numărul celorlalte eșantioane din constelație (vezi relația (2.11.)):

$$\mathbf{P}_c^* = \text{median} \left\langle \begin{array}{c} P_N, \\ P_V, \quad 4 * \mathbf{P}_c, \quad P_E \\ P_S \end{array} \right\rangle \quad (2.11)$$

Pentru cazul în care două dintre distanțe sunt sub pragul de zgomot, valoarea pixelului central va proveni dintr-un filtru median unidimensional cu pondere centrală, combinat cu un filtru median cu semn. Astfel, dacă distanțele verticale, respectiv distanțele orizontale, sunt mai mici decât pragul de zgomot, filtrarea mediană se efectuează asupra pixelilor nord-sud/ est-vest din constelație. Toate cele trei eșantioane din constelație sunt ponderate identic (vezi ecuațiile (2.12.) și (2.13.)):

$$\mathbf{P}_c^* = \text{median} \langle P_N, \mathbf{P}_c, P_S \rangle \quad (2.12)$$

$$\mathbf{P}_c^* = \text{median} \langle P_V, \mathbf{P}_c, P_E \rangle \quad (2.13)$$

Pentru imagini nezmotoase, valorile tuturor distanțelor vor fi peste pragul de zgomot și filtrarea mediană nu este necesară. Filtrul folosit este filtrul identitate (vezi relația (2.14.)):

$$\mathbf{P}_c^* = \mathbf{P}_c \quad (2.14)$$

În fig. 2.14. se prezintă câteva rezultate experimentale obținute prin metoda *FMC*. Se pot ușor observa efectele de filtrare a zgomotelor în regiuni plate (fundal). În prezența zgomotului Gaussian suprapus peste regiuni absolut plate, filtrul median creează uneori un aspect sintetic sau introduce pete de imagine. S-a putut observa că pentru același tip de imagine, filtrele liniare creează tranziții mult mai line, care vizual au mai puține distorsiuni. Un exemplu concret este prezentat în fig. 2.34. Totodată, în urma experimentelor, s-a observat că filtrarea *FMC* nu este eficientă pentru reducerea zgomotelor de impuls specifice zgomotelor analogice compresate.

Astfel, pentru asigurarea unei procesări de reducere a zgomotelor performantă se analizează structura zgomotelor digitale și îmbinarea tehnicilor de filtrare a acestora cu filtrarea *FMC*.



Imagine originală

Imagine filtrată cu FMC

Fig 2.14 Efectele prelucrării cu filtrare *FMC*

2.4.2. Structura algoritmului de filtrare spațială a zgomotului analogic

Structura algoritmului de reducere a zgomotului analogic este prezentată în fig. 2.15. Se poate observa că algoritmul de filtrare spațială (*FMC*) este aplicat independent pe fiecare canal de culoare, iar clasificarea pentru selecția măștii optime de filtrare mediană, se realizează doar pe canalul de luminanță. Această optimizare este posibilă datorită faptului că sistemul vizual uman este mai puțin sensibil la componentele de culoare, astfel încât filtrul median aplicat pe componentele de cromaticitate poate refolosi informația de clasificare de pe canalul de luminanță fără efecte adverse vizibile.

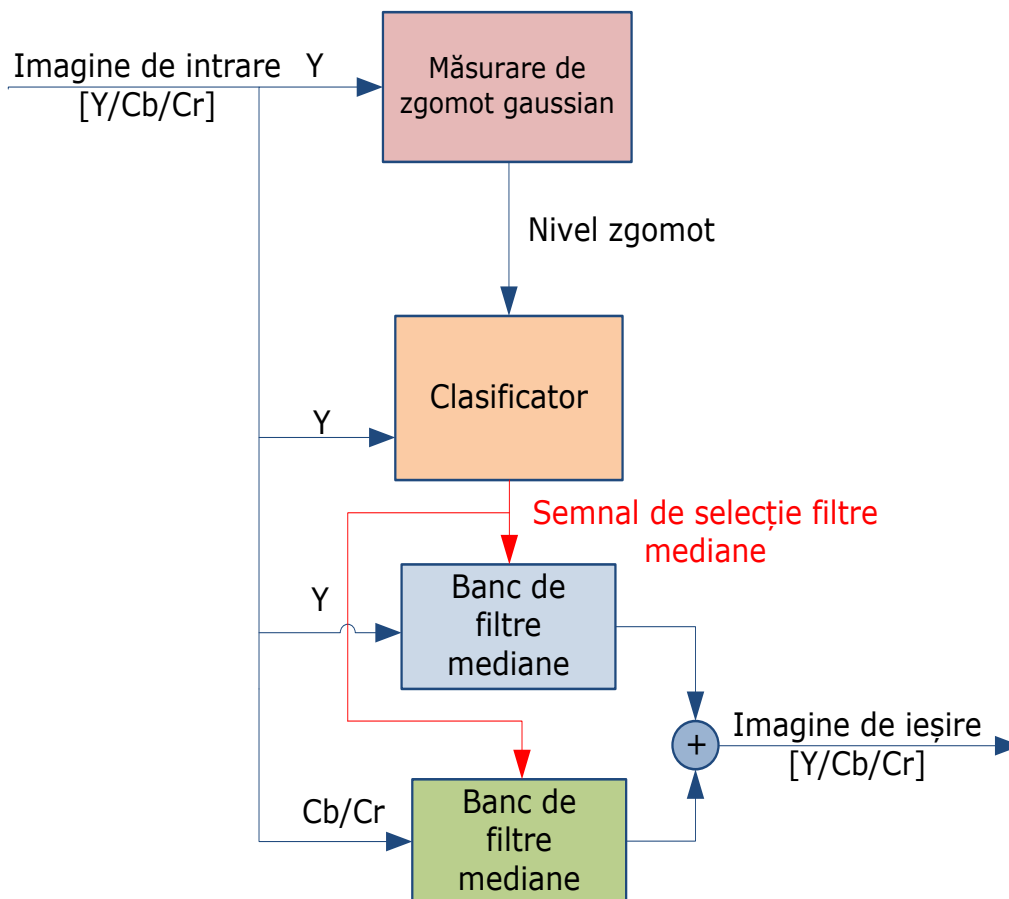


Fig 2.15 Structura de filtrare a zgomotului analogic cu *FMC*

2.5. Filtrarea zgomotelor digitale

2.5.1. Stadiul actual

După cum s-a amintit anterior, zgomotul *Mosquito* este cauzat de filtrarea în decursul compresiei DCT a coeficienților corespunzători tranzițiilor puternice din imagine. Semnalul video rezultat devine, astfel, doar o aproximare a celui original, conținând erori de cuantizare care se manifestă prin distorsiuni concentrate de-a lungul muchiilor. În literatură fenomenul este cunoscut și sub denumirea de *zgomot Gibbs*.

Zgomotul de blocuri de cuantizare (sau simplu *zgomotul de blocuri*) apare datorită faptului că după cuantizarea coeficienților DCT din zonele fără tranziții, doar coeficienții de joasă frecvență prezintă valori ridicate, iar coeficienții de înaltă frecvență sunt zero sau de valori reduse.

Sistemul vizual uman este mai sensibil la componente de frecvență joasă, motiv pentru care și matricea de cuantizare DCT a fost concepută pentru reproducerea precisă a acestor componente spectrale. Din acest motiv, distorsiunile introduse pe direcții diagonale sunt în general mai vizibile datorită răspunsului limitat de înaltă frecvență al procesării DCT. Din același motiv, cel mai multe defecte se întâlnesc în regiuni cu conținut de frecvențe verticale și orizontale apropiate de frecvența Nyquist [31].

În literatură se pot găsi o multitudine de abordări pentru măsurarea zgomotelor digitale. În [32] se face o trecere în revistă a categoriilor celor mai des întâlnite de algoritmi adaptivi de reducere a zgomotelor digitale. Astfel, abordările existente se încadrează în trei mari categorii algoritmice:

i) *Metode de netezire locală* [33-37], care efectuează o analiză a tranzițiilor în scopul aplicării unei filtrări de netezire selectivă asupra tranzițiilor nelegitime caracteristice blocurilor de compresie, respectiv de-a lungul tranzițiilor legitime pentru atenuarea zgomotelor *Mosquito*. O simplificare a metodei de netezire locală este *metoda de netezire globală* [33, 38, 39], în care, funcție de nivelul tranzițiilor din imagine, se efectuează o netezire globală a zgomotelor;

ii) *Metode bazate pe transformata DCT* [33, 38], care fie implementează o filtrare DCT directă, fie implementează variații ale teoriei POCS (**P**rojection **O**n **C**onvex **S**paces), în care se combină iterativ filtrarea DCT cu filtrarea spațială;

iii) *Metode bazate pe transformata Wavelet* [40-45], care efectuează diverse operații de netezire în domeniul wavelets.

Costul implementării metodelor de netezire este mult mai mic decât al celorlalte metode, însă performanțele de filtrare obținute de metodele de netezire (locală sau globală) nu se ridică, în general, la nivelul soluțiilor bazate pe transformata DCT sau wavelet.

Adeseori, semnalul compresat nu este rezultatul unui singur proces de compresie/decompresie sau conține o combinație de imagini compresate și imagini necompresate. În această situație, erorile de compresie vor diferi substanțial între cele două surse, fiind dependente de nivelele de compresie. Astfel de situații produc defecte greu de cuantificat pentru că informații esențiale privind dimensiunile blocurilor de compresie și nivelul zgomotelor de cuantizare [46] se pierd în decursul compresiilor multiple.

Detecția și măsurarea blocurilor de compresie necesită o măsurare a mărimii relative a tranzițiilor puternice (muchii sau texturi) față de regiunile plate din imagine [10, 47-50]. Adesea diferențierea corectă dintre muchii oarecare sau muchii parte din blocuri de compresie necesită o operație de clasificare a tăriei muchiilor

prin filtre de sortare neliniare [29, 51]. Problema devine chiar mai complexă în situația în care imaginile provin dintr-o combinație de surse digitale și analogice compresate diferit, deci cu dimensiuni diferite ale blocurilor de compresie.

În astfel de situații, măsurarea precisă a zgomotelor nu este întotdeauna posibilă, și se impune includerea unor caracteristici de invarianță la nivelul și dimensiunile spațiale ale acestora. [16, 48].

Astfel, performanțele algoritmilor de reducere a distorsiunilor MPEG sunt dictate de abilitatea acestora de a detecta și măsura nivelul și locația acestor zgomote, permițând filtrarea acestora fără a afecta restul imaginii.

De aici rezultă și motivația algoritmului descris în teza de față, de a oferi o calitate înaltă a filtrării zgomotelor la un cost redus al implementării. Se optează pentru o combinație dintre metodele de netezire locală, cu mențiunea că aspectul recursiv al ii) nu se ia în considerare.

2.5.2. Algoritmul de filtrare a zgomotelor Mosquito (ARZM)

Scopul algoritmului propus este de a atenua componentele de înaltă frecvență caracteristice zgomotelor Mosquito de-a lungul tranzițiilor puternice.

Analiza structurii zgomotelor Mosquito

Un exemplu de imagine compresată cu zgomote Mosquito este cel din fig. 2.16.

Analizând imaginea din fig. 2.16. se poate constata că mărimea regiunilor cu zgomot Mosquito este egală cu dimensiunea blocurilor de cuantizare MPEG (multipli de 8x8 pixeli), iar din fig. 2.17. se poate observa structura în tablă de șah a regiunilor de zgomot Mosquito. Alternanța nivelelor de intensitate din structura în tablă de șah sugerează că regiunile acoperite de zgomot Mosquito conțin frecvențe înalte, în special, de-a lungul tranzițiilor diagonale puternice.

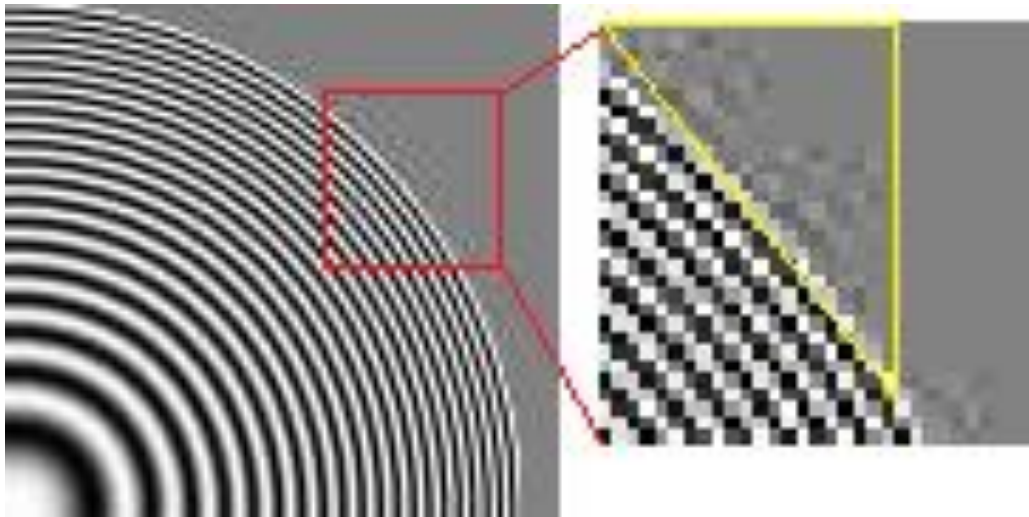


Fig 2.16 Localizarea și dimensiunile zgomotelor Mosquito

O analiză atentă a nivelelor de intensitate, ne arată că zgomotul Mosquito este caracterizat printr-o variație a intensității locale relativ la intensitatea medie locală. Amplitudinea acestor variații este maximă în apropierea tranziției care a cauzat zgomotele, și descrește în extremitatea opusă a blocurilor de cuantizare (8x8).

În general, cu toate că amplitudinea zgomotelor Mosquito este mai pronunțată de-a lungul muchiilor diagonale, regiuni cu risc de zgomot Mosquito pot apărea de-a lungul tranzițiilor puternice de orice orientare. Astfel, o cerință suplimentară pentru ARZM (**A**lgoritm de **R**educere a **Z**gomotelor **M**osquito) este ca răspunsul la impuls al procesării să fie isotropic.

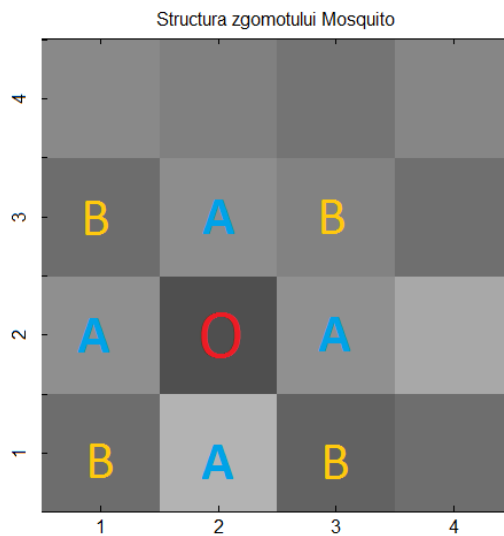


Fig 2.17 Structura în tablă-de-șah tipică a pixelilor de zgomot Mosquito

Structura algoritmului de reducere a zgomotelor Mosquito (ARZM) este prezentată în fig. 2.18. Se poate observa partiționarea algoritmului în două trepte principale:

- i) detecția regiunilor din imagine cu risc de zgomot Mosquito;
- ii) filtrarea zgomotului în regiunile detectate.

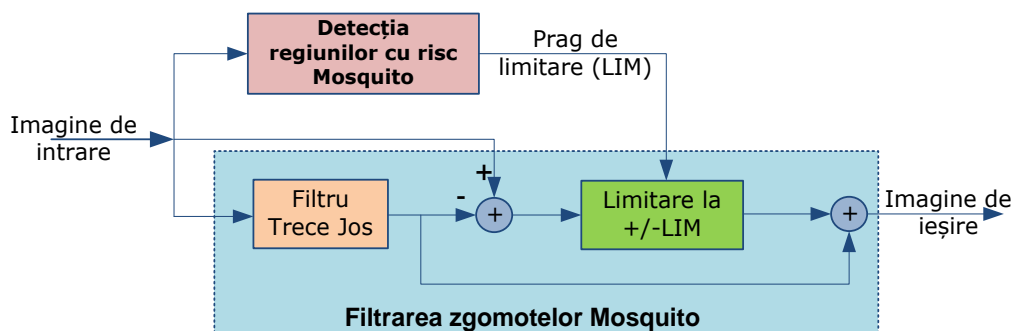


Fig 2.18 Algoritm de reducere a zgomotelor Mosquito (ARZM)

2.5.3. Detecția regiunilor cu risc de zgomot Mosquito

În abordarea de față, s-a avut în vedere că zgomotele Mosquito sunt caracterizate de componente spectrale de înaltă frecvență. Atenuarea zgomotelor Mosquito devine deci echivalentă cu atenurea selectivă a acestor componente.

Astfel, rolul detectorului de regiuni Mosquito este de a genera un semnal de limitare a frecvențelor înalte din semnalul acoperit de zgomot Mosquito pînă la valorile medii locale.

Faptul că zgomotele Mosquito sunt mai vizibile de-a lungul tranzițiilor puternice din regiuni plate, sugerează o asemănare cu metodele de *detecție de contur*.

În general, detecția de contur necesită un filtru cu răspuns invariant la intensitatea și poziția pixelilor din imagine și care oferă o localizare corectă a tranzițiilor în prezența zgomotelor.

Un detector de contururi foarte performant este detectorul USAN (*Univalve Segment Assimilating Nucleus*) [52]. Detectorul USAN, cu o variantă îmbunătățită denumită *SUSAN* (*Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleus*), este un detector neliniar de tranziții, care se bazează pe ideea că fiecare pixel din imagine este inclus într-o regiune de luminozitate similară.

Algoritmul propus reprezintă o contribuție personală a autorului, și constă din modificarea algoritmului *SUSAN* în scopul aplicării acestuia pentru detecția regiunilor cu risc de zgomot Mosquito.

Detectorul SUSAN

Detectorul *SUSAN* constă dintr-o mască circulară care compară pixelul central cu toți vecinii săi radiali. Detecția tranzițiilor este redusă la calculul diferenței dintre aria geometrică și aria locală a suprafeței *SUSAN*.

Detectorul USAN extrage tranzițiile din imagini fără a folosi derivate ale semnalului, motiv pentru care oferă performanțe superioare în prezența zgomotelor. Efectul de integrare al măștii folosite, combinat cu răspunsul neliniar, oferă o rejecție puternică a zgomotelor [52] concomitent cu o localizare precisă a tranzițiilor.

Aria locală a suprafeței circulare a operatorului *SUSAN*, de rază r , este reprezentată de suma în valoare absolută a distanțelor dintre pixelul central și vecinii săi radiali. Aria locală este calculată relativ la pixelul central $P(x_0, y_0)$ și este dată de ecuațiile (2.15.) și (2.16.).

$$A_{SUSAN|_{x_0, y_0}} = \left(\sum_{y=-r}^r \sum_{x=-r}^r K_c(x, y, T_z) \right)_{|_{x_0, y_0}} \quad (2.15)$$

$$dR(x, y)_{|_{x_0, y_0}} = |P(x, y) - P(x_0, y_0)| \quad (2.16. (a))$$

$$K_c(x, y, T_z) = e^{-\left(\frac{dR(x, y)}{T_z}\right)^6} \quad (2.16. (b))$$

unde: variabila K_c reprezintă masca circulară de similaritate, de rază r , centrată în (x_0, y_0) , iar variabila dR reprezintă diferențele radiale dintre pixelul central și vecinii săi.

Variabila T_z din relația (2.16.(b)) specifică rata de atenuare a semnalului de către masca K_c . În practică, T_z controlează sensibilitatea algoritmului *SUSAN* la

detalii sau zgomot, prin limitarea intervalului util al nivelului de variații. Smith propune ca optim ordinul 6 pentru exponențiala din expresia nucleului K_c din relația (2.16.(b)) [52, 53].

Aria geometrică T_g a suportului circular *SUSAN* se calculează prin însumarea numărului total de coeficienți nenuli I_c de pe suportul circular definit pentru K_c , conform ecuațiilor (2.17.(a) și 2.17.(b)),:

$$T_g = \left(\sum_{y=-r}^r \sum_{x=-r}^r I_c(x, y) \right) \quad (2.17. (a))$$

unde coeficienții nenuli I_c sunt:

$$I_c(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{dacă } K_c(x, y) \neq 0 \\ 0, & \text{dacă } K_c(x, y) = 0 \end{cases} \quad (2.17. (b))$$

Tranzițiile dX generate de algoritmul *SUSAN* se calculează conform relației (2.18.), prin filtrarea cu prag a sumelor A_{SUSAN} .

Se poate observa că imunitatea de zgomot a algoritmului constă în abilitatea de a produce un răspuns la impuls ridicat doar pentru valori reduse ale ariei *SUSAN*.

$$dX(x_0, y_0) = \max(T_g - A_{SUSAN}(x_0, y_0), 0) \quad (2.18)$$

Examinând evoluția măștii *SUSAN* de-a lungul tranziției treaptă din fig. 2.19, se poate observa modularea acesteia cu poziția pe care o ocupă de-a lungul tranziției. Se mai poate observa că evoluția măștii *SUSAN* este identică cu cea a unei măști de Laplacian de Gaussian (LoG)

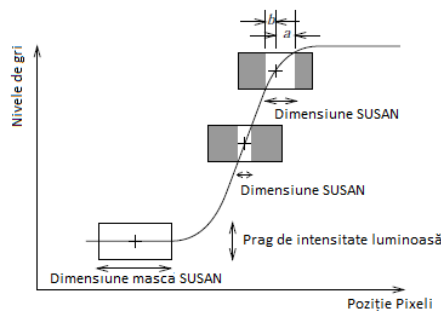


Fig 2.19 Evoluția măștii *SUSAN* de-a lungul unei tranziții treaptă

Detectorul ILOG (SUSAN modificat)

Modificarea detectorului *SUSAN* pentru cerințele specifice reducerii de zgomot Mosquito, presupune pe lângă optimizări legate de costul implementării și crearea unui răspuns mult mai selectiv la tranziții pentru masca K_c .

Ideea de bază este de a crea o mască care să producă o corelație puternică cu structura tipică de zgomote Mosquito. Astfel:

- Coeficienții măștii de corelație trebuie să apară într-o structură de tablă de șah pentru a replica structura din fig. 2.17;
- De asemenea, răspunsul măștii trebuie raportat la valoarea medie a pixelilor din suport pentru a oferi o separare dintre tranzițiile puternice peste media locală;
- Este de dorit un răspuns circular, pentru a respecta caracterul izotrop al tranzițiilor din imagine. Un avantaj suplimentar legat de o formă circulară și simetrică a măștii ar fi abilitatea de a înlocui operația de corelație cu o operație de convoluție.

O primă modificare este legată de reducerea de la 6 la 2 a ordinului exponențialei din relația (2.16. (b)), (vezi relația 2.19), ceea ce transformă masca originală într-o mască Gaussiană bidimensională cu răspunsul la impuls similar cu cel din fig. 2.20:

$$K_c(x, y, T_z) = e^{-\left(\frac{dR(x,y)}{T_z}\right)^2} \quad (2.19)$$

Observația legată, de asemănarea, dintre răspunsul măștilor *SUSAN* și LoG devine și mai importantă în contextul în care regiunile cu risc de zgomot Mosquito sunt caracterizate de conținut ridicat de frecvențe înalte.

În acest context, operatorul LoG prezintă pe lângă un cost redus al implementării și avantajul unei bune localizări a tranzițiilor în prezența zgomotelor. Se optează deci pentru înlocuirea funcției Gaussiene din relația (2.19.) cu o funcție LoG calculată conform relației standard (2.20.) :

$$LoG(x, y) = \frac{\partial^2 g(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 g(x, y)}{\partial y^2} \quad (2.20)$$

unde nucleul Gaussian este:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (2.21)$$

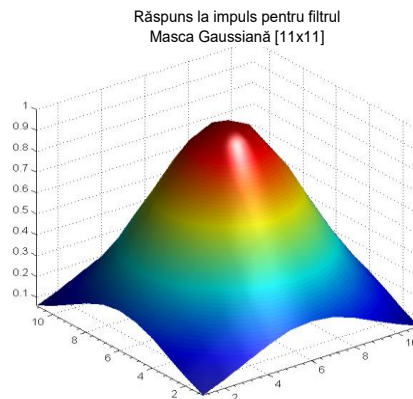


Fig 2.20 Funcția de transfer a măștii gaussiene de similaritate

Prin urmare, expresia nucleului LoG este cea din relația (2.22):

$$LoG(x, y) = -\frac{2}{\sigma^2} g(x, y) \cdot \left(1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.22)$$

Răspunsul la impuls și caracteristica de frecvență pentru LoG sunt prezentate în fig. 2.21.

Se poate observa că răspunsul la impuls al măștii LoG este maxim pentru pixelul central, comportament similar cu structura spațială a zgomotului Mosquito. Filtrul mai trebuie ajustat pentru a detecta o variație largă a intensității locale relativ la intensitatea locală medie. În acest scop, masca LoG se modifică prin inversarea coeficienților acesteia relativ la aria normalizată a suportului circular.

Expresia ariei normalizate poate fi echivalată cu expresia unei funcții "disc" modificată pentru a prezerva intensitatea pixelilor centrali. Modificarea constă în forțarea coeficientului central la zero. (relația (2.23))

$$Disc(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{pentru } |x| \leq \frac{r-1}{2}, |y| \leq \frac{r-1}{2} \\ 0, & \text{pentru } x=y=0 \text{ sau } |x| > \frac{r-1}{2}, |y| > \frac{r-1}{2} \end{cases} \quad (2.23)$$

Prin urmare, prin transformarea relația (2.18), noua expresie a măștii de similaritate K_c devine:

$$ILOG_c(x, y) = Disc(x, y) - LoG(x, y) \quad (2.24)$$

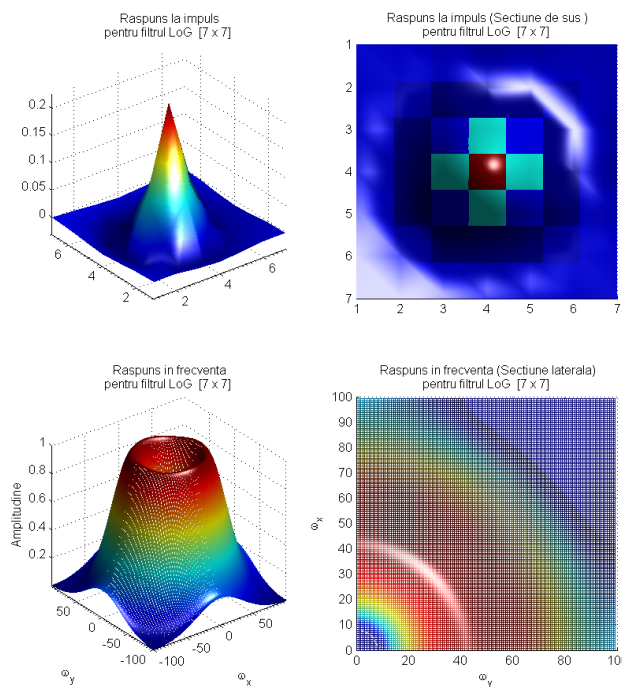


Fig 2.21 Masca LoG propusă pentru funcția de similaritate

Denumirea de $ILOG$ a noii măști de similaritate se datorează inversării operatorului LoG (inversă de LoG) relativ la aria normalizată a suportului său spațial.

Răspunsul la impuls și caracteristica de frecvență pentru o mască *ILOG* de 7x7 sunt prezentate în Fig. 2.22. Se poate observa similitudinea structurii coeficienților cu structura în tablă de șah căutată: masca *ILOG* conține o valoare nulă a coeficientului central, iar pentru restul coeficienților vecini se observă simetria circulară.

Masca *ILOG* este esențială pentru detecția regiunii de zgomot Mosquito și reprezintă una din contribuțiile personale ale autorului.

Expresia ariei *SUSAN* este similară cu cea din relația (2.15), cu mențiunea că în noua formă a lui *Kc* expresia diferențelor radiale este inclusă atât în operatorul *ILOG*, cât și în forma explicită conform algoritmului *SUSAN* original.

Noua formă a ariei corespunzând regiunii Mosquito este dată de relația (2.25):

$$A_{MSQ|_{x_0, y_0}} = \left(\sum_{y=-r}^r \sum_{x=-r}^r ILOG(x, y, T_z) \cdot dR(x, y) \right)_{|_{x_0, y_0}} \quad (2.25)$$

unde: similar relației (2.16), diferențele radiale dR sunt exprimate în relația (2.26) ca diferențele radiale dintre pixelul central și vecinii lor

$$dR(x, y)_{|_{x_0, y_0}} = |P(x, y) - P(x_0, y_0)| \quad (2.26)$$

Noua expresie a răspunsului detectorului devine:

$$dX(x_0, y_0) = \max(T_g - A_{MSQ}(x_0, y_0), 0) \quad (2.27)$$

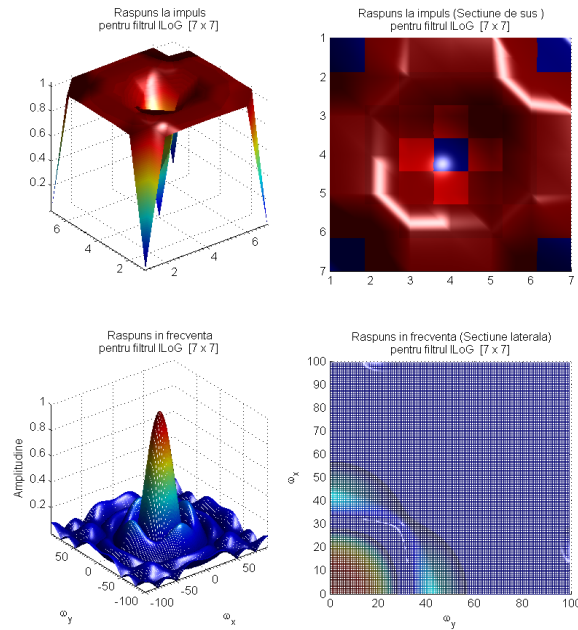


Fig 2.22.Masca *ILOG* propusă pentru funcția de similaritate

Evaluarea detectorului ILOG

Imaginile potrivite pentru studierea și evaluarea detectorului *ILOG* trebuie să conțină tranziții puternice, regiuni de fundal plat și totodată alte tipuri de tranziții cu un spectru cât mai larg de frecvențe.

Astfel, o imagine des utilizată pentru evaluarea filtrării zgomotelor MPEG este imaginea "Zoneplate" din fig. 2.23. Figura 2.23.(a) conține imaginea originală (necompresată), versiunea compresată este inclusă în fig. 2.11.(b), iar erorile de compresie în fig. 2.23. (c).

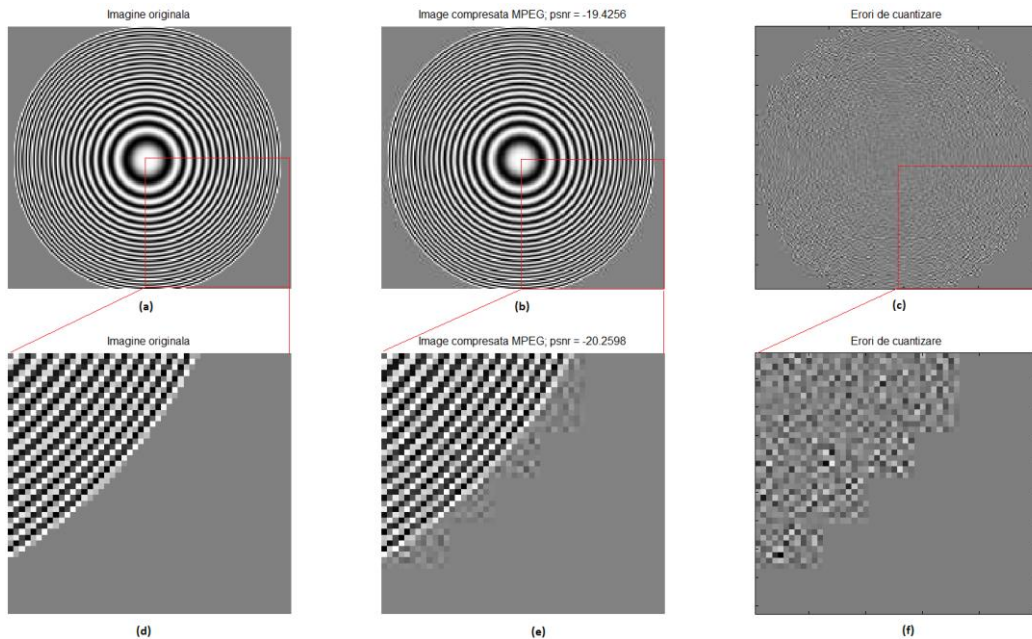


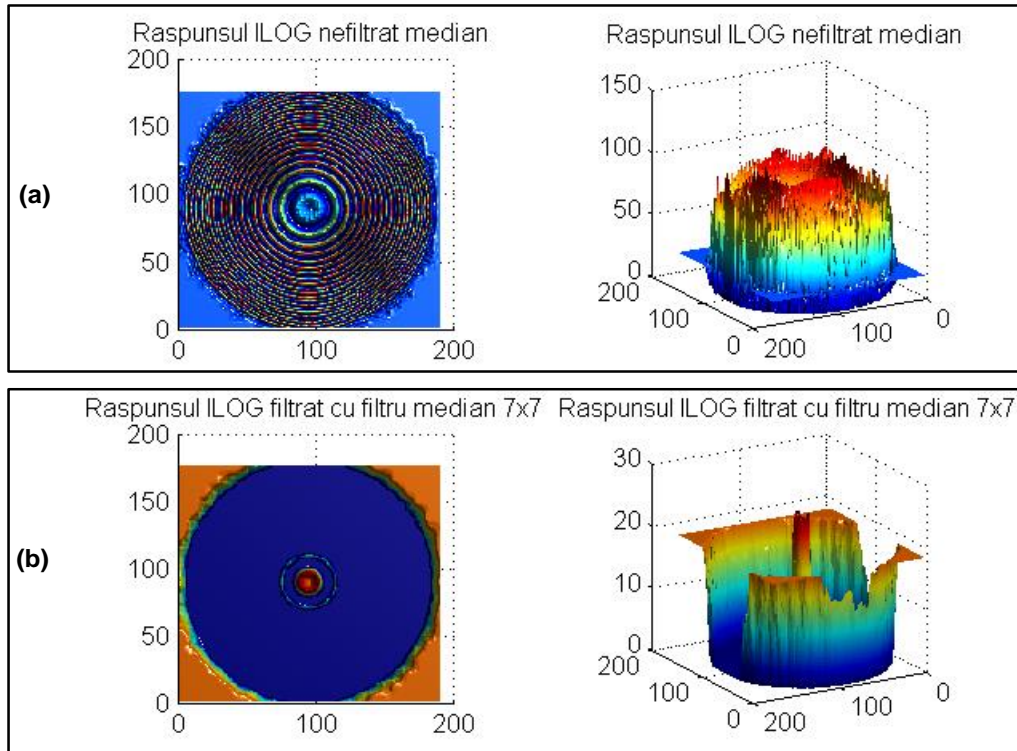
Fig 2.23 "Zoneplate" originală (a)/(d), compresată MPEG (b)(e), erori de compresie (c)/(f)

După compresie, valoarea de PSNR (**P**ea**k S**igna**L** To **N**oise **R**atio) calculată pe diferențele dintre imaginea compresată și originală este de aproximativ -19 dB (Fig. 2.24). Pentru a ușura analiza, erorile de cuantizare din Fig. 2.23 au fost amplificate de 2 ori. Imaginile (d), (e), (f) din Fig. 2.23 reprezintă versiunile mărite ale imaginilor (a), (b), (c). Se pot astfel observa zgomotele Mosquito foarte vizibile de pe regiunile plate din jurul cercului exterior din Fig. 2.23 (e) și (f).

Răspunsul detectorul ILOG

Răspunsul detectorului *ILOG* pentru imaginea compresată este cel din fig. 2.24(a). Se poate observa că răspunsul detectorului este cel dorit de-a lungul tranziției exterioare din imagine. În interiorul imaginii se pot observa însă nivele ale răspunsului *ILOG* care nu sunt reprezentative pentru zgomotele Mosquito, și prin urmare trebuie eliminate.

Tranzițiile nedorite din răspunsul detectorului *ILOG* se datorează sensibilității prea ridicate la tranziții succesive ale acestuia. Răspunsul dorit ar trebui să fie maxim pentru tranziții izolate din regiuni plate și zero în regiuni foarte bogate în tranziții. Acest comportament neliniar în prezența tranzițiilor se pretează unei filtrări mediane suplimentare aplicată pe răspunsul detectorului *ILOG* (Fig. 2.24(b)).

Fig 2.24 Răspunsul *ILOG* nefiltrat

Filtrarea mediană și alegerea dimensiunilor optime de filtrare

S-au testat mai multe dimensiuni de filtru median, cu răspunsurile prezentate în fig. 2.25. Dimensiunea optimă a filtrului median s-a determinat în decursul evaluării algoritmului final (fig. 2.28.) , funcție de valoarea de psnr a imaginii filtrate relativ la imaginea zgomotoasă. Astfel, s-a demonstrat experimental că filtrul median, pentru care atenuarea zgomotelor este maximă (psnr maxim), trebuie să aibe cel puțin dimensiunile detectorului *ILOG*.

Influența dimensiunilor de filtrare mediană asupra valorii de PSNR pentru diverse dimensiuni ale operatorului *ILOG* au fost studiate pentru imaginea "Zoneplate". Rezultatele analizei sunt prezentate în Fig. 2.26.

Analizând evoluția de PSNR din fig. 2.26, se poate constata că atenuarea zgomotelor este maximă pentru detectorul *ILOG* de ordinul 7x7.

Pentru această dimensiune a detectorului *ILOG*, dimensiunea filtrului median ar urma să fie cel puțin egală. Rezultatele experimentale vin de asemenea în sprijinul acestei afirmații.

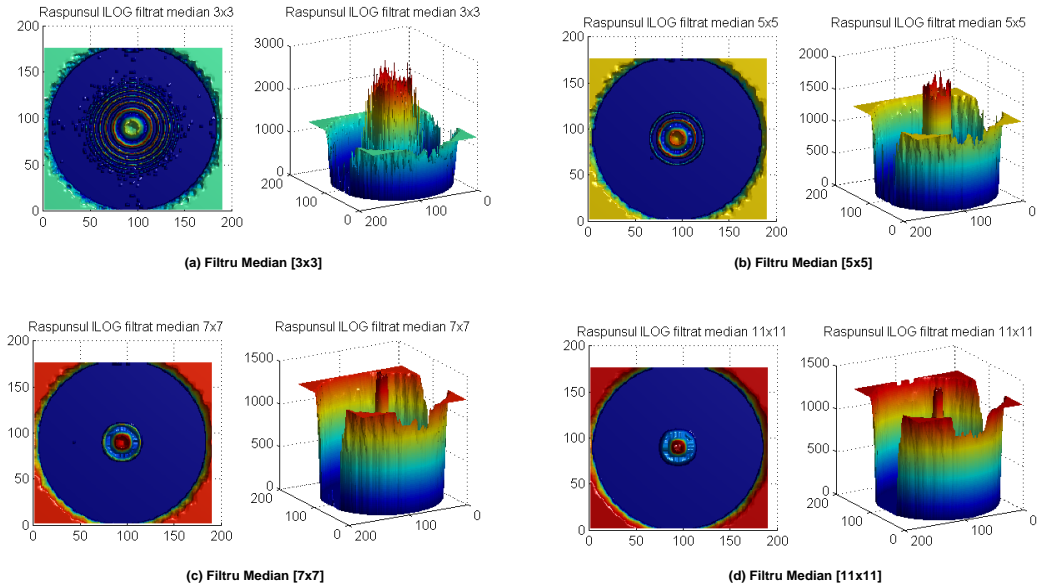


Fig 2.25 Efectele dimensiunilor filtrului median asupra răspunsului ILOG

Astfel, conform fig. 2.26, lungimi mai mari de 7 pentru ordinul filtrului median, nu produc o îmbunătățire semnificativă a performanțelor de PSNR. Un ultim argument în favoarea alegerii dimensiunii de 7x7 este legat de costul modic al implementării pentru nuclee de aceste dimensiuni.

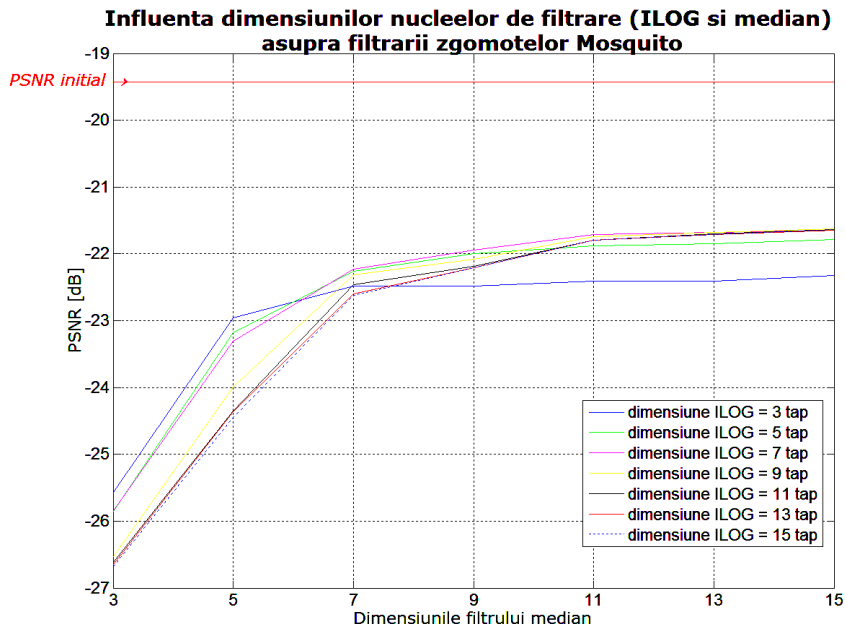


Fig 2.26 Efectele dimensiunilor de filtrare mediană asupra zgomotelor Mosquito

În concluzie, atât dimensiunile operatorului *ILOG*, cât și cele ale filtrului median au fost alese de 7×7 .

Alegerea valorilor pentru pragul geometric T_g

Conform [52], pragul geometric este necesar doar pentru a conferi detectorului *SUSAN* o imunitate sporită la zgomote. Smith & Co. au demonstrat că valoarea optimă a pragului T_g pentru zgomote cu distribuție uniformă, este dată de relația (2.28):

$$T_g = n_{\max} \cdot \frac{3}{4} \quad (2.28)$$

În situația detectorului *ILOG*, distribuția zgomotelor este neuniformă, iar expresia pragului geometric este diferită. Pornind de la relația (2.28), unui operator *ILOG* de 7×7 , îi corespunde o valoare $T_g = 7 \times 7 \times 0.75 = 36$.

Dependența valorilor de PSNR funcție de valorile de prag geometric este prezentată în Fig. 2.17. Graficul a fost extras pe valorile finale filtrate cu nuclee de ordinul 7×7 atât pentru operatorul *ILOG*, cât și pentru filtrul median.

Pentru valori de prag geometric $T_g \leq 48$, se poate observa o dependență relativ liniară a nivelului de atenuare a zgomotelor de T_g . Pentru $T_g > 48$, creșterea atenuării de zgomot este aproape exponențială pînă spre valori ale $T_g = 66$. De observat că analiza s-a făcut pornind de la un prag geometric $T_g = 36$, valoare care rezultă prin înlocuirea pe $n_{\max} = 7 \times 7$ în expresia operatorului *SUSAN*, conform relației (2.28) .

Influența pragului geometric asupra filtrării zgomotelor Mosquito

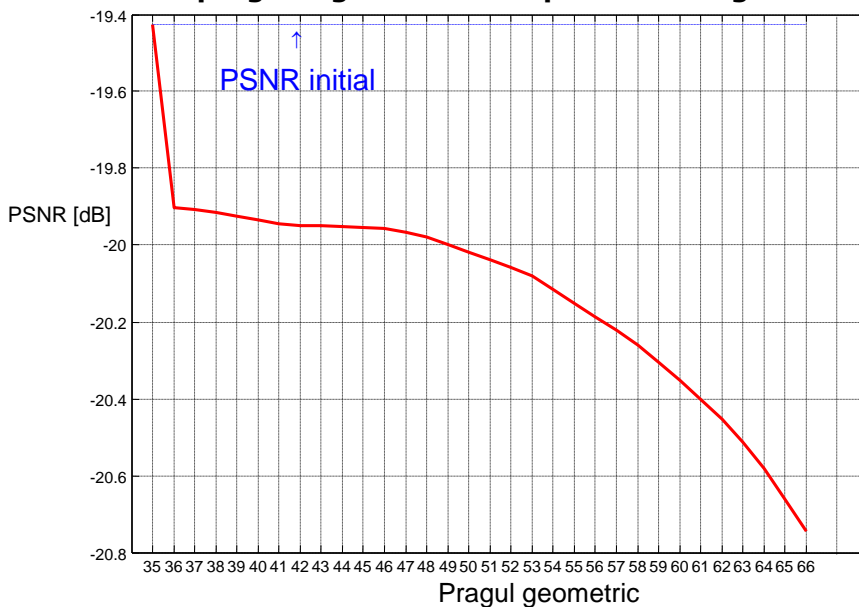


Fig 2.27 Efectele pragului geometric asupra valorii de PSNR

Analizând rezultatul procesării din punctul de vedere al calității imaginii din Fig. 2.18, valorile optime pentru T_g se dovedesc a fi de 50. Pentru valori mai ridicate ($T_g = 66$), filtrarea devine mult prea agresivă în vecinătatea tranzițiilor, atenuând chiar și pixeli legitimi.

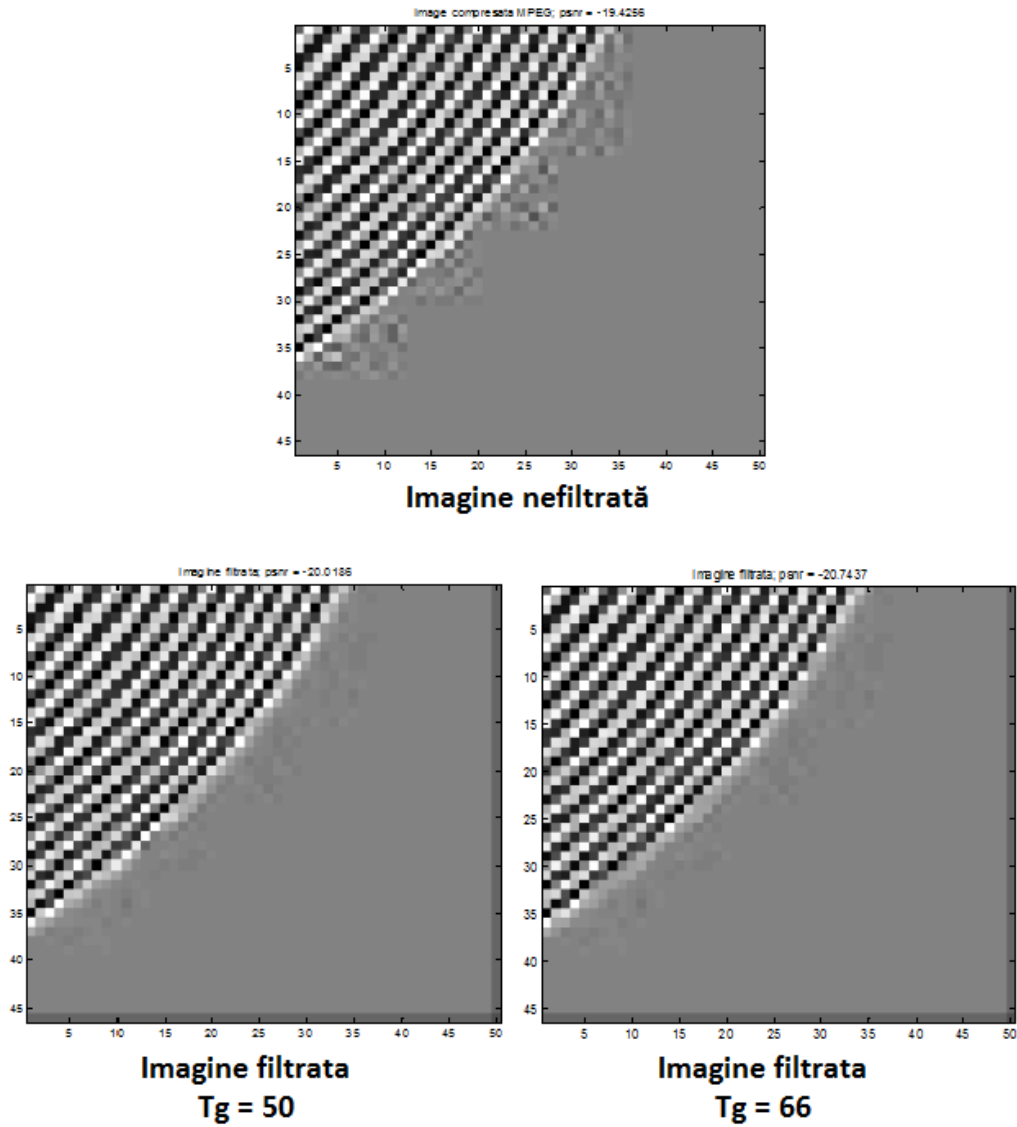


Fig 2.28 Efectul valorilor de prag geometric asupra imaginii

Acest rezultat este în concordanță cu calculul analitic al pragului geometric descris de Smith în [52] și adaptat la structura *ILOG*. Astfel, expresia valorii optime pentru pragul geometric devine (relația 2.29):

$$T_g = 1 + n_{\max}^2 \quad (2.29)$$

Pentru: $n_{\max} = 7$, conform relației (2.29), $T_g = 50$.

2.5.4. Filtrarea zgomotelor Mosquito

Filtrarea zgomotelor Mosquito reprezintă o altă contribuție personală a autorului.

Cerințele legate de filtrarea zgomotelor au în vedere următoarele considerente:

1) Structura în tablă de șah a regiunilor de zgomot Mosquito din fig. 2.17. sugerează că regiunile acoperite de zgomot Mosquito conțin frecvențe înalte în special de-a lungul tranzițiilor diagonale puternice;

2) Analiza nivelelor de intensitate din regiunile cu zgomot Mosquito, ne arată că acestea sunt caracterizate de creșteri instantanee ale intensității locale relativ la intensitatea medie;

3) În general, cu toate că amplitudinea zgomotelor Mosquito este mai pronunțată de-a lungul muchiilor diagonale, regiuni cu risc de zgomot Mosquito pot apărea de-a lungul tranzițiilor puternice de orice orientare. Astfel, o cerință suplimentară pentru ARZM este ca răspunsul la impuls al procesării să fie isotropic.

Filtrarea se bazează pe limitarea frecvențelor înalte din semnalul video cu ajutorul răspunsului detectorului de regiuni Mosquito descris anterior. Frecvențele înalte sunt extrase prin scăderea din semnalul compresat a componentelor filtrate trece-jos. Frecvențele joase rămase după filtrare, reprezintă valoarea medie a semnalului centrată pe pixelul de interes.

Pentru respectarea caracterului izotrop al prelucrării, se preferă filtrarea trece-jos cu un filtru Gaussian. Acesta prezintă un răspuns izotrop atât la impuls cât și în frecvență. Este cunoscută proprietatea de separabilitate a operatorilor Gaussieni, ceea ce reprezintă un avantaj din punctul de vedere al costului de implementare.

Având în vedere că reducerea zgomotelor Mosquito presupune atenuarea frecvențelor înalte, nucleul de filtrare poate fi chiar și de ordinul 3.

Astfel, pornind de la premisa unui răspuns în frecvență zero la $\omega = 0.5$ și de 1 la $\omega = 0$, filtrul Gaussian unidimensional propus are coeficienții din relația (2.28):

$$lpf_1^{1D} = [1 \ 2 \ 1] / 4 \quad (2.28)$$

Pentru filtrări mai puțin agresive se preferă coeficienții din relația (2.29):

$$lpf_2^{1D} = [-1 \ 6 \ -1] / 4 \quad (2.29)$$

Caracteristicile unidimensionale ale filtrelor lpf_1 și lpf_2 sunt prezentate în fig. 2.29.

Transformarea bidimensională a filtrelor lpf_1 și lpf_2 produce coeficienții din relația (2.30).

$$lpf_1^{2D} = \begin{bmatrix} 4 & 8 & 4 \\ 8 & 16 & 8 \\ 4 & 8 & 4 \end{bmatrix} / 64; \quad lpf_2^{2D} = \begin{bmatrix} 1 & 5 & 1 \\ 5 & 40 & 5 \\ 1 & 5 & 1 \end{bmatrix} / 64 \quad (2.30)$$

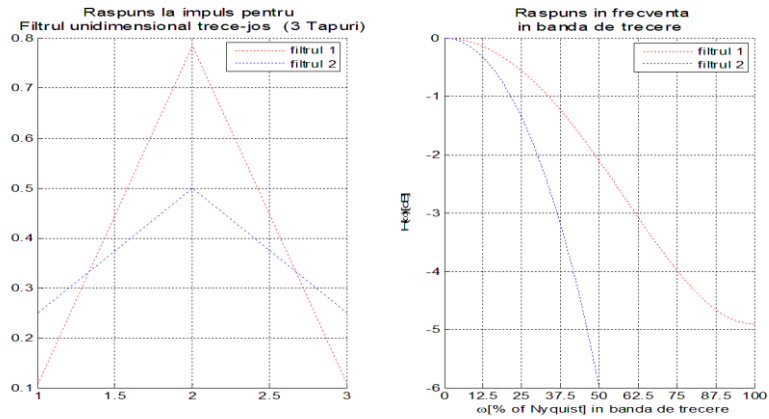


Fig 2.29 Caracteristicile filtrelor trece-jos pentru filtrarea zgomotelor Mosquito

Răspunsurile la impuls și în frecvență pentru lpf_1^{2D} sunt prezentate în fig. 2.30. Filtrul lpf_2^{2D} are performanțe de frecvență similare (ușor relaxate) cu ale filtrului lpf_1^{2D} și nu a fost plotat.

Filtrul trece-sus echivalent, este obținut prin scăderea filtrului trece-jos din filtrul identitate (relația (2.31)), având caracteristica de frecvență din fig. 2.30(a).

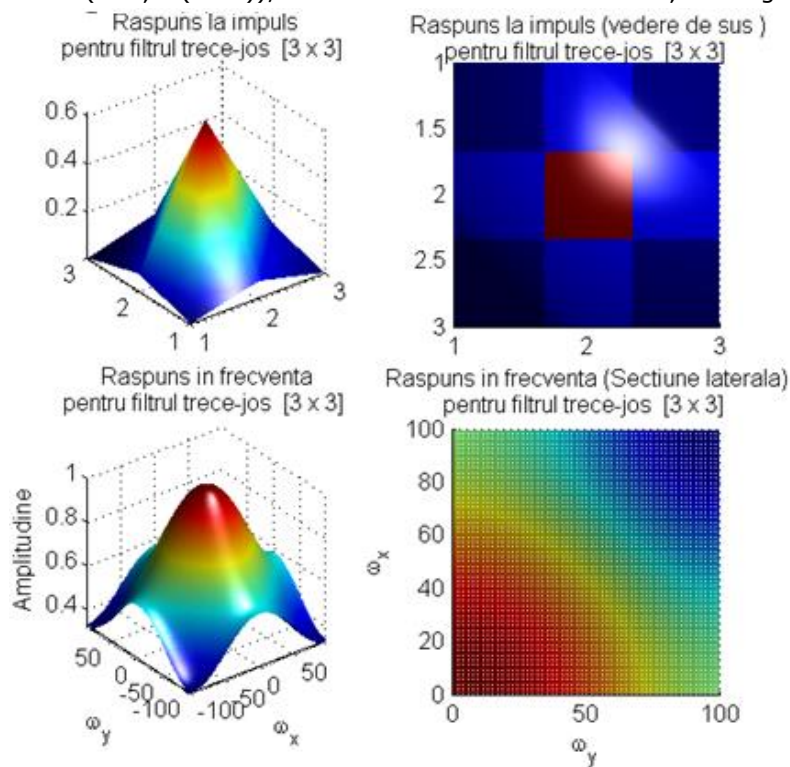


Fig 2.30 Caracteristicile filtrului trece-jos pentru filtrarea zgomotelor Mosquito

$$hpf^{2D} = I - lpf^{2D}, \quad I = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

De interes special este răspunsul în frecvență spațial-direcțională $H(\omega, \varphi)$, din fig. 2.30(b). Aici φ reprezintă direcțiile spațiale, iar $H(\omega, \varphi)$ este răspunsul în frecvență de-a lungul acestor direcții. Se poate observa că acest filtru, are un răspuns de frecvență selectiv direcțional: filtrul extrage frecvențele înalte de pe direcțiile verticale și orizontale respectiv frecvențele joase de pe direcții diagonale.

Astfel, relația (2.32) descrie operația de filtrare a zgomotelor Mosquito:

$$\begin{aligned} X_{hpf} &= nX \oplus lpf^{2D} \\ pLIM &= g \cdot dX \\ X_{hpf}^{LIM} &= \min(\max(X_{hpf}, -pLIM, +pLIM)) \\ \tilde{X} &= X - X_{hpf}^{LIM} \end{aligned} \quad (2.32)$$

unde: \tilde{X} este imaginea finală filtrată, nX este imaginea zgomotoasă de intrare; dX - pragul de limitare specificat conform relației (2.27); g - ponderea programabilă pentru ajustarea tăriei de filtrare a zgomotelor; \oplus - operația de convoluție.

Rezultatul filtrării cu algoritmul descris folosind pentru parametrii de filtrare valorile optime este prezentat în fig.2.32. Se observă eliminarea completă a zgomotelor din regiunea plată, fără ca restul detaliilor din imagine să fie afectate de filtrare.

Se observă, de asemenea, o creștere semnificativă (de 8dB) a nivelului de PSNR pentru imaginea corectată relativ la imaginea zgomotoasă. Valoarea de PSNR este calculat de această dată pe o regiune de 16x16 de-a lungul tranzițiilor exterioare și este raportată la imaginea originală necompresată.

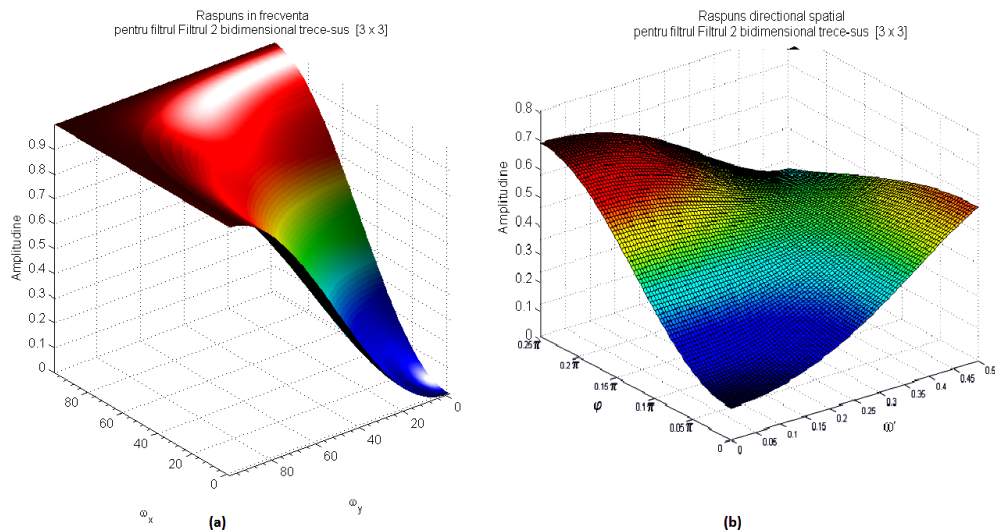


Fig 2.31 Filtrul trece-sus: răspunsul în frecvență (a) și răspunsul spațial direcțional (b)

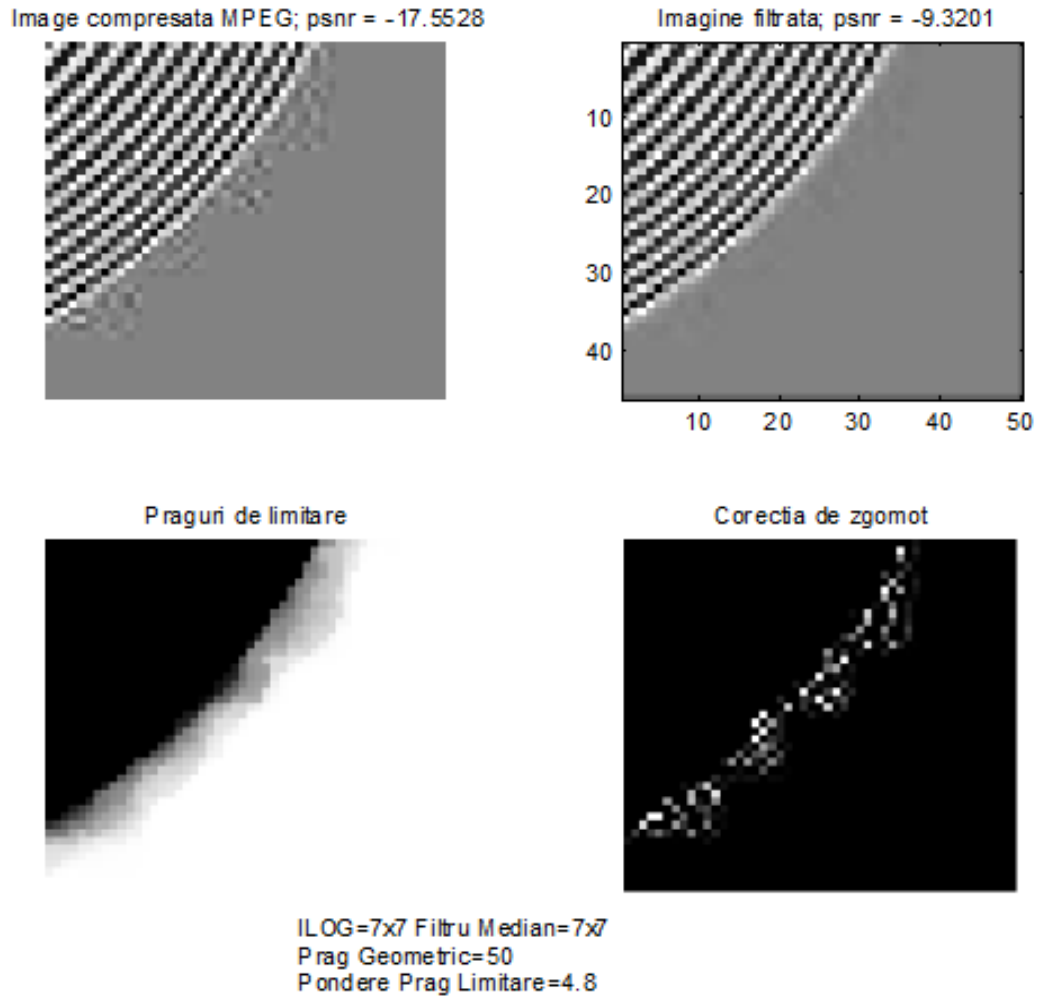


Fig 2.32 "Zoneplate" - Rezultatul procesării cu operatorul ILOG

2.5.5. Arhitectura blocului de filtrare a zgomotului Mosquito

Arhitectura blocului de reducere a zgomotelor Mosquito este prezentată în fig. 2.33. Se poate observa că algoritmul de filtrare Mosquito (AFZM) împarte detectorul de zone Mosquito cu canalele de cromaticitate. Acest fapt este posibil având în vedere că marea majoritate a transmisiilor video conțin informația de luminanță în formă ne-subșantionată și de aceeași localizare spațială cu semnalele de cromaticitate. Pe de altă parte, canalele de cromaticitate sunt decimate cu o rată de 2 (YUV4:2:2), sau de 4 (YUV4:2:0). Din acest motiv tranzițiile de cromaticitate sunt, în general, mult mai lente decât cele de luminanță, și astfel nici zgomotele de compresie pe cromaticitate nu vor fi foarte puternice.

Pentru asigurarea unei filtrări optime a tranzițiilor de cromaticitate, ajustarea nivelului de filtrare (*Nivel atenuare U/V* din fig. 2.33.) de pe canalele de cromaticitate este independentă de ajustarea canalului de luminanță.

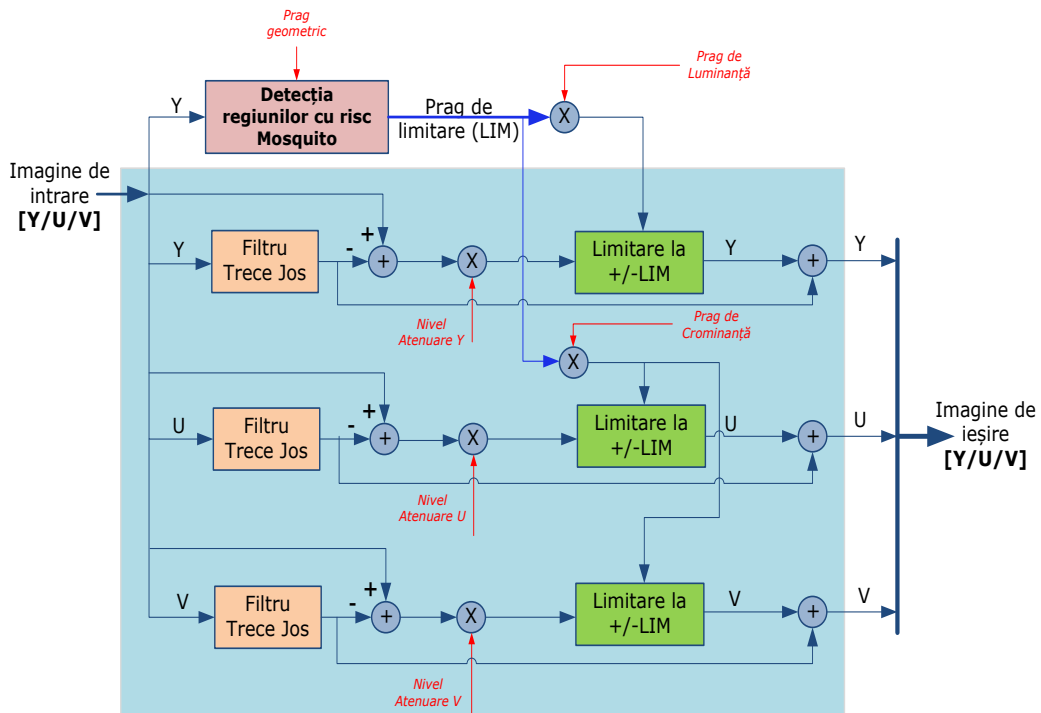


Fig 2.33 Arhitectura blocului de filtrare a zgomotelor Mosquito.

2.5.6. Filtrarea zgomotelor de blocuri

După cum se arată în figurile 2.35. pînă la 2.38., filtrarea combinată *FMC* și *ARZM* oferă selectivitate inclusiv pentru tranzițiile de blocuri, ceea ce nu impune necesitatea implementării unei soluții, dedicate pentru blocuri de compresie de 8x8 pixeli.

Explicația performanțelor de reducere, inclusiv a zgomotelor de blocuri, rezidă în abilitatea operatorului *ILOG* de a filtra doar pixeli necorelați cu vecinii radiali.

Zgomotele de blocuri prezintă o structură necorelată cu vecinii radiali, dar foarte regulată pe direcțiile orizontale și verticale de 8x8 pixeli.

Din punct de vedere spectral, este cunoscut faptul că defectele de blocuri sunt caracterizate de valori ridicate a frecvențelor înalte de-a lungul blocurilor și de valori reduse a componentelor de înaltă frecvență pentru pixelii din afara tranzițiilor de blocuri.

Astfel, suportul spațial de 7x7 al operatorul *ILOG* este optimă pentru detectarea regiunilor dintre blocurile de compresie. Pe de altă parte, după cum se va arăta în relația (2.33), ponderarea filtrării mediane orizontale, respectiv verticală cu filtrarea *ARZM*, oferă tocmai selectivitatea cerută de zgomotele de blocuri.

În fig. (2.34) se prezintă diferențele dintre filtrarea combinată *FMC+ARZM* relativ la imaginea de intrare. Se pot observa clar tranzițiile corespunzătoare zgomotelor de blocuri suprimate de algoritm.



Fig 2.34 *FMC/ARZM* . Imaginea diferență dintre intrare și semnalul filtrat

În forma curentă, algoritmul propus nu rezolvă și situația în care dimensiunile imaginilor sunt modificate după compresie. În această situație dimensiunile blocurilor vor fi altele decât 8x8, și prin urmare fereastra curentă de filtrare nu mai poate acoperi corect regiunile relevante de regiuni plate dintre blocuri.

Această situație necesită fie o modificare a ferestrei de filtrare, fie o detecție explicită a dimensiunilor și poziției tranzițiilor de blocuri pentru a putea aplica o filtrare adaptivă locală doar de-a lungul blocurilor.

În literatură există o multitudine de soluții care se referă la această problemă, dar ele nu fac parte din tema lucrării de față.[34, 35, 37, 54]

2.6. Filtrarea zgomotelor de compresie în prezența zgomotului gaussian

În contextul secvențelor video compresate, procesul de compresie afectează nu doar tranzițiile în sine, ci și componente de zgomot gaussian deja existente în imaginile originale. Strict vorbind, există trei situații:

- secvența video este coruptă doar de distorsiuni de compresie MPEG;
- secvența video este coruptă doar de zgomotul Gaussian;
- secvența video este coruptă atât de distorsiunile de compresie, cât și de zgomot Gaussian.

Analiza de zgomot efectuată pînă acum s-a referit doar la cazul zgomotelor pur Gaussiene, respectiv la zgomotele pur de compresie (Mosquito).

Cazul general cel mai des întîlnit este cel în care zgomotele analogice sunt compresate împreună cu semnalul video original.

În cele ce urmează se prezintă o soluție care combină algoritmul de reducere a zgomotelor analogice cu algoritmul de reducere a zgomotelor de compresie. Scopul acestui algoritm constă în găsirea relației dintre zgomotele Mosquito și cele analogice, pentru a putea adapta dinamic filtrarea acestora.



Fig 2.35 Comparație între filtrarea mediană cu *FMC* și filtrarea liniară trece-jos

Ideea de bază constă în observația că zgomotul Gaussian, de regulă, are componente spectrale uniform distribuite pe întregul spectru, deci ar trebui să includă și regiunile de înaltă frecvență specifice zgomotelor Mosquito. Astfel, algoritmul de atenuare a zgomotelor analogice ar trebui să acopere, cu precădere, zonele spectrale de joasă frecvență, iar cele de înaltă frecvență să fie filtrate de algoritmul *ARZM*.

În cazul imaginilor absolut plate, în prezența zgomotului Gaussian, filtrul median creează uneori un aspect sintetic sau introduce pete de imagine pentru regiuni cu conținut relativ uniform. Pentru același tip de imagine, filtrele liniare creează tranziții mult mai line, care vizual au mai puține distorsiuni. Un exemplu concret este prezentat în fig. 2.34.

În urma experimentelor, s-a observat că filtrarea *FMC* nu este eficientă pentru reducerea zgomotelor de impuls specifice zgomotelor analogice compresate. Pe de altă parte s-a observat că aceste tipuri de zgomote sunt filtrate corespunzător de *ARZM*.

Astfel, plecând de la structura tipică în tablă-de-șah a pixelilor de zgomot Mosquito (fig. 2.17), respectiv de pătrate a zgomotelor de blocuri, este posibil să se extragă informația asupra relației dintre pixelul central și vecini pentru a o aplica balansării dintre filtrarea ARZM și filtrarea FMC în scopul filtrării zgomotelor de impuls pe de o parte, și pe de altă parte pentru a netezi petele introduse în urma filtrării FMC.

Criteriul de detecție a zgomotelor de impuls este dat de similaritatea dintre constelațiile pixelii din grupul M1 =(N,S,E,V), respectiv din grupul M2 (NV,NE,SE, SV), (vezi fig. 2.13.)

Probabilitatea ca pixelul central să fie un zgomot de impuls este dată de valoarea răspunsului filtrării mediane a grupului M1 (FMC_1) și a filtrării mediane pentru grupul M2 (FMC_2) relativ la pixelul central.

Astfel, dacă FMC_1 și FMC_2 au valori apropiate dar diferite față de pixelul central, pixelul central este cel mai probabil zgomot Mosquito. În caz contrar, când filtrările sunt apropiate de valoarea de centru, pixelul central este probabil zgomot analogic. Expresia analitică este dată de relația (2.33).

$$\alpha = \max(|FMC_1 - P_c|, |FMC_2 - P_c|) \quad (2.33)$$

Forma finală pentru filtrarea combinată este dată în relația (2.34). Aceasta ponderează ieșirea FMC (variabila P_c^* din relația (2.14)) cu ieșirea ARZM (variabila X_{hpf}^{LIM} din relația (2.32)):

$$\tilde{X} = X - \left[(1 - \alpha) \cdot P_c^* + \alpha \cdot X_{hpf}^{LIM} \right] \quad (2.34)$$

Efectele filtrării combinate FMC/ARZM bazate relația (2.33) sunt prezentate în figurile 2.35. și 2.36.

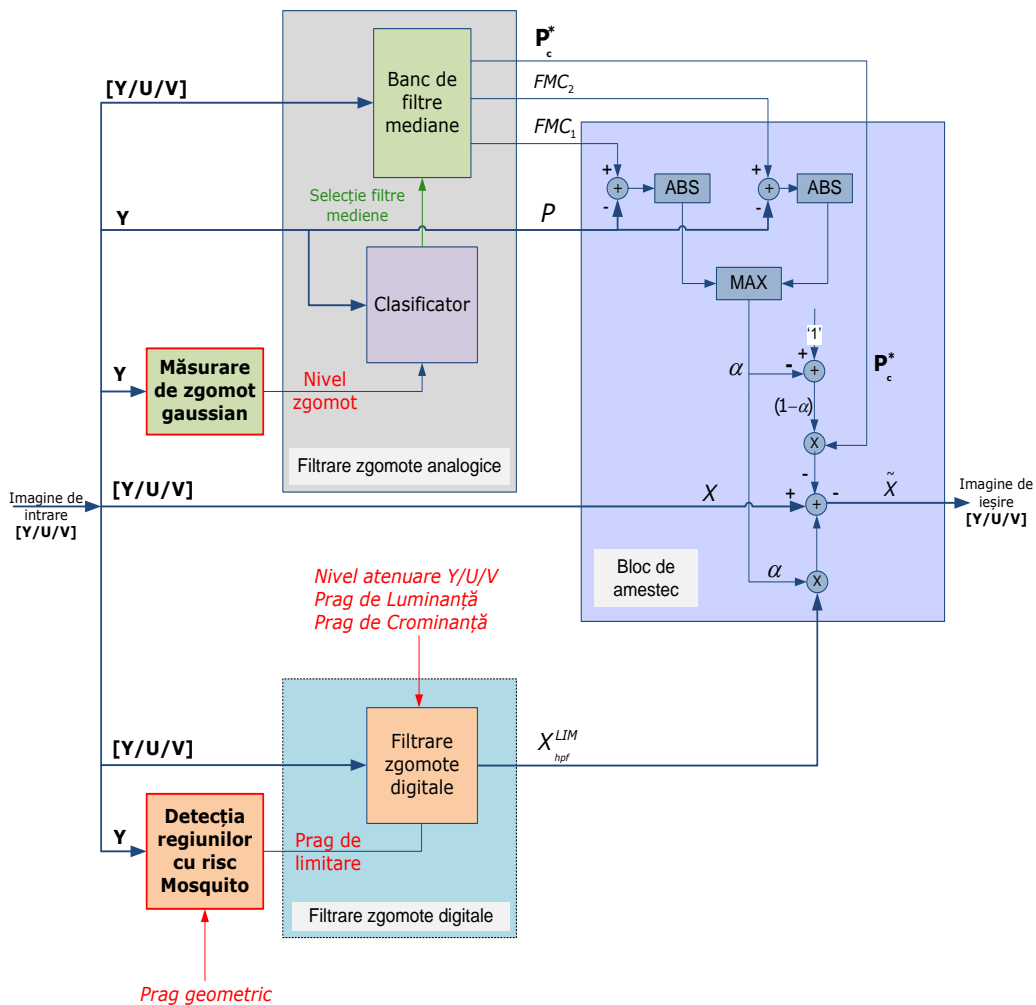
Rezultatele filtrării separate cu FMC, respectiv cu ARZM sau cu cele două filtrări combinate, au fost comparate cu o filtrare Wiener de 5x5 din punct de vedere al valorii de psnr cât și subiectiv - analizând vizual imaginile obținute.

Structura blocului de filtrare a zgomotelor

Structura de reducere a zgomotului este prezentată în fig. 2.36. Se poate observa circuitul de amestec din relația (2.34) pentru participarea ieșirii filtrului AFZM cu ieșirea filtrului FMC . Termenii FMC_1 , respectiv FMC_2 sunt extrași din bancul de filtrare mediană ai FMC , iar similar - ieșirea X_{hpf}^{LIM} este extrasă din blocul ARZM.

În contextul reducerii de zgomote, măsurarea zgomotelor analogice controlează pragul de limitare ai termenului de selecție a filtrării mediane, iar detectorul de zgomote Mosquito controlează pragurile de limitare superioară din cadrul filtrării zgomotelor digitale.

Structurile de măsurare a zgomotului analogic, respectiv de detecție a zgomotului Mosquito au fost evidențiate în mod intenționat, în vederea reutilizării în cadrul structurii finale de control al amplificării zgomotelor. (vezi paragraful 5.5)

Fig 2.36 Structura blocului de filtrare a zgomotului cu FMC

2.7. Evaluarea algoritmilor de reducere a zgomotelor

Algoritmul combinat a fost evaluat pe imagini monocrome și color . Performanțele de reducere a zgomotelor au fost consistente atât pentru imagini color cât și pentru imagini monocrome.

Pentru validarea efectelor combinate de filtrare a zgomotelor analogice, pe imaginea originală a fost injectat zgomot alb cu $\sigma = 5$. Rezultatele procesate sunt prezentate în fig. 2.37.

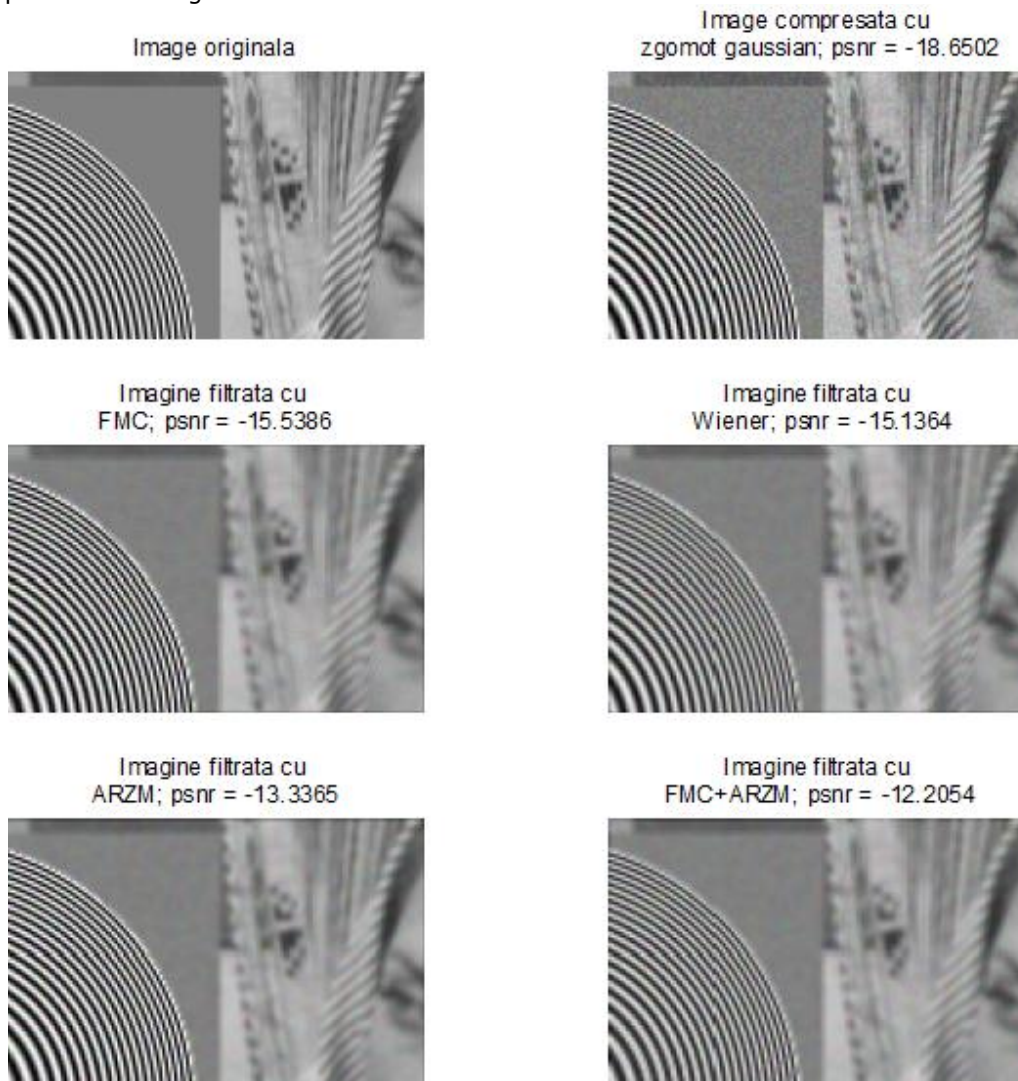


Fig 2.37 Procesarea zgomotelor analogice necomprimate cu algoritmul combinat

Pentru validarea efectelor de reducere a zgomotelor digitale combinate, imaginea cu zgomot alb a fost compressată MPEG2. Rezultatele procesate sunt prezentate în fig. 2.38. Se poate observa că zgomote analogice comprimate se

manifestă ca zgomote de impuls pe care algoritmul *FMC* nu le poate filtra corect. Acesta este și motivul pentru care performanțele de psnr ale *FMC* sunt apropiate de ale algoritmului Wiener.

Nivelul de psnr obținut cu *ARZM* oferă o creștere cu 6dB față de imaginea inițială, iar algoritmul combinat *FMC/ARZM* oferă performanțele cele mai ridicate.

De observat că nivelele de detalii au fost păstrate remarcabil atât pentru *FMC*, cât și pentru *ARZM*.

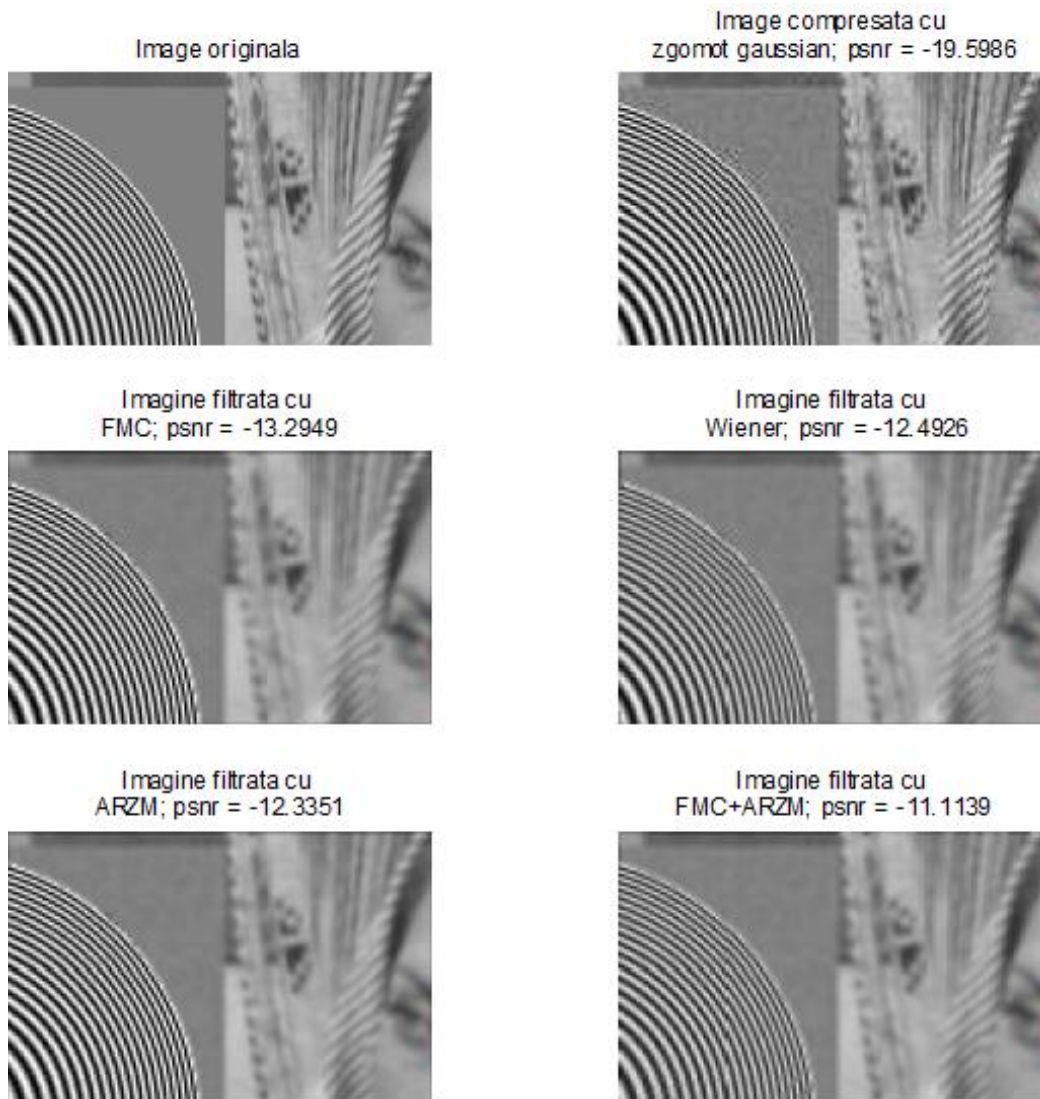


Fig 2.38 Procesarea zgomotelor analogice compresate cu algoritmul combinat

Se poate observa că pentru zgomote analogice nivelul de psnr obținut cu *FMC* este comparabil cu rezultatul filtrării Wiener. Filtrarea nu afectează tranzițiile legitime, însă introduce pete în regiunile plate din imagine.

Se poate de asemenea observa, că soluția *ARZM* oferă performanțe superioare atât față de filtrarea Wiener, cât și relativ la *FMC*. Performanțele superioare se datorează folosirii valorii medii în expresia operatorului *ILOG* (relația 2.24),

După cum era de așteptat, răspunsul combinat *FMC/ARZM* oferă performanțele cele mai bune, ridicând valoarea de *psnr* cu peste 6 dB față de nivelul inițial. De asemenea, petele introduse de *FMC* în regiunile plate au fost complet eliminate de balansarea celor doi algoritmi cu ponderea calculată conform relației (2.33).

Câteva rezultate cu procesări de imagini color sunt prezentate în figurile 2.39 (imaginea "Boyle"), respectiv 2.40 (imaginea "Lena"). Se poate observa că rezultatul procesării cu *FMC* combinat cu *ARZM* este mult mai curat d.p.d.v. al nivelului de zgomote, fără a fi introduse pete de culoare sau să fie afectate semnificativ detaliile și muchiile.



Imagine originală



Imagine cu zgomot alb compresată

Imagine filtrată cu FMC și ARZM

Fig 2.39 Procesarea zgomotelor analogice compresate cu algoritmul combinat



Imagine originală



Imagine cu zgomot alb compresată



Imagine filtrată cu FMC și ARZM

Fig 2.40 Procesarea zgomotelor analogice compresate cu algoritmul combinat

3. RESCALAREA IMAGINILOR

3.1. Noțiuni generale

Răspândirea transmisiilor HD (de înaltă definiție), în paralel cu folosirea tot mai largă a surselor video de pe internet, au contribuit la necesitatea stringentă de a oferi soluții tot mai performante și tot mai eficiente pentru modificarea dimensiunilor imaginilor originale. Denumirea generică a tehnicilor de modificare a dimensiunilor imaginilor este de tehnici de rescalare a imaginilor.

Scalarea imaginilor este o problemă complexă, implicând mai mult decât aspectele tehnice care definesc complexitatea algoritmică și structurală a sistemului de procesare sau costul în porți logice respectiv în cicli de execuție. Un rol extrem de important îl are și aspectul subiectiv, definit de sistemul vizual uman, de zona geografică sau chiar de către aplicația în sine. [55]

Astfel, algoritmi de scalare video au devenit omniprezenți, regăsindu-se într-o gamă largă de dispozitive de larg consum cum ar fi plăcile grafice, procesoare de semnal reprogramabile cu arhitecturi dedicate, telefoanele celulare, tabletele, echipamentele de proiecție video, camere video, aparate foto, decodare video, playere DVD sau Blu-Ray, în receptoare de satelit sau în receptoare de televiziune digitală. Algoritmi similari se regăsesc și în dispozitive profesionale din studiouri de procesare video, camere video profesionale

Filtrele polifazice se regăsesc în toate blocurile majore ale unui sistem TVD. Astfel, acestea se regăsesc în deântreșeserea secvențelor întreșesute, în scalarea simplă a imaginilor resp. în scalarea cu accentuare a muchiilor, în circuitele de decodare și re-eșantionare a semnalului video analogic sau chiar și în controlul dinamic al iluminării locale (backlight dimming).

În general, din considerente legate de costul implementării, majoritatea implementărilor presupun că transformările sunt separabile, prelucrarea fiind efectuată cu filtre separate verticale, respectiv orizontale.

Un filtru digital de scalare este un sistem discret care scalează în mod selectiv componentele spectrale ale semnalului de intrare. Din punctul de vedere al rescalării imaginilor, scopul filtrării este de a modifica numărul eșantioanelor de ieșire fără a introduce componente nedorite sau distorsiuni în semnal.[1]

Procesul de rescalare poate fi reprezentat ca o funcție de transformare a unei imagini de intrare $[Y_i, U_i, V_i]$ într-o imagine de ieșire $[Y_o, U_o, V_o]$, în care fiecare pixel P_o din imaginea de ieșire este generat ca o combinație dintre pixelii P_i din imaginea de intrare conform relației (3.1):

$$P_o(x, y, t) = \sum_{k=1}^{tap_x} \sum_{m=1}^{tap_y} \sum_{n=1}^{tap_t} \left[P_i \left(x + n \cdot s_x - \frac{tap_x}{2}, y + m \cdot s_y - \frac{tap_y}{2}, t + k \cdot s_t - \frac{tap_t}{2} \right) \cdot h(k, m, n) \right] \quad (3.1)$$

unde: s_x, s_y, s_t sunt ponderi reprezentând factorii de scalare pe direcții orizontală, verticală sau temporală; tap_x, tap_y, tap_t - lungimile nucleelor de convoluție pe direcții orizontală, verticală respectiv temporală.

Ca o contribuție personală, lucrarea de față prezintă o abordare unitară a problemei sintezei filtrelor polifazice digitale prin combinarea metodelor de sinteză în domeniul spațial cu cele din domeniul de frecvență. Se arată că o astfel de abordare este esențială în asigurarea unui optim între performanțele spațiale (răspuns la impuls) și performanțele în frecvență (răspunsul în amplitudine).

Totodată este abordată problema atenuării distorsiunilor datorate riplurilor laterale caracteristice nucleelor polifazice de interpolare.

Cu toate că în literatură se încearcă găsirea unor metode obiective de măsurare a calității imaginilor [56], metodele subiective sunt preferate, dat fiind preferințele variate și uneori contradictorii ale utilizatorilor.

Aceasta este motivația pentru care și în contextul lucrării de față, evaluarea performanțelor de scalare s-a efectuat pe imagini de test specifice. Rezultatele obținute s-au comparate cu cele produse cu nuclee de filtrare cunoscute, cum ar fi ferestre Hamming sau filtre Lanczos [1], [2].

3.2. Stadiul actual

Filtrarea polifazică

În mod curent, tehnicile de scalare se bazează pe interpolarea cu filtre de interpolare liniară [57], pe interpolare neliniară [58-60] sau pe aproximări polinomiale [61] ale semnalului.

Mai nou, au apărut în literatură și abordări pe bază de rețele neuronale [62] sau metode care încearcă să combine tehnicile de rescalare cu cele de accelerare a tranzițiilor [63].

Odată cu răspândirea tehnicilor de super-rezoluție, au apărut cercetări legate de scalarea imaginilor bazate pe fuzionarea imaginilor [14], pe analiza PCA [64] sau prin metode adaptive la structura locală cum ar fi metodele cu filtre bilaterale [65] sau NLM [14]. Majoritatea acestor metode sunt, într-adevăr, extrem de atractive din punct de vedere al aspectului teoretic și al rezultatelor de procesare, însă în marea lor majoritate fie că nu sunt implementabile, sau necesită un cost al implementării foarte ridicat.

Pe de altă parte, scalarea polifazică oferă pentru un cost modic o calitate acceptabilă a imaginilor, fapt care a condus ca încă în industria video, marea majoritate a dispozitivelor de pe piață, să se bazeze în continuare pe scalarea polifazică. Acest paradox explică și faptul că eforturile principale în domeniu se focalizează mai degrabă pe îmbunătățirea calității soluțiilor polifazice, decât pe substituirea acestora cu algoritmi mai performanți dar și mult mai costisitori.

În literatură sunt amintite o multitudine de abordări spațiale sau temporale pentru sinteza filtrelor polifazice, dar se va arăta că, pentru a permite un control complet al performanțelor de filtrare, sinteza filtrelor polifazice este de fapt o problemă duală, necesitând analiza în paralel atât în domeniul spațial cât și în frecvență.

Reducerea riplurilor

Algoritmul de sinteză a filtrelor polifazice generează filtre polifazice de înaltă calitate, însă nu poate reduce mărimea riplurilor din răspunsul la impuls într-atât, încât efectul acestora asupra imaginilor să fie neglijabil.

Explicația din domeniul frecvență este legată de constrângerile impuse asupra lățimii benzii de trecere a filtrului.

Din punct de vedere temporal, motivul pentru apariția riplurilor este fenomenul Gibbs, respectiv erorile introduse prin trunchierea funcției *sinc* a

răspunsului la impuls al filtrului. Amplitudinea acestor ripluri este vizibilă, în special, de-a lungul tranzițiilor puternice din semnal.

Chiar și pentru filtre polifazice de înaltă calitate, amplitudinea lobilor din răspunsul la impuls nu poate fi redusă într-atât, încât efectul riplurilor introduse în imagini să fie neglijabil. Motivul constă în faptul că pentru a obține filtre cu frecvența de tăiere la frecvența Nyquist, filtrele trebuie să prezinte o bandă de trecere largă și o bandă de tranziție foarte scurtă. Aceste constrângeri, și în special cele legate de dimensiunile benzii de tranziție, atrag după sine filtre cu răspunsul la impuls lung și deci cu mulți lobi laterali.

Un caz tipic este cel al unui filtru de ordinul 6 pe fiecare fază, aceasta fiind lungimea considerată optimă pentru marea majoritate a situațiilor de mărire a imaginilor. Un filtru de ordinul 6 va conține doi lobi laterali, pentru care amplitudinea lobilor laterali relativ la coeficientul central este de -16% pentru primul lob lateral, respectiv de +5% pentru al doilea. Practic acest filtru produce o derivare locală pentru că funcția de răspuns la impuls conține coeficienți pozitivi alternând cu coeficienți negativi. Mărirea diferențelor dintre pixeli succesivi, datorate valorilor alternante din răspunsul la impuls este responsabilă pentru amplitudinea riplurilor laterale din imagine.

În literatură există diverse abordări pentru atenuarea efectelor acestor oscilațiilor. Astfel, în [66] se propune generarea unui filtru cu răspuns la semnal treaptă plat, operând în paralel cu filtrul principal de scalare, și care substituie filtrul principal doar pentru tranziții puternice. Soluția este interesantă, însă este ineficientă pentru că folosește un nucleu de filtrare separat.

În [67] se analizează efectele atenuării riplurilor prin utilizarea unor filtre cu bandă de trecere redusă. Soluția este acceptabilă pentru semnale de rezoluție sau calitate video joase și nu este aplicabilă pentru scalarea imaginilor cu conținut spectral bogat.

În [68] se propune similar cu [66], substituirea filtrului principal cu un filtru de netezire selectat dintr-un banc de filtrare. Substituția are loc doar pentru tranziții puternice, dar prezintă dezavantajul atenuării potențialelor regiuni de textură (tranziții mici și medii) din vecinătatea tranzițiilor puternice.

Distorsiunile tipice de scalare polifazică

Imaginea din fig. 3.1. conține distorsiuni vizibile atât în domeniul temporal, manifestate sub formă de ripluri și de aliasing exagerate. Distorsiunile de ripluri se datorează caracteristicilor spațiale ale filtrului, iar aliasingul este un defect de natură temporală.

Prezența distorsiunilor provenite din ambele domenii de reprezentare demonstrează că problema distorsiunilor de filtrare nu poate fi rezolvată corect decât printr-o abordare spațio-temporală.

Astfel, algoritmul de sinteză descris în cele ce urmează, își propune ca în urma unei analize spațio-temporale a caracteristicilor de filtrare să genereze o fereastră de filtrare optimă, pentru care atenuarea în banda de trecere să fie minimă, atenuarea în banda de oprire maximă iar răspunsul la impuls să fie monoton și cu un suport spațial suficient de scurt și compact pentru a nu introduce ripluri vizibile în imagini.

Legat de aceasta, se urmărește găsirea structurii optime de filtrare polifazică care oferă un maxim al raportului calitate/cost. Astfel pentru aplicația specifică de filtrare, se urmărește găsirea unui optim pentru ordinul filtrului, numărul de faze de filtrare și numărul de biți necesari pentru reprezentarea cuantizată a coeficienților de filtrare.

Experimentele arată că un număr de 32 sau 64 de faze este optim pentru majoritatea aplicațiilor enumerate, rezultând în imagini de înaltă calitate și cu un cost acceptabil al implementării.

Pentru reducerea distorsiunilor datorate riplurilor, se propune ca o contribuție personală a autorului, un algoritm extrem de eficient din punct de vedere al raportului calitate-preț. Se arată că, fără a folosi filtre suplimentare, algoritmul permite eliminarea totală a riplurilor fără introducerea unor efecte secundare vizibile.

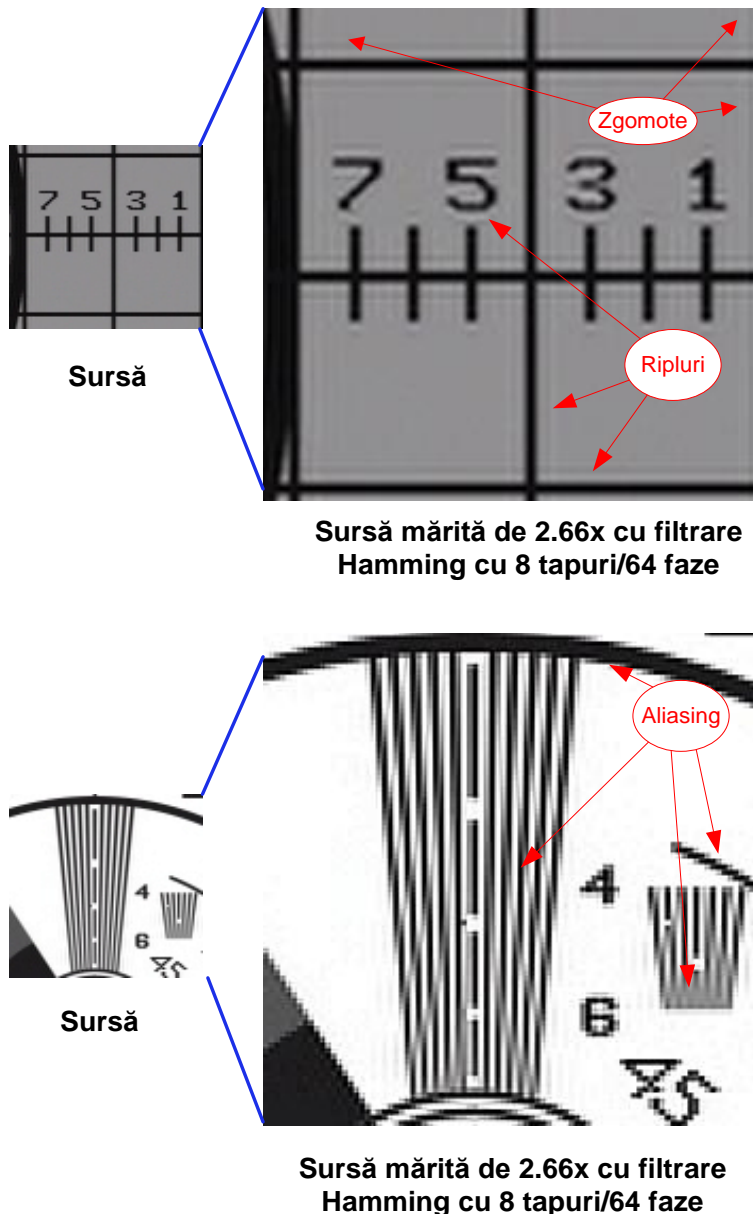


Fig 3.1 Riplurile și defectele de aliasing introduse de scalarea liniară polifazică

3.3. Structura polifazică

Teorema eșantionării afirmă că orice semnal continuu $x_i(t)$ de bandă limitată, poate fi complet reprezentat prin eșantioane prelevate la o frecvență cel puțin egală cu dublul frecvenței maxime din spectrul semnalului.

Răspunsul la impuls $h(t)$ al filtrului trece-jos, cu frecvența de tăiere ω_c , utilizat pentru limitarea în bandă este reprezentat de relația (3.2):

$$h(t) = \frac{\sin(2\pi\omega_c T)}{2\pi\omega_c T}, \omega_c \leq \frac{1}{2T} \quad (3.2)$$

iar semnalul original reconstruit din eșantioanele sale $x[kT]$ este dat de relația (3.3):

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x[kT] \frac{\sin\left(\frac{\pi}{T}(t - kT)\right)}{\frac{\pi}{T}(t - kT)} \quad (3.3)$$

Rescriind relația (3.3) în funcție de momentele de eșantionare de intrare $t_i = kT_i$, și cele de ieșire $t_o = nT_o$, se obține (relația (3.4)):

$$x_o(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x_i[nT_i] \frac{\sin\left(\pi\left(k\frac{T_i}{T_o} - n\right)\right)}{\pi\left(k\frac{T_i}{T_o} - n\right)} \quad (3.4)$$

Cu mici artificii de calcul pentru a scoate în evidență rata de eșantionare fracționară polifazică $R = \frac{T_i}{T_o}$, se obține:

$$x_o(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x_i[nT_i] \frac{\sin(\pi(kR - n))}{\pi(kR - n)}, R = \frac{T_i}{T_o} \quad (3.5)$$

Relația (3.4) evidențiază relația dintre momentele de eșantionare ale semnalului de ieșire nT_o și cele de intrare kT_i pentru a produce n pixeli de ieșire din k pixeli de intrare.

În domeniul frecvență, relația (3.3) devine:

$$X(\omega) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x[kT] e^{-j\omega kT} \quad (3.6)$$

iar relația (3.4) devine:

$$X_p(\omega) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} x(mT_i) e^{-j\omega m \frac{T_i}{T_o}} \quad (3.7)$$

Rescalarea polifazică nu este altceva decât un mecanism eficient de re-eșantionare și filtrare cu un factor de scalare arbitrar L/M . Etapele de prelucrare sunt prezentate în fig. 3.2, procesul fiind descris pe larg în [69-71].

Secvența de intrare $x[n]$ este mai întâi re-eșantionată cu un factor $L > 1$, apoi interpolată cu un filtru de interpolare având răspunsul la impuls $h[n]$, după care este decimată cu un factor $M > 1$. Comportarea în domeniul frecvență este prezentată în fig. 3.3. Se pot observa spectrele de aliasing care ar apare în lipsa filtrării de limitare în bandă a semnalului decimat.

Fiecare grup de L eșantioane consecutive din $x_i[n]$ conține $L-1$ zerouri inserate datorită re-eșantionării cu factorul L . Filtrul de interpolare substituie zerourile inserate cu sume ponderate ale eșantioanelor nenule din $x_i[n]$. Semnalul de ieșire $y[n]$, este rezultatul decimării cu factorul M a semnalului interpolat $y_i[n]$. [72]

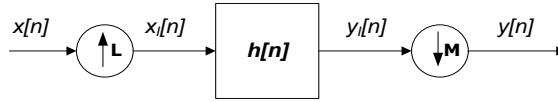


Fig 3.2 Re-eșantionarea cu factor fracționar $R=L/M$

O reprezentare mai eficientă și mai intuitivă a procesului din fig. 3.2 este cel din fig. 3.4. [72], în care filtrul $h[n]$ include decimarea cu M . Practic $h[n]$ este împărțit în L sub-filtre, denumite faze, cu expresia analitică din relația (3.8):

$$h_k[n] = h[nL + k] \tag{3.8}$$

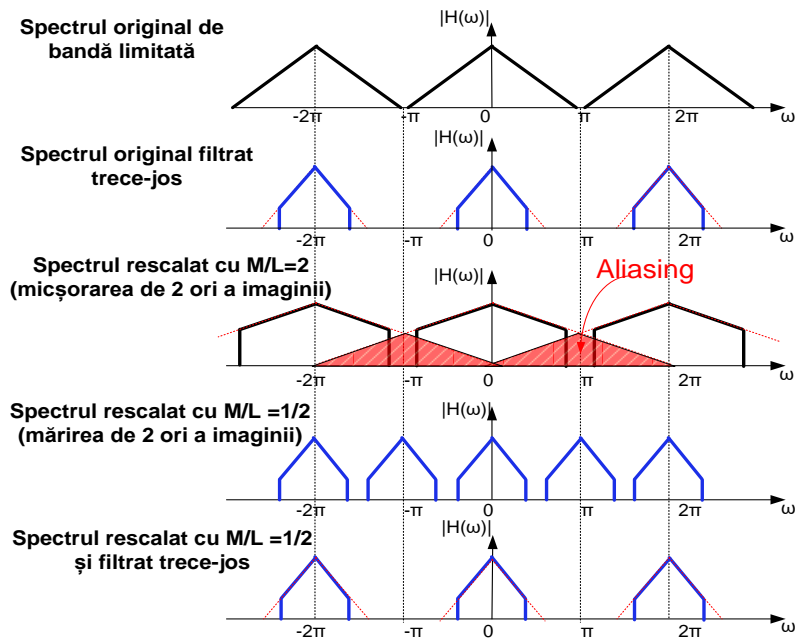


Fig 3.3 Evoluția spectrelor în decursul procesului de decimare-interpolare

În contextul scalării polifazice, denumirea de fază este legată faptul că sub-filtrul de interpolare folosit pentru a produce un eșantion de ieșire este astfel proiectat, încît poziția eșantionului de ieșire să fie defazată relativ la grila eșantioanelor de intrare.

Se poate observa că un eșantion de ieșire este generat funcție de valorile acumulate de un incrementor de fază.

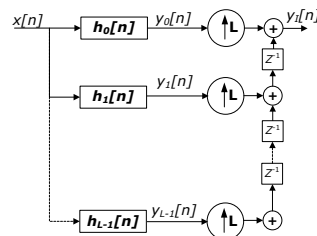


Fig 3.4 Re-eșantionarea cu factor fracționar $R=L/M$

Evoluția în timp a eșantioanelor pentru cazurile de mărire a imaginilor de intrare, respectiv pentru micșorarea acestora, este prezentată în fig. 3.5., respectiv fig. 3.6.

Pentru cazul măririi imaginilor (fig. 3.5.), includerea în operația de convoluție a unui pixel de intrare nou are loc doar dacă valoarea acumulatorului de fază conține o valoare întregă, deci dacă depășește intervalul dintre două eșantioane de pe grila de intrare.

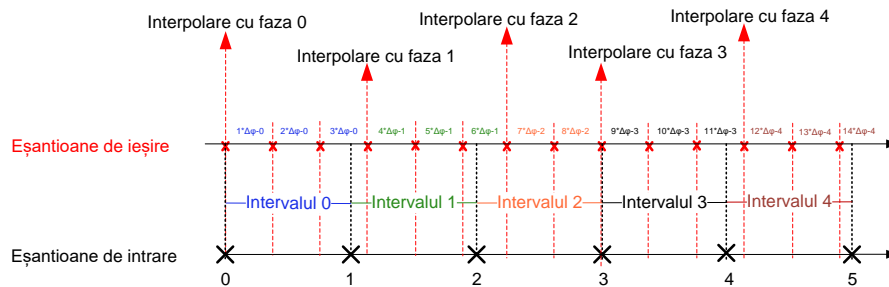


Fig 3.5 Mărire a imaginilor: Evoluția eșantioanelor de intrare și de ieșire

Pasul de incrementare al acumulatorului de fază este determinat de valoarea unui parametru denumită increment de fază. Mărimea incrementului de fază este dată de inversul factorului de scalare (S) pe direcția de scalare corespunzătoare.

$$S = \frac{\text{dimensiune imagine de ieșire}}{\text{dimensiune imagine de intrare}}$$

Astfel, pentru cazul măririi dimensiunilor imaginii, grila de ieșire este mai densă decât grila de intrare, astfel că eșantioane consecutive de ieșire vor fi generate din eșantioane de intrare folosind faze de interpolare distincte. Prin proiectarea filtrului pe faze garantează că răspunsul la impuls al fazelor selectate în decursul procesului de scalare, va genera eșantioanele de pe grila de ieșire în poziții spațiale optime.

Pe de altă parte, pentru cazul micșorării imaginilor, pasul grilei de ieșire devine mai rar decât cel de intrare, astfel încât pentru generarea de eșantioane consecutive de ieșire, vor fi utilizate eșantioane de intrare interpolate cu aceleași faze de interpolare (fig. 3.6.).

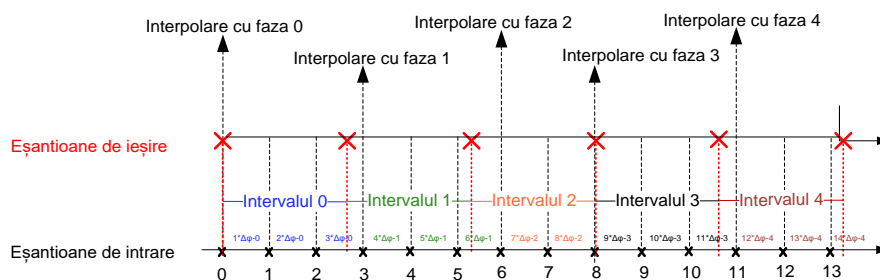


Fig 3.6 Micșorarea imaginilor: Evoluția eșantioanelor de intrare și de ieșire

Structura de scalare polifazică bidimensională separabilă

Structura de scalare polifazică bidimensională separabilă din fig. 3.7. este binecunoscută. Operația de scalare bidimensională este aproximată printr-o scalare unidimensională pe direcție verticală urmată de o scalare pe orizontală.

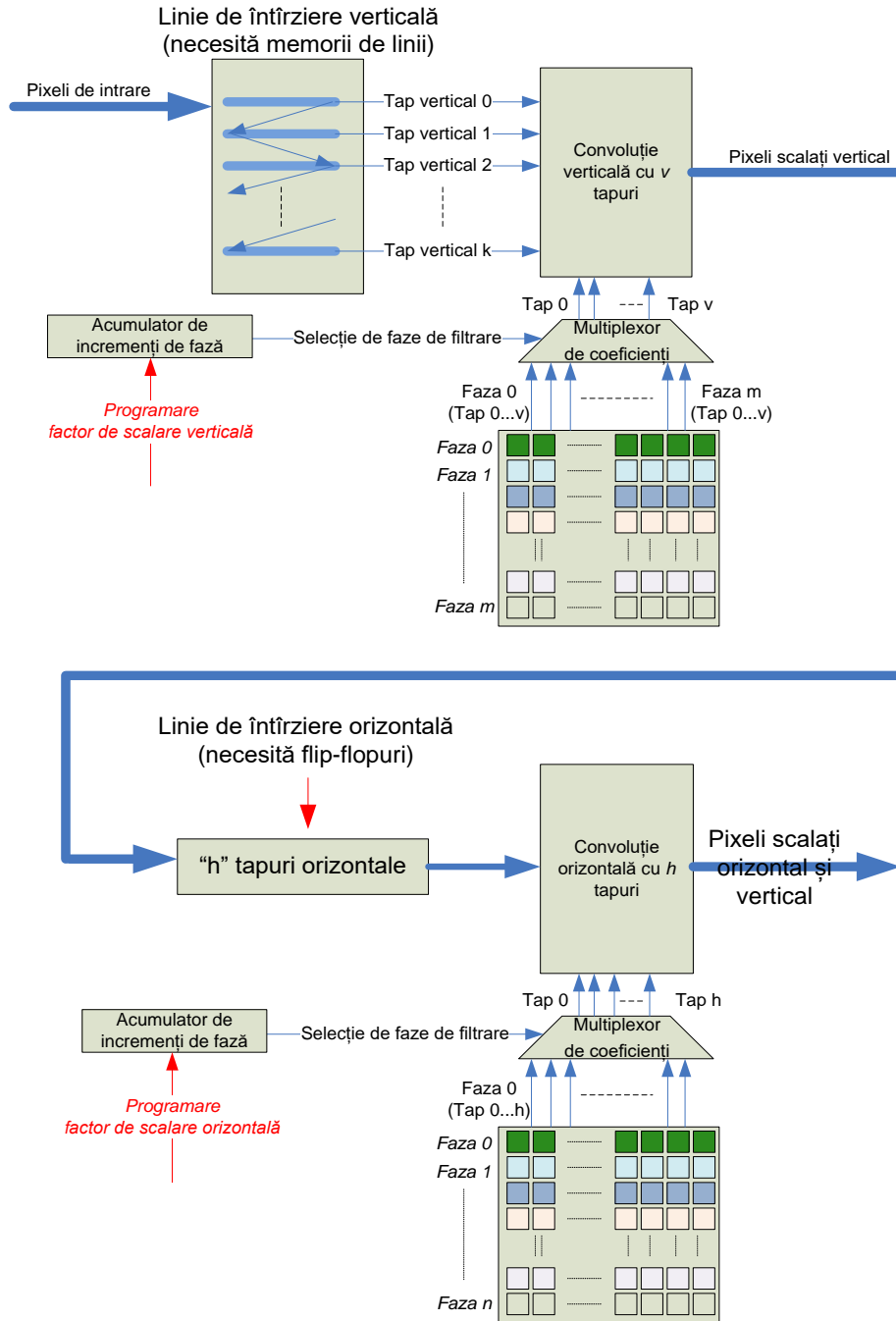


Fig 3.7 Structura de scalare polifazică bidimensională separabilă

Alegerea secvenței de procesare este o decizie de sistem și nu afectează determinant rezultatul din punctul de vedere al calității imaginilor. Deciziile structurale de sistem au în special în vedere menținerea unei lățimi de bandă de date optime pentru dimensiunile imaginilor de intrare și de ieșire. Din acest punct de vedere, este de dorit ca scalarea să opereze pe cât posibil pe dimensiunile minime de imagine.

Se poate observa că structura filtrului de scalare vertical este foarte asemănătoare cu a filtrului orizontal. Diferențele constau în structura liniilor de întârziere (tapurile) necesare convoluției de filtrare FIR pentru o direcție anume de procesare. Astfel, filtrul vertical necesită elemente de întârziere (ordinul filtrului) pe direcție verticală. Elementele de întârziere verticale sunt memorii de linii, fiind în general extrem de scumpe datorită faptului că un element de întârziere verticală necesită o linie video completă. Filtrarea orizontală operează pe întârzieri orizontale care fiind vorba de flip-flopuri, nu ridică probleme majore de cost.

Avansul pixelilor în liniile de întârziere este controlat de acumulatorul de faze. Acesta controlează introducerea unui pixel nou în linia de întârziere doar dacă valoarea de fază acumulată depășește valoarea unui interval întreg de pe grila de acumulare.

Acumulatorul de faze determină selecția unei noi faze de interpolare, sincron cu momentul în care un pixel nou a fost introdus în linia de întârziere corespunzătoare direcției de procesare.

Procesul de generare a pixelilor scalați presupune așadar o operație de convoluție de pixeli succesivi de pe direcția de procesare, cu faza de filtrare determinată de valoarea acumulatorului de faze.

3.4. Algoritm de sinteză a filtrelor polifazice

Capitolul de față prezintă o abordare unitară a problemei sintezei filtrelor digitale în scopul obținerii de performanțe de filtrare superioare atât din punct de vedere spațial, cât și în frecvență.

Proiectarea filtrelor digitale este tratată exhaustiv în literatură [55], [69],[70],[71],[73]. O caracteristică comună observată, este aceea că, în marea lor majoritate, metodele menționate tratează problematica proiectării filtrelor polifazice separat în domeniul frecvență și în domeniul spațial, fără a oferi o corelare a rezultatelor din cele două domenii de reprezentare.

În special pentru aplicațiile video, dualitatea dintre comportamentul spațial și cel în frecvență, este esențială. Cercetarea de față a fost practic determinată de găsirea unui liant între divesele abordări de proiectare, în ideea obținerii unor filtre cu performanțe superioare.

Abordarea combinată, cu scopul de a găsi un optim între constrângerile de proiectare din domeniul spațial și domeniul în frecvență a proiectării filtrelor polifazice, constituie o contribuție personală a autorului și face obiectul unei propuneri de brevet de invenție [74].

Legătura dintre cele două domenii de reprezentare este realizată prin intermediul unor funcții de cost definite analitic, cu scopul de a caracteriza regiunile esențiale ale răspunsului în amplitudine, respectiv ale răspunsului la impuls.

În finalul capitolului se analizează caracteristicile de filtrare necesare pentru accelerarea liniară a tranzițiilor imaginilor simultan cu scalarea dimensiunilor acestora.

Etapele de proiectare a filtrelor digitale

Etapele de proiectare pentru filtrele de scalare și pentru filtrele de scalare cu accentuarea fronturilor, sunt aceleași atât pentru direcția de procesare verticală cât și pentru direcția orizontală.

Pentru simplitate, pe parcursul capitolului folosirea termenului de "filtru de scalare" se referă atât la filtrele de scalare simplă, cât și la filtrele de scalare cu accentuarea fronturilor. Distincția dintre cele două tipuri de filtre polifazice se va face doar atunci când este necesar.

Etape necesare în sinteza filtrelor de scalare sunt :

- 1) Generarea nucleului de interpolare $h[n]$, începând cu faza zero;
- 2) Generarea nucleului de accelerare a tranzițiilor;
- 3) Convoluția nucleului de interpolare cu cel de accentuare a tranzițiilor;
- 4) Cuantizarea și normalizarea coeficienților rezultanți.

Generic vorbind, procesul de sinteză a filtrelor polifazice produce un set de coeficienți $h[k]=sinc(k\pi\omega)$ care satisfac anumite constrângeri impuse răspunsului în amplitudine și răspunsului la impuls.

Pentru un filtru polifazic ordinul t și f faze, ordinul total N al filtrului unidimensional echivalent de dimensiune impară este dat de relația (3.9):

$$N = t \cdot f - 1 \quad (3.9)$$

Răspunsul în amplitudine $H(\omega)$ a setului de coeficienți h_n corespunzând filtrului de ordinul N , este reprezentat de relația (3.10):

$$H(\omega) = \sum_{k=0}^{N-1} h[k]e^{-jk\omega} = h[0] + \sum_{k=1}^{N-1} h[k]e^{-jk\omega} \quad (3.10)$$

iar răspunsul la impuls este reprezentat de relația (3.11):

$$h(k) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} H(\omega) e^{jk\omega} d\omega \quad (3.11)$$

3.4.1. Specificațiile filtrului

Sinteza filtrului de interpolare se bazează pe determinarea răspunsului la impuls, pe baza maximizării unei sume ponderate formată din funcții obiectiv asociate fiecăreia dintre următoarele condiții:

- Specificarea factorului de scalare și a frecvenței de tăiere;
- Specificarea benzii de tranziție;
- Maximizarea atenuării în banda de oprire;
- Minimizarea aliasingului;
- Minimizarea variațiilor de amplitudine pe faze individuale;
- Maximizarea monotoniei răspunsului la impuls;
- Minimizarea amplitudinii riplurilor laterale;
- Normalizarea răspunsului la impuls;

Maximizarea funcțiilor obiectiv, definite pentru fiecare din condițiile de mai sus, se efectuează atât în domeniul timp, cât și în domeniul frecvență. Având în vedere cantitatea foarte mare de calcule cerute de operația de maximizare, s-a optat pentru metoda celor mai mici pătrate datorită vitezei de convergență a acesteia.

Parametrii spațiali și de frecvență necesari în proiectarea filtrelor polifazice sunt prezentați în fig. 3.8.

Pentru îndeplinirea condiției de liniaritate a lui Gibbs, se optează pentru filtre de fază liniară, deci cu răspuns la impuls simetric:

$$h[k] = h[N - k + 1], k = \overline{1, N} \quad (3.12)$$

unde: $N = T \cdot f - 1$ este ordinul total al filtrului.

Pentru menținerea unui cost minim al implementării, se optează pentru filtre cu răspuns la impuls simetric, pentru care fazele devin simetrice de-a lungul fazei centrale. Pentru aceste tipuri de filtre, costul multiplicatoarelor din operația de convoluție se reduce la jumătate, datorită faptului că în operațiile de înmulțire participă doar jumătate din termenii de filtrare, ceilalți coeficienți fiind doar variante oglindite ale coeficienților de bază.

Parametrii utilizați în definirea caracteristicilor de filtrare au fost notați astfel:

- ω_s este pulsația normalizată cu frecvența de eșantionare f_s ;
- $\omega \in [0, \omega_p]$ specifică banda de trecere efectivă;
- $\omega_p = (1 - \alpha)\omega_s$;
- $\omega \in [(1 + \alpha)\omega_s, \pi]$ este banda de oprire;
- α este un factor de extensie de bandă pentru determinarea roll-offului din banda de tranziție;
- δ_p definește amplitudinea maximă a riplurilor din banda de trecere;
- λ_p , respectiv λ_n definesc amplitudinea maximă a lobilor laterali.

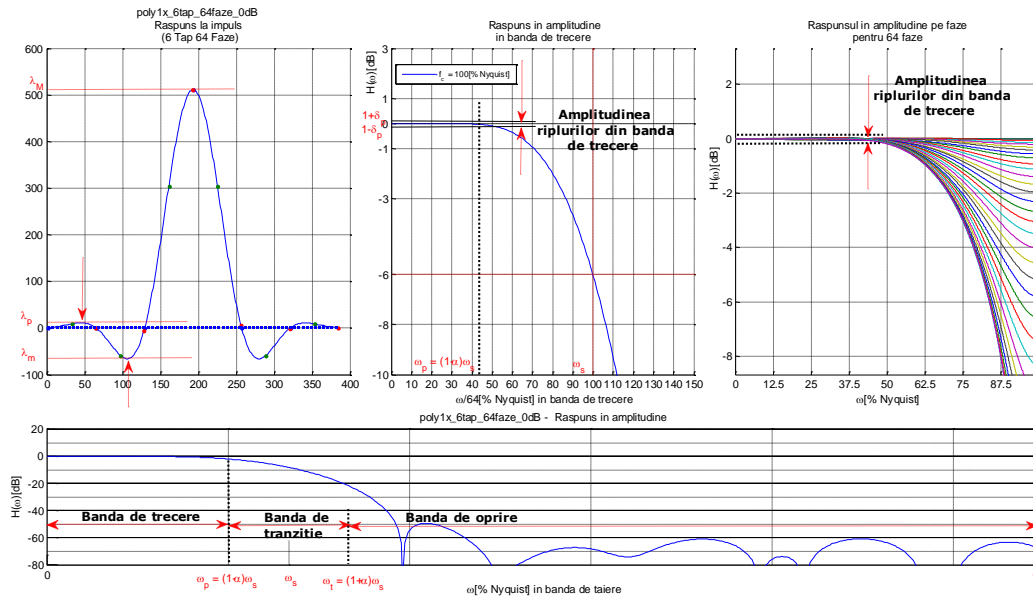


Fig 3.8 Răspunsul unui filtru polifazic și parametrii de proiectare

3.4.2. Specificațiile caracteristicilor de filtrare în domeniul frecvență

Specificațiile de răspuns în frecvență sunt prezentate în fig. 3.9. și se referă la:

- Specificarea factorului de scalare și a frecvenței de tăiere;
- Specificarea benzii de trecere;
- Specificarea benzii de tranziție;
- Specificarea benzii de oprire;
- Minimizarea variațiilor ale răspunsului în amplitudine pe faze individuale.

Analizând fig. 3.9. se poate constata că pentru un filtru polifazic trece-jos răspunsul în banda de trecere este dat de relația (3.13):

$$H(\omega) = f - H(\omega_s - \omega), \omega \in [0, (1 - \alpha)\omega_s] \quad (3.13)$$

unde: f reprezintă numărul de faze ale filtrului polifazic; ω_s -frecvența de tăiere a filtrului; α -factorul de extensie de bandă necesar pentru ajustarea roll-offului din banda de tranziție.

Prin urmare, răspunsul filtrului la frecvența de tăiere este zero. Pentru frecvența zero, răspunsul este egal cu numărul de faze:

$$H(\omega_s) = 0 \Rightarrow H(0) = f \quad (3.14)$$

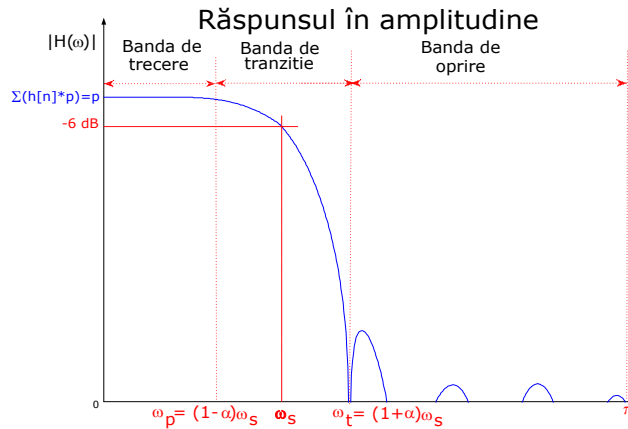


Fig 3.9 Specificațiile de răspuns în frecvență

Similar, răspunsul în banda de tranziție este:

$$H(\omega) = f - H(\omega_s - \omega), \omega \in [(1 - \alpha)\omega_s, (1 + \alpha)\omega_s] \quad (3.15)$$

iar în banda de oprire:

$$H(\omega) = 0, \omega \in ((1 + \alpha)\omega_s, \pi] \quad (3.16)$$

Se observă că specificarea benzii de tranziție este posibilă prin controlul factorului de roll-off α .

Factorul de scalare

Specificarea factorului de scalare determină performanțele de filtrare pe faze a filtrelor polifazice. Factorul de scalare S este definit conform relației (3.17):

$$S = \frac{\text{dimensiune imagine de iesire}}{\text{dimensiune imagine de intrare}} \quad (3.17)$$

Frecvența de tăiere este definită pentru o atenuare de -6dB a răspunsului în amplitudine a filtrului. Pentru cazul măririi dimensiunilor imaginilor, factorul de scalare $S = 1$, iar frecvența de tăiere globală a filtrului de ordinul $(t \cdot f - 1)$ (filtrul cu f faze și ordinul t) este dată de relația (3.18):

$$\omega_s = \frac{1}{2f} S = \frac{1}{2f}, \text{ pentru } S = 1 \quad (3.18)$$

Abilitatea filtrului de a respecta criteriul de eșantionare depinde de nivelul de atenuare din banda de oprire. Datorită atenuării finite din banda de oprire, o rejectare completă a componentelor spectrale din afara benzii de trecere nu este posibilă, impunându-se astfel o evaluare a abilității filtrelor de a minimiza efectele de aliere.

Experimental se poate constata că aliingul este vizibil pentru factori de scalare reduși ($S < 1.5$). Astfel este de așteptat ca scenariile de micșorare ($S < 1$) și factorii de mărire a dimensiunilor cu valori supraunitare reduse, să introducă efecte de aliere. Factorul α a fost introdus pentru a facilita controlul asupra lățimii benzii de tranziție și implicit asupra nivelului de atenuare din banda de oprire.

Este demn de menționat că, modificarea benzii de tranziție afectează răspunsul la impuls. Astfel, reducerea benzii de tranziție crește amplitudinea lobilor laterali din răspunsul la impuls, și implicit introduce distorsiuni de ripluri în imagine.

Datorită caracterului polifazic al filtrului de scalare, frecvența de tăiere a fiecărui sub-filtru h_k de ordinul t , este determinată de numărul de faze f și este de f ori mai mare decât ω_s . Astfel relația (3.18) devine:

$$\omega_s^f = \omega_s \cdot f = 0.5 \quad (3.19)$$

Pentru cazul micșorării dimensiunilor imaginilor, factorul de scalare este subunitar ($S < 1$), iar frecvența de tăiere globală a filtrului este determinată de factorul de scalare, conform relației (3.20):

$$\omega_s = \frac{S}{2f} \quad (3.20)$$

Similar, frecvența de tăiere pe fiecare fază a filtrului de micșorare este de f ori mai mare decât a filtrului global, astfel încât relația (3.20) devine:

$$\omega_s^f = \omega_s f = \frac{S}{2} \quad (3.21)$$

Interferența dintre pixeli

Ca orice operație de filtrare liniară, scalarea polifazică se bazează pe convoluția dintre funcția de răspuns la impuls polifazică cu pixelii de pe suportul spațial de filtrare. Fenomenul de interferență dintre pixelul curent și vecinii săi se datorează însumării ponderate, specifice convoluției, dintre pixelul central și vecinii săi. Nivelul de interferență depinde de lungimea suportului spațial și de valoarea coeficienților de filtrare celor mai depărtați de centru. [75].

Condiția de interferență minimă dintre pixeli este ca răspunsul interpolatorului h să fie nenul pentru pixelul central și nul la trecerea acestuia prin centrul tuturor pixelilor învecinați.

Pentru mărirea imaginilor și în special pentru factori de scalare ridicați, fiecare pixel de ieșire conține contribuții unice (nerepetate) ale pixelilor de intrare, deci intersecția impulsului la răspuns cu centrul pixelilor necentrali este garantată. Prin urmare și nivelul de interferență poate fi atenuat.

Pentru micșorarea imaginilor, fiecare pixel de ieșire conține în mod necesar contribuții repetate ale pixelilor originali, astfel încât nu se poate garanta trecerea impulsului la răspuns prin centrul pixelilor. În această situație interferența dintre pixeli nu poate fi controlată.

Funcția de cost pentru optimizarea nivelului de interferență dintre pixeli se poate exprima ca fiind:

$$C_{ifpix}(h_k) = p_{ifpix} \cdot \sum_{k=1}^t \left[\int_{-1/2}^{1/2} H(\omega) \cos(2\pi k \gamma \omega) d\omega - \lambda \right], \gamma = \frac{f}{S} \quad (3.22)$$

unde: t este ordinul filtrului pentru fiecare fază, f -numărul de faze de filtrare și S -factorul de scalare. p_{ifpix} este o pondere de control a vitezei de convergență pentru metoda celor mai mici pătrate aplicată în cazul optimizării funcției de cost de interferență pixelilor. Parametrul λ este explicat după cum urmează.

Condiția de răspuns zero la intersecția cu coeficientul central este condiționată de valorile parametrului λ .

Astfel $\lambda = 1$ pentru coeficientul central (vezi relația (3.22)) și $\lambda = 0$ pentru toți ceilalți coeficienți (vezi relația (3.23)).

$$\int_{-1/2}^{1/2} H(\omega) \cos(2kfS\pi\omega) d\omega = 0, \quad k \neq 0 \quad (3.23)$$

Astfel, condiția de răspuns maxim pentru pixelul central, este dată de relația (3.24):

$$\int_{-1/2}^{1/2} H(\omega) d\omega = 1, \quad k = 0 \quad (3.24)$$

unde similar cu relația (3.22): f -este numărul de faze de filtrare și S -factorul de scalare.

Specificația benzii de trecere

Funcția de cost pentru optimizarea benzii de trecere se bazează pe minimizarea interferenței dintre pixeli.

Analizând fig. 3.9. se poate constata că pentru un filtru polifazic trece-jos răspunsul în banda de trecere este dat de relația (3.25):

$$H(\omega) = f - H(\omega_s - \omega), \quad \omega \in [0, (1 - \alpha)\omega_s] \quad (3.25)$$

Simetria coeficienților de filtrare din relația (3.12) permite ca analiza funcției de răspuns la impuls să se efectueze doar pentru jumătate din coeficienți.

Astfel, pentru un filtru simetric, din relația (3.10) împreună cu relația (3.15) se obține:

$$H(\omega) = h_0 + \sum_{k=1}^L h[k] \cos(2\pi\omega) \quad (3.26)$$

Funcția de cost de optimizare pentru banda de trecere (vezi relația (3.15)) se definește astfel conform relației (3.27):

$$C_{trecere}(h_k) = p_{trecere} \cdot \int_0^{\omega_s(1-\alpha)} [f - H(\omega)]^2 d\omega \quad (3.27)$$

unde: $p_{trecere}$ este o pondere de control a vitezei de convergență pentru metoda celor mai mici pătrate aplicată optimizării benzii de frecvență.

Specificația benzii de tranziție

Conform relației (3.15), funcția de cost pentru optimizarea benzii de tranziție este dată de relația (3.28):

$$C_{tranzitie}(h_k) = p_{tranzitie} \cdot \left[H\left(\frac{S}{2f}\right) - \frac{f}{2} \right]^2 \quad (3.28)$$

Unde: termenul $f/2$ reprezintă atenuarea de $1/2$ (-6 dB) a răspunsului în amplitudine la frecvența de tăiere.

Specificația benzii de oprire

Similar, plecând de la relația (3.16), funcția de cost pentru optimizarea benzii de oprire este dată de relația (3.29):

$$C_{oprire}(h_k) = p_{oprire} \cdot \int_{\omega_s(1+\alpha)}^{0.5} [H(\omega)]^2 d\omega \quad (3.29)$$

unde: p_{oprire} este o pondere de control a vitezei de convergență pentru metoda celor mai mici pătrate.

Minimizarea aliasingului

Minimizarea aliasingului este strâns legată de optimizarea uniformității răspunsului pe faze. Uniformitatea răspunsului pe faze este determinată de mărimea variațiilor dintre răspunsul în amplitudine a fazelor individuale relativ la răspunsul filtrului polifazic global. Pentru răspunsuri pe faze foarte diferite, și pixelii de aceeași amplitudini în imaginea originală, vor apărea de valori diferite în imaginea scalată datorită faptului că sunt procesați cu caracteristici de amplitudine diferite de la fază la fază.

Un răspuns neuniform din banda de trecere denotă în general caracteristici foarte diferite ale fazelor și în banda de tranziție, respectiv în banda de oprire. Aceste diferențe conduc la atenuări foarte diferite ale spectrelor oglindă, respectiv ale componentelor armonice din afara benzii de trecere. Acest fenomen este responsabil de introducerea distorsiunilor de aliasing în imaginea scalată.

Figura 3.10. exemplifică cele de mai sus pe o imagine "Multiburst", formată din forme sinusoidale modulate în frecvență.

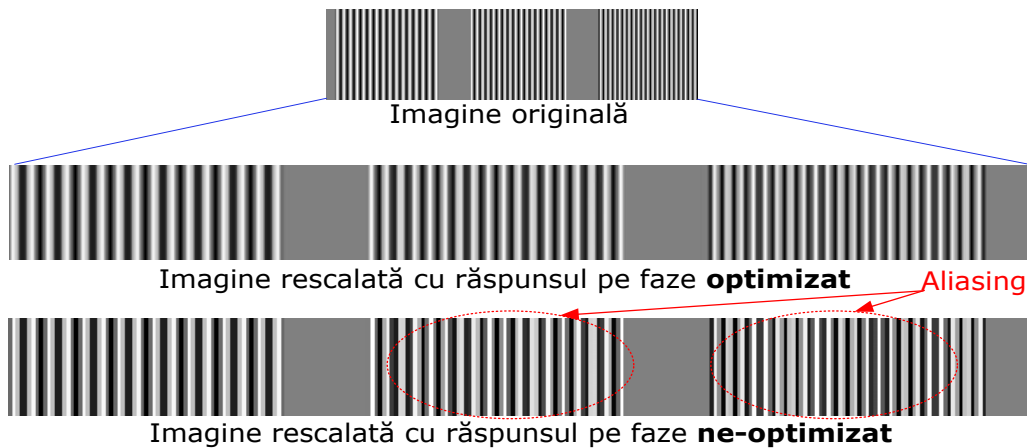


Fig 3.10 Distorsiunile de aliasing datorate răspunsului neuniform pe faze

Se observă neuniformitățile din regiunea de frecvențe înalte a imaginii prelucrată cu filtre de scalare neoptimizate pe faze.

Manifestarea defectelor de aliasing devine mult mai vizibilă pentru imagini în mișcare, pentru care informația de mișcare modulează suplimentar semnalul video de înaltă frecvență. Pentru filtre neoptimizate, distorsiunile se manifestă prin efecte de pîlpîire foarte deranjante.

Optimizarea răspunsului pe faze este posibilă pentru situațiile în care banda de trecere a filtrului este mai mică decât 0.5. Această situație este specifică factorilor de scalare mai mari decât 1.5. Pentru celelalte cazuri, pentru care atenuarea în regiunile de frecvențe înalte (filtre de micșorare sau factori de scalare coborâți), optimizarea răspunsului pe faze nu este posibilă.

Conform relației (3.30), funcția de cost pentru optimizarea răspunsului pe faze se determină evaluând pentru fiecare fază apropierea răspunsurilor în amplitudine din banda de trecere, respectiv din banda de oprire, relativ la faza zero.

$$C_{Faza}(h_k) = p_{trecere}^{Faza} \cdot \sum_{k=1}^f \left[\int_0^{(1-\alpha)\omega_s} |H_{Faza}^{(0)}(\omega) - H_{Faza}^{(k)}(\omega)|^2 d\omega \right] + p_{oprire}^{Faza} \cdot \sum_{k=1}^f \left[k \cdot \int_{(1+\alpha)\omega_s}^{1/2} |H_{Faza}^{(k)}(\omega)|^2 d\omega \right] \quad (3.30)$$

unde: $p_{trecere}^{Faza}$ este o pondere de control a vitezei de convergență pentru metoda celor mai mici pătrate aplicată în banda de trecere, p_{oprire}^{Faza} controlează convergența în banda de oprire, iar $H^{(k)}_{Faza}(\omega)$ este răspunsul în amplitudine pentru faza f .

În fig. 3.11 se prezintă evoluția răspunsului de amplitudine pe faze pentru un filtru polifazic de ordinul 6 cu 64 de faze, pentru situația în care răspunsurile pe faze sunt neoptimizate, respectiv când filtrul a fost optimizat pe baza funcției de cost din relația (3.30). Se observă uniformizarea neliniarităților din banda de trecere ale filtrului neoptimizat față de filtrul optimizat, precum și faptul că uniformizarea determină o lărgime a regiunii de tranziție relativ la filtrul neoptimizat.

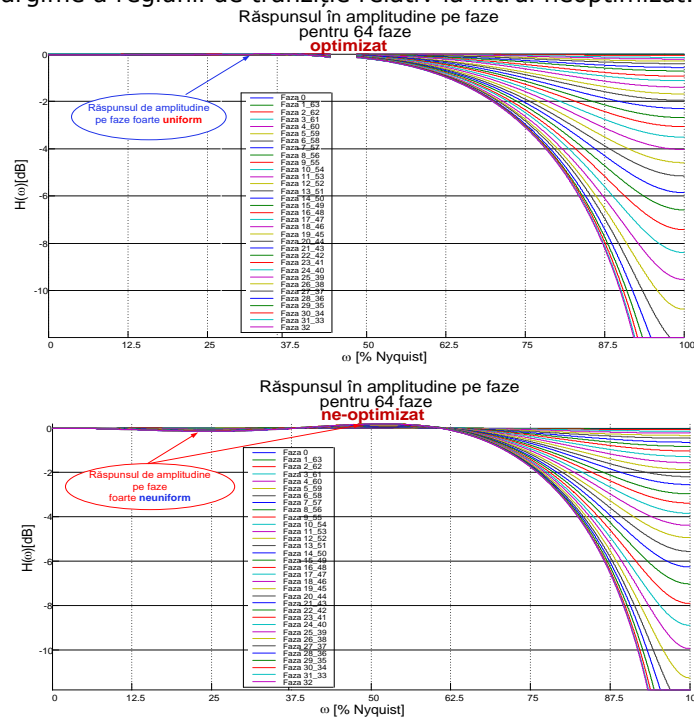


Fig 3.11 Răspunsul de amplitudine pe faze

3.4.3. Specificațiile caracteristicilor de filtrare în domeniul spațial

Specificațiile de răspuns la impuls sunt prezentate în fig. 3.12. și se referă la:

- Specificarea monotoniei funcției de răspuns la impuls;

- Minimizarea riplurilor;
- Normalizarea coeficienților.

Controlul monotoniei funcției de răspuns la impuls

Lungimea echivalentă a filtrului polifazic este exprimată de relația (3.9). Pentru cazul concret al unui filtru de ordinul 6 cu 64 de faze, ordinul total al filtrului va fi 384.

După cum se poate observa din fig. 3.12., coeficienții răspunsului la impuls sunt foarte apropiați, și fără constrângeri suplimentare, răspunsul la impuls va prezenta discontinuități între faze. Aceste discontinuități se manifestă prin introducerea de neuniformități în imagini, foarte similare cu distorsiunile de răspuns de amplitudine pe faze neuniform.

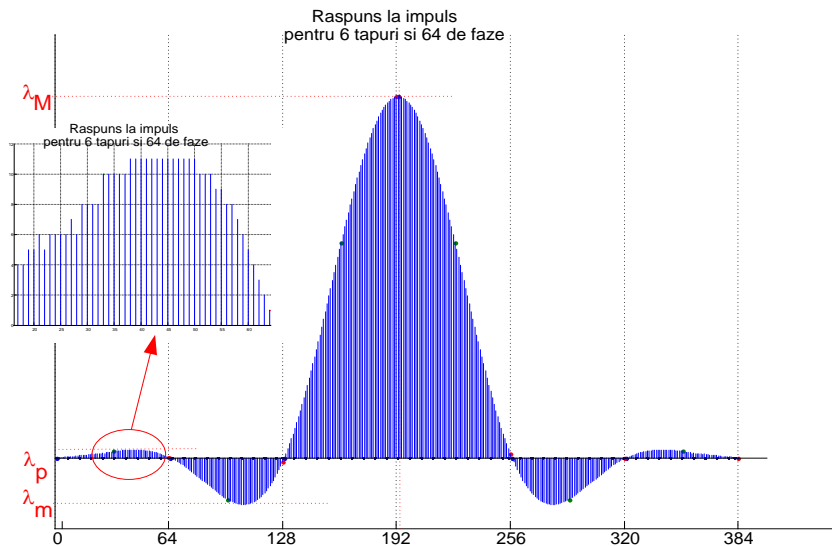


Fig 3.12 Răspunsul la impuls cu doi lobi laterali; neuniformitățile de cuantizare

Pentru asigurarea monotoniei răspunsului la impuls, analiza coeficienților se face din punctul de vedere al structurii polifazice a coeficienților. Astfel, monotonia trebuie asigurată atât între coeficienți succesivi din răspunsul global, cât și pentru coeficienții succesivi ai fiecărei faze.

Optimizarea pentru maximizarea monotoniei răspunsului la impuls presupune calculul derivatelor de ordinul n ale acestuia. Echivalentul în domeniul de frecvență a acestei operații este dat de relația (3.31).

$$[H(\omega)]^{(n)} = (2\pi\omega)^n H(\omega) \quad (3.31)$$

Pentru simplitatea expunerii, se analizează evoluția coeficienților polifazici pentru un filtru polifazic scurt, de ordinul 4 cu 8 faze. Tot pentru simplitate, valorile coeficienților incluse în tabelul 3.1 au fost cuantizate cu 9 biți fracționari. Rândurile tabelului 3-1 conțin coeficienții unei faze.

0	0	512	0
-3	45	495	-25
-8	110	443	-33
-14	190	367	-31
-23	279	279	-23
-31	367	190	-14
-33	443	110	-8
-25	495	45	-3

Tabelul 3-1 Răspunsul la impuls pentru filtru polifazic de ordinul 4 cu 8 faze, cuantizat cu 9 biți

În fig. 3.13 se prezintă răspunsurile la impuls pe fiecare fază, și respectiv de-a lungul fazelor.

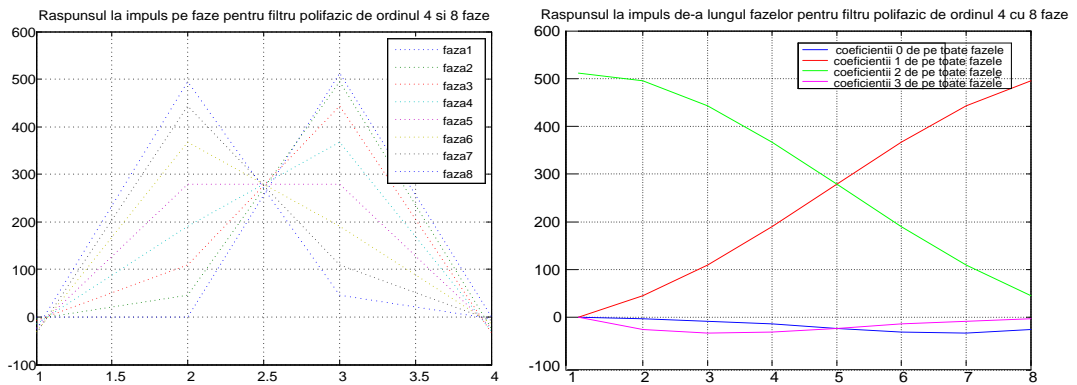


Fig 3.13 Răspunsul la impuls pe faze; poziționarea coeficienților polifazici

Fig. 3.14 prezintă poziționarea coeficienților polifazici pe funcția de răspuns la impuls global.

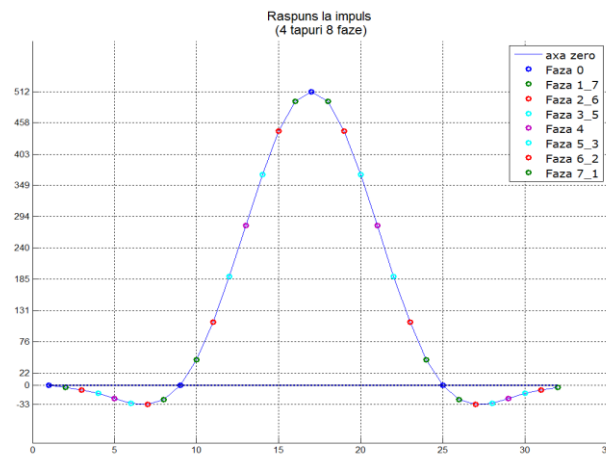


Fig 3.14 Răspunsul global la impuls; poziționarea coeficienților polifazici

Din fig 3.14 se observă că între coeficienții succesivi ai aceleași faze sunt inserați coeficienții de același index din faze succesive. Din acest motiv, optimizarea monotoniei trebuie efectuată atât pentru coeficienții fiecărei faze, cât și pentru coeficienții succesivi de-a lungul fazelor de filtrare.

Evaluarea monotoniei se va face prin urmare pentru un nucleu de filtrare de ordin pentru fiecare fază, și în paralel pe f faze, corespunzând fazelor asociate aceluiași indice de elemente de întârziere. Similar cu relația (3.31), derivata de ordinul t a răspunsului la impuls se definește:

$$[H(\omega)]^{(t)} = [f \sin(\pi\omega)]^t H(\omega) \tag{3.32}$$

Funcția de cost rezultantă se definește în banda de trecere și este de forma:

$$C_{MRI}(h_k) = P_{MRI} \cdot f^{2t} \int_{\omega_2(1+a)}^{0.5} [\sin^t(\pi\omega)H(\omega)]^2 d\omega \tag{3.33}$$

unde: P_{MRI} este o pondere de control a vitezei de convergență pentru metoda celor mai mici pătrate; f - numărul de faze ale filtrului polifazic; t - ordinul filtrului polifazic analizat.

Minimizarea riplurilor laterale

Minimizarea riplurilor este foarte importantă pentru îmbunătățirea calității imaginii. Scopul acestui criteriu este acela de a minimiza amplitudinea lobilor laterali, și în special a lobilor depărtați de lobul principal.

Optimizarea în acest caz este efectuată strict în domeniul spațial, pe coeficienții răspunsului în impuls.

$$C_{Ripluri}(h_k) = P_{Ripluri} \cdot \sum_{k=1}^t \lambda_k h_k^2 \tag{3.34}$$

unde: $P_{Ripluri}$ este o pondere de control a vitezei de convergență pentru metoda celor mai mici pătrate; λ_k - un coeficient de ponderare pentru lobi laterali din răspunsul la impuls; h_k - răspunsul la impuls al filtrului polifazic analizat. Experimental s-a observat că valorile optime pentru λ_k sunt cele din tabelul 3.2.

Poziția lobilor	1	2	3	4	5
Coeficientul de ponderare λ_k	0	10^0	10^2	10^3	10^4

Tabelul 3-2 Valori optime pentru λ_k funcție de poziția lobilor laterali

Normalizarea răspunsului la impuls

Normalizarea răspunsului la impuls necesită o formulare atât pentru răspunsul la impuls (domeniul spațial) cât și în domeniul frecvență.

Nerespectarea normalizării răspunsului la impuls pe fiecare fază, conduce la introducerea în imagini a unor benzi de luminozitate diferită foarte supărătoare.

Normalizarea răspunsului la impuls pe faze este dată de relația (3.35):

$$\sum_{m=0}^{f-1} \sum_{k=0}^{t-1} h^m[k] = f, \text{ cu } \sum_{k=0}^{t-1} h^m[k] = 1 \tag{3.35}$$

Se poate demonstra [70] că expresia funcției de cost în domeniul frecvență poate fi scrisă sub forma:

$$C_{norm}(h_k) = P_{norm} \left((H^2(0) - F_{norm})^2 + \sum_{k=1}^f H^2 \left(\frac{k}{f} \right) \right) \quad (3.36)$$

unde: P_{Norm} este o pondere de control a vitezei de convergență pentru metoda celor mai mici pătrate; f -numărul de faze ale filtrului polifazic; F_{norm} - satisface relația (3.37) [70].

$$F_{norm} = \begin{cases} 0, \omega = \frac{k}{f}, k = \overline{1, f} \\ \sum_{k=0}^{t-1} h[k] = 1, \omega = 0 \end{cases} \quad (3.37)$$

3.4.4. Specificarea funcției de cost globale

Funcțiile de cost individuale exprimate în paragraful anterior, pot fi unificate într-o funcție de cost globală. Expresia funcției de cost unificate este dată de relația (3.38):

$$C(h_k) = [C_{trecere}(h_k) + C_{tranzitie}(h_k) + C_{oprire}(h_k) + C_{Faza}(h_k) + C_{ifpik}(h_k)] + [C_{norm}(h_k) + C_{Ripluri}(h_k) + C_{MRI}(h_k)] \quad (3.38)$$

Relația (3.38) reprezintă un sistem de ecuații liniare de forma:

$$\mathbf{F}_k h_k = \mathbf{F}_0 \quad (3.39)$$

unde: termenul general \mathbf{F}_k reprezintă funcțiile de cost conținând toate tapurile t și fazele k . Termenul \mathbf{F}_0 conține funcțiile de cost pentru toate tapurile fazei 0 (faza de pornire).

Termenul general include pe lângă expresia parametrilor din domeniul frecvență și funcțiile de cost corespunzând parametrilor pur spațiali (monotonia răspunsului la impuls, respectiv optimizarea riplurilor laterale). Funcția de cost pentru minimizarea aliasingului nu poate fi inclusă în termenul de fază zero \mathbf{F}_0 pentru că extragerea formei echivalente pentru o singură fază (faza 0) ar contrazice definiția acesteia.

Forma generală a sistemului de ecuații pentru extragerea răspunsului la impuls h_k este astfel dată de relația (3.40):

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_k &= C_{trecere}^k + C_{tranzitie}^k + C_{oprire}^k + C_{ifpik}^k + C_{norm}^k + C_{Faza}^k + [C_{MRI}^k + C_{Ripluri}^k] \\ \mathbf{F}_0 &= C_{trecere}^0 + C_{tranzitie}^0 + C_{oprire}^0 + C_{ifpik}^0 + C_{norm}^0 \end{aligned} \quad (3.40)$$

Pentru claritatea lecturii, se va dezvolta doar termenul $C_{trecere}$ din relația (3.27), dezvoltările pentru restul termenilor fiind incluse în ANEXA 1.

Astfel, pentru m faze și ordinul k , forma echivalentă pentru $C_{trecere}$ din relația (3.30.) este dată de relația (3.45.):

$$\mathbf{F}_{trecere}^k(h_k) = p_{trecere} \omega_s (1 - \alpha) [\text{sinc}(2\pi\omega_s (1 - \alpha)(k - m)) + \text{sinc}(2\pi\omega_s (1 - \alpha)(k + m))] \quad (3.41)$$

Pentru faza 0 ($m=0$) relația (3.41) devine:

$$\mathbf{F}_{trecere}^0(h_k) = 2p_{trecere} \cdot \omega_s (1 - \alpha) \text{sinc}(2\pi\omega_s (1 - \alpha)k) \quad (3.42)$$

care ne permite extragerea coeficienților de răspuns la impuls h_k optimizați pe baza relației (3.43):

$$h_k = \frac{\mathbf{F}_0}{\mathbf{F}_k} \quad (3.43)$$

3.4.5. Parametrii de sinteză ai filtrelor polifazice

În tabelul 3-3 se prezintă câteva exemple de filtre polifazice de ordinul 6 și 64 de faze sintetizați pentru factori de scalare între 1/3 și 1 (micșorare de 3 ori a dimensiunilor imaginii de ieșire, respectiv mărire pînă la 64 de ori a imaginii de ieșire). Caracteristicile filtrului 0 din tabelul 3-3 sunt prezentate în fig. 3.15.

Valorile factorilor de ponderare au fost determinate experimental folosind imagini de test artificiale și naturale.

În decursul simulărilor s-a constatat că anumite ponderi au rămas constante pentru toți factorii de scalare S , motiv pentru care nu au fost incluse în tabel. Ponderile constante sunt: $P_{\text{ifpix}}=5$; $P_{\text{oprire}}=10^2$; $P_{\text{norm}}=1$; $P_{\text{mon}}=10^{-2}$; $P_{\text{riplu}}=10^{-3}$; $P_{\text{trecere}}^{\text{Faza}}=10$;

Index Filtru	Factor de scalare S	α	P_{trecere}	P_{oprire}	$P_{\text{oprire}}^{\text{Faza}}$
0	0.3	0.50	6.5	7.6	70
1	0.4	0.49	6.8	7.8	50
2	0.5	0.47	7.1	8.0	40
3	0.6	0.45	7.3	8.3	30
4	0.7	0.40	7.5	8.5	10
5	0.8	0.38	7.8	9	5
6	0.9	0.35	8.0	9	2
7	1.00	0.34	8.5	10	1
8	1.00	0.32	9	10	0.5
9	1.00	0.31	10	12	0.2
10	1.00	0.30	10	12	0
11	1.00	0.25	12	14	0
12	1.00	0.20	14	16	0

Tabelul 3-3 Valori de ponderare pentru filtre polifazice de ordinul 6 și 64 de faze

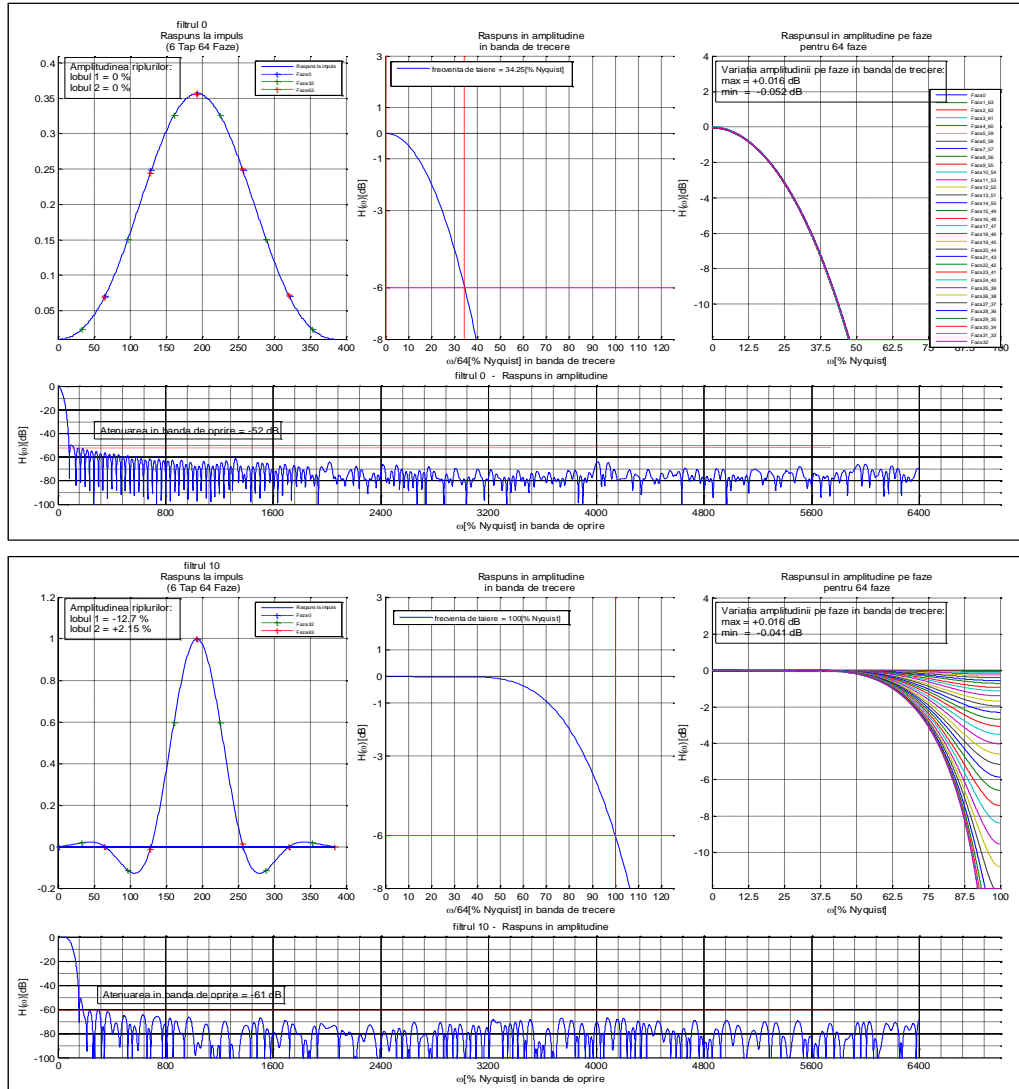


Fig 3.15 Filtrul 0 sintetizat conform tabelului 3.3

3.4.6. Cuantizarea coeficienților de filtrare

Pentru implementarea în circuite fizice (ASIC, FPGA, procesoare de semnal, etc.), răspunsul la impuls sintetizat trebuie convertit din reprezentarea în virgulă flotantă în virgulă fixă.

Procesul de conversie se numește cuantizare. Numărul biților de cuantizare alocați filtrului depind de raportul de semnal-zgomot urmărit de aplicația în sine.

Astfel, dacă aplicația filtrului polifazic este de a decoda semnalul video de la ieșirea unui convertor analog-numeric, filtrul va funcționa ca un circuit de re-eșantionare cu corecție de eroare de fază. În această situație păstrarea unui raport semnal-zgomot cât mai ridicat este esențială. Se urmărește astfel obținerea unei rejecții în banda de oprire de cel puțin -120 dB.

Pe de altă parte, pentru aplicații de rescalare a dimensiunii imaginilor, constrângerile de SNR sunt mai relaxate și atenuarea în banda de oprire poate fi îmeținută între -30dB și -70dB.

Relația dintre SNR și gama dinamică este dată în [76], unde gama dinamică a unui dispozitiv este definită ca fiind:

$$GD = 20 \log \left(\frac{\text{intervalul maxim de reprezentare}}{\text{nivelul minim reprezentabil}} \right) \quad (3.44)$$

Prin urmare, pentru b biți de cuantizare, gama dinamică corespunde unei creșteri de aproximativ 6dB/[bit de cuantizare].

$$GD = 20 \cdot \log \frac{2 - 2^{(1-b)}}{2^{(1-b)}} = 20 \cdot \log(2^{-b} - 1) \approx 5 \text{ dB/bit} \quad (3.45)$$

Prin urmare, pentru asigurarea unei atenuări în banda de oprire de -70dB, un filtru polifazic de scalare video ar avea nevoie de 14 biți de precizie, conform relației (3.46).

$$b = \text{int} \left(\frac{70}{5} \right) = 14 \text{ biți} \quad (3.46)$$

Similar, pentru o atenuare în banda de oprire de -30dB, sunt necesari doar 6 biți.

În practică, pentru filtre polifazice de scalare video se aleg între 9 și 10 biți de cuantizare.

Algoritm de cuantizare este extrem de simplu, și evaluează condiția de normalizare a filtrului pe faze pentru valorile coeficienților fracționari rotunjite la gama dinamică. Procesul este descris de relația (3.51), cu respectarea condiției de normalizare a răspunsului la impuls din relația (3.35):

$$h^q[k] = \text{int}(h[k] \cdot 2^b), b \in \mathbb{N}, b > 1 \quad (3.47)$$

Se urmărește obținerea de erori de cuantizare dintre filtrul în virgulă flotantă și filtrul cuantizat nu mai mari decât un LSB.

Astfel fiecare modificare de coeficienți se verifică cu condiția de normalizare pe faze. Procedura de cuantizare modifică coeficienții cuantizați iterativ cu câte un nivel de cuantizare până când toate erorile de normalizare sunt aduse la zero. Procesul pornește de la coeficienții cei mai îndepărtați de centrul răspunsului la impuls și se continuă pînă la coeficientul central.

Figura 3.16 prezintă coeficienții filtrului 11, proiectat conform tabelului 3-3. Coeficienții cuantizați cu 9 biți sunt incluși în tabelul 7-1 din ANEXA 1.

Se poate observa că efectul cuantizării are efecte minime atât asupra formei răspunsului la impuls, cât și asupra caracteristicilor de frecvență ale filtrului.

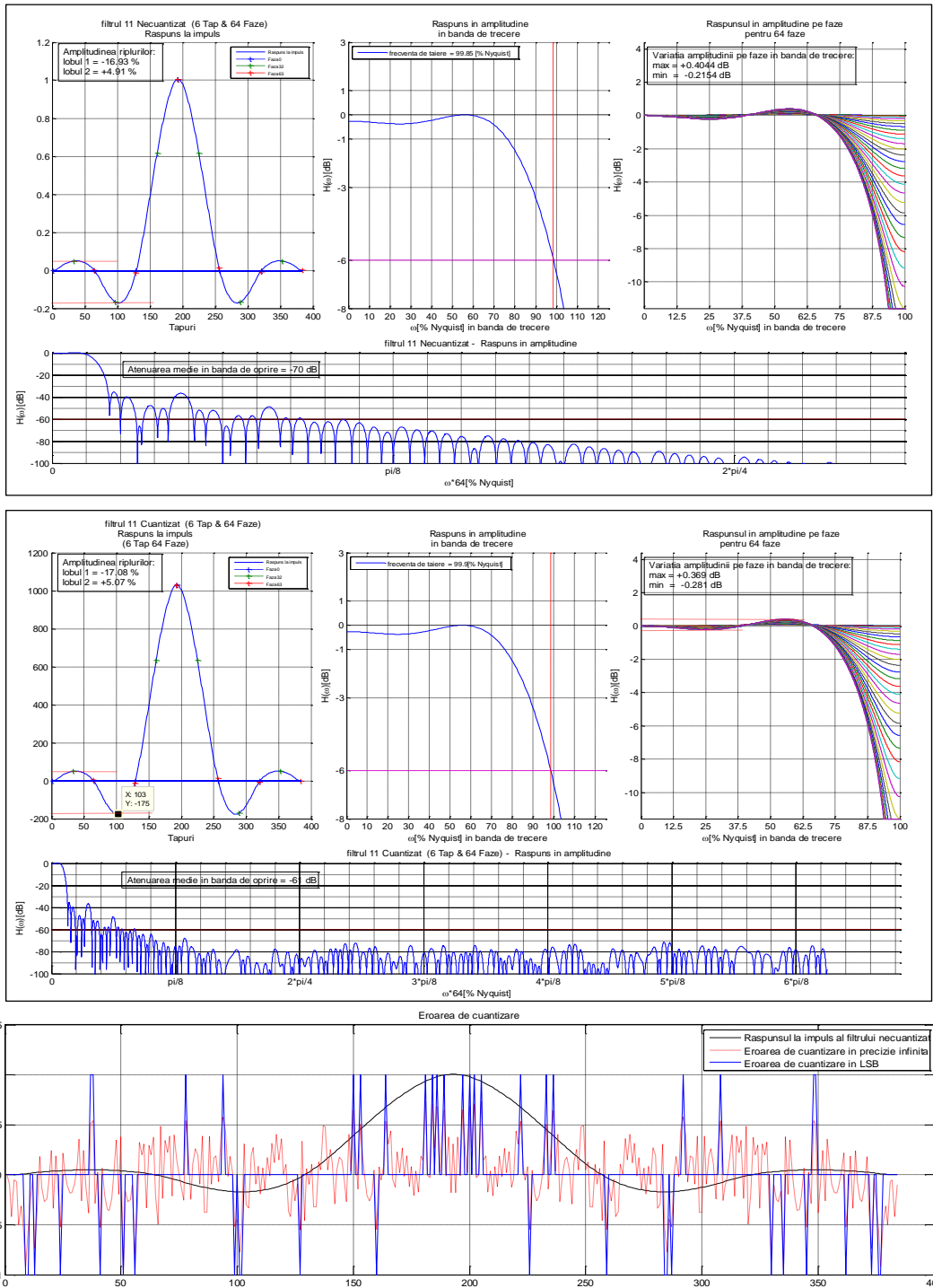


Fig 3.16 Efectul cuantizării cu 9 biți asupra caracteristicilor filtrului polifazic

Rezultatul măririi de 3 ori a imaginii "Zoneplate" este prezentat în fig. 3.17. Figura (a) conține imaginea sursă iar imaginile (b), (c) și (d) corespund scalării după cum urmează: (b) fereastră Hamming de ordinul 6 și 64 de faze produsă cu algoritmul fir2 din Matlab; (c) scalare cu algoritmul Lanczos [2]; (d) scalare cu filtrul 12. Similar cu celelalte filtre polifazice menționate, filtrul 12 a fost proiectat conform tabelului 3-3. Coeficienții cuantizați cu 9 biți ai acestuia sunt incluși în tabelul 7-2 din ANEXA 1.

Se poate observa liniaritatea superioară a filtrului 12 pe tot spectrul de frecvențe, precum și faptul că aliasingul la frecvențe peste Nyquist din colțurile imaginii este mult mai mic decât pentru celelalte filtre.

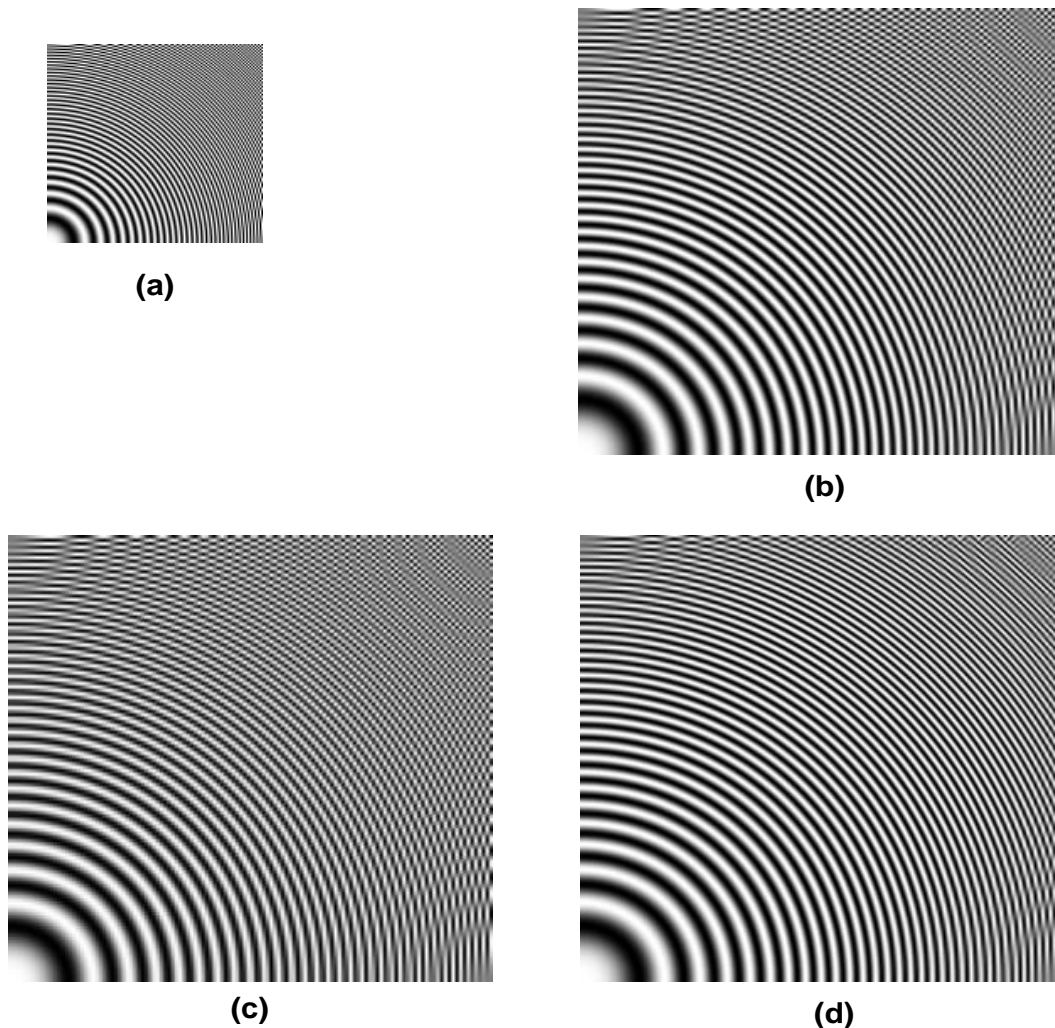


Fig 3.17 Rezultatul scalării cu filtrele sintetizate

Figura 3.18. prezintă rezultatul măririi de 2.3 ori a imaginii "Lena" Indexarea procesărilor este aceeași ca și pentru fig. 3.18. Se poate observa zgomotul de compresie de-asupra buzelor, amplificat mult mai puțin de filtrul 10 chiar și relativ la (c). Aceasta demonstrează o imunitate sporită la zgomot a acestui filtru. De-

asemenea filtrul 10 reproduce mult mai precis detaliile din podoaba cu pene și totodată mărește mult mai neted muchiile diagonale de pe buza pălăriei decât celelalte filtre.

**(a)****(b)****(c)****(d)**

Fig 3.18 Rezultatul scalării cu filtrele sintetizate

3.5. Algoritm de reducere a riplurilor

3.5.1. Considerații generale

După cum s-a amintit în partea introductivă, algoritmul de sinteză a filtrelor polifazice generează filtre de înaltă calitate, însă nu poate reduce amplitudinea lobilor din răspunsul la impuls, într-atât încât efectul riplurilor introduse în imagini să fie neglijabil.

Un caz tipic este cel al filtrului 11 analizat anterior. Filtrul este de ordinul 6 pe fiecare fază, deci va conține doi lobi laterali. Pentru filtrul 11 amplitudinea lobilor laterali relativ la coeficientul central este de -16% pentru primul lob lateral, respectiv de +5% pentru al doilea. Practic acest filtru produce o derivare locală pentru că funcția de răspuns la impuls conține coeficienți pozitivi alternând cu coeficienți negativi. Mărimea diferențelor dintre pixeli succesivi, datorate valorilor alternante din răspunsul la impuls este responsabilă pentru amplitudinea riplurilor laterale din imagine.

Parcurgând rezultatele cercetărilor din domeniu, se pot observa două tendințe majore în atacarea problemei atenuării riplurilor:

- 1) S-au observat soluții bazate pe substituirea nucleului principal de filtrare, funcție de mărimea variațiilor locale, cu un nucleu mai scurt fără lobi laterali;
- 2) S-au observat soluții care atenuază fronturile tranzițiilor puternice pentru a evita apariția fenomenului Gibbs.

După cum s-a menționat, ambele clase de soluții creează fie probleme legate de costul implementării, fie legate de calitatea prelucrării imaginii.

Prima clasă de algoritmi va introduce inevitabil distorsiuni în punctul de intersecție al filtrelor folosite datorită răspunsului la impuls drastic diferit dintre acestea.

Cea de-a doua clasă de algoritmi rezolvă problema riplurilor, însă atenuază semnificativ și detaliile din imagini.

Aceste concluzii au ajutat în înțelegerea a ceea ce trebuie evitat pentru dezvoltarea unui algoritm performant de reducere a riplurilor.

Algoritm de reducere a riplurilor descris în cele ce urmează constituie o altă contribuție personală a autorului.

Algoritm se bazează pe modularea valorilor pixelilor originali, astfel încât noile valori de pixel să reducă influența coeficienților din lobi laterali asupra rezultatului de convoluție. Modularea este astfel concepută încât să nu afecteze decât regiunile învecinate tranzițiilor puternice, deci în regiunile spațiale unde sunt activi doar lobi laterali negativi ai răspunsului la impuls. Această abordare garantează păstrarea, fără modificări semnificative, a pantei fronturile puternice și deci a clarității imaginii.

În aceeași măsură, pentru a nu afecta regiunile cu texturi sau în general cu detalii, modularea amintită este limitată doar la regiunile în care se detectează tranziții semnificative.

Pentru exemplificarea rezultatelor algoritmului, se evaluează dependența amplitudinii riplurilor introduse de un filtru de scalare de ordinul 16. S-a ales această lungime tocmai pentru a exagera efectele distorsiunilor introduse de lobi laterali din răspunsul la impuls al filtrului.

Caracteristicile acestui filtru sunt prezentate în fig. 3.19. Se poate observa banda de trecere largă și banda de tranziție foarte scurtă ale acestui filtru. În aceeași măsură, funcția de răspuns la impuls prezintă șapte lobi laterali de fiecare

parte a coeficienților centrali. Acești lobi vor produce ripluri cu maxime în aceeași poziție cu cea a lobilor laterali ai filtrului

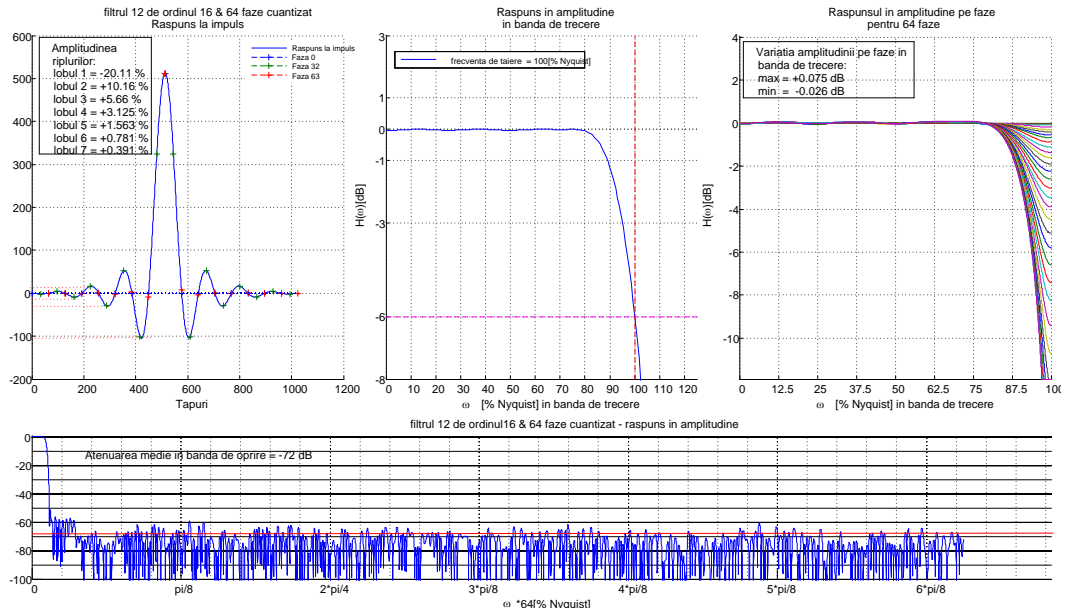


Fig 3.19 Filtrul de ordinul 16 din experimentul de atenuare a riplurilor

Analiza răspunsului filtrului global de ordinul 1024 (ordinul 16/fază x 64 faze) la semnal treaptă din fig. 3.20., confirmă faptul că palierele tranzițiilor vor prezenta șapte oscilații, fiecare dintre ele corespunzând lobilor laterali din răspunsul la impuls.

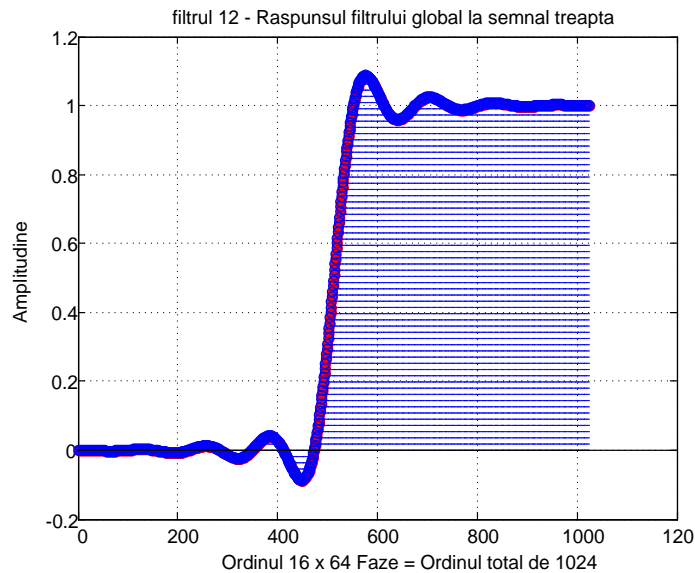


Fig 3.20 Răspunsul la semnal treaptă a filtrului 12

3.5.2. Descrierea algoritmului de reducere a riplurilor

Algoritm se bazează pe modularea valorilor pixelilor originali, astfel încât noile valori de pixel să reducă influența coeficienților din lobii laterali asupra rezultatului de convoluție. Modularea se face luând în considerare evoluția răspunsului la impuls a interpolatorului polifazic.

Pentru exemplificare, în tabelul 3.4. se prezintă coeficienții fazei centrale (faza 33) ai filtrului de ordinul 16 descris în fig. 3.19.

Valorile complete ale coeficienților sunt incluse în ANEXA 1, tabelul 7-2.

-2	4	-8	16	-29	52	-101	324	324	-101	52	-29	16	-8	4	-2
----	---	----	----	-----	----	------	-----	-----	------	----	-----	----	----	---	----

Tabelul 3-4 Faza mijlocie (33) a filtrului 12

Se observă că variațiile maxime dintre coeficienți apar între cei doi coeficienți centrali și vecinii din stânga, respectiv din dreapta lor. Totodată, valorile maxime de coeficienți corespund pozițiilor centrale.

Forma propusă pentru modulare este dată de relația (3.48), în care pixelul de ieșire este rezultatul interpolării liniare dintre pixelul central și vecinii săi de pe suportul spațial de filtrare.

$$oP[n] = iP[0] \cdot \alpha[n] + iP[n] \cdot (1 - \alpha[n]), n = -\frac{k}{2}, \frac{k}{2} \quad (3.48)$$

unde: $iP[n]$ este pixelul de intrare la poziția n de pe suportul spațial; $iP(0)$ este pixelul din centrul suportului spațial, deci pixelul corespunzător coeficientului maxim; k - jumătate din lungimea nucleului de filtrare, iar $\alpha[n]$ reprezintă factorul de modulare propus.

Determinarea lui α implică evaluarea riscului de apariție a oscilațiilor de-a lungul tranzițiilor puternice pe baza evoluției coeficienților de filtrare. Practic se urmărește compensarea variațiilor create de lobii laterali pentru un semnal treaptă.

Forma cea mai simplă de exprimare a riscului de oscilații, este măsura distanței dintre pixelul central și toți vecinii săi de pe suportul spațial de filtrare.

Astfel, se definește distanța la centru conform relației (3.49),

$$\Delta[n] = iP[n] - iP[0], n = -\frac{k}{2}, \frac{k}{2} \quad (3.49)$$

iar forma normalizată pătrată ne permite exprimarea lui α relativ la valorile normalizate ale coeficienților de filtrare, conform relației (3.50) :

$$\alpha[n] = \frac{\Delta^2[0]}{\Delta^2[n]}, n = -\frac{k}{2}, \frac{k}{2} \quad (3.50)$$

unde: $\Delta(0)$ este distanța cea mai apropiată de centrul nucleului de filtrare; $\Delta(n)$ - distanțele dintre pixelul central și toți pixelii de la poziția n de pe suportul spațial.

Legătura dintre eșantioane și coeficienți prin ocuparea aceluiași indici pe suportul spațial de filtrare este exemplificată în fig.3.21.

Condiția necesară care garantează că procesul de modulare nu afectează viteza de creștere a tranzițiilor puternice este aceea de a nu modifica coeficienții centrali. Prin urmare, pentru $abs(n) < 2$, relația (3.51) devine:

$$\alpha[n] = h[n], |n| < 2 \quad (3.51)$$

În caz contrar, modificări ale răspunsului pentru coeficienții centrali ar echivala cu afectarea vitezei de creștere a tranzițiilor și implicit ar conduce la reducerea clarității din imagine.

Condiția necesară care garantează că procesul de modulare nu afectează detaliile din afara tranzițiilor puternice este ca valorile lui α să fie în mod necesar cel mult egale cu coeficienții centrali de filtrare. Prin urmare, pentru toți pixelii necentrali, relația (3.52) devine:

$$\alpha[n] = \min(\alpha[n], h[0]), |n| \geq 2 \quad (3.52)$$

Relația de scalare finală este deci de forma:

$$P_o(x, y) = \sum_{m=1}^{tap_x} \sum_{n=1}^{tap_y} \left[(P_i[c_x, c_y] \cdot \alpha[x', y'] + iP[x', y'] \cdot (1 - \alpha[x', y'])) \cdot h(m, n) \right]$$

$$x' = x + n \cdot s_x - \frac{tap_x}{2} \quad (3.53)$$

$$y' = y + m \cdot s_y - \frac{tap_y}{2}$$

$$c_x = x + n \cdot s_x$$

$$c_y = y + m \cdot s_y$$

Evoluția semnalului de modulare α este prezentată în fig. 3.21 pentru un impuls cu durata de 6 eșantioane.

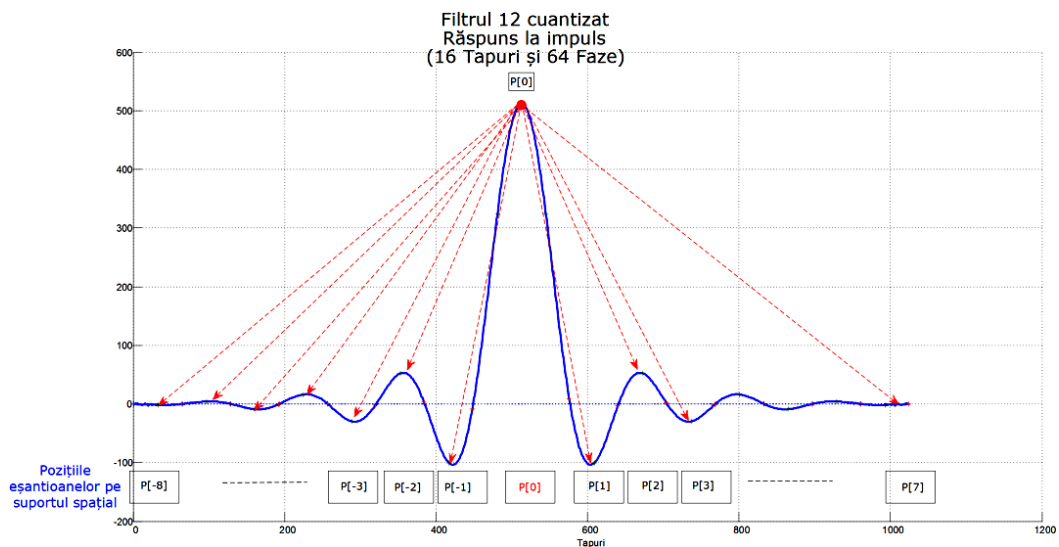


Fig 3.21 Poziționarea pe suportul spațial al coeficienților de filtrare și a pixelilor

Efectul modulării asupra atenuării riplurilor se poate vedea în fig. 3.22.(b). Se pot observa foarte clar riplurile din semnalul convoluționat cu filtrul12 de ordinul 16 necorectat. Pe de altă parte, se poate observa că algoritmul descris elimină complet riplurile laterale și de pe palier, fără a afecta semnificativ viteza de creștere a semnalului.

Efectele corecției de ripluri pot fi observate și pe imaginea "Monoscope", din fig. 3.23. Imaginea din stînga (fig. 3.23. (a)) a fost obținută prin mărirea de 2.66 ori a imaginii de intrare cu filtrul 12 descris anterior. Se pot vedea distorsiunile de ripluri extrem de puternice mai ales de-a lungul tranzițiilor diagonale sau din jurul cifrelor.

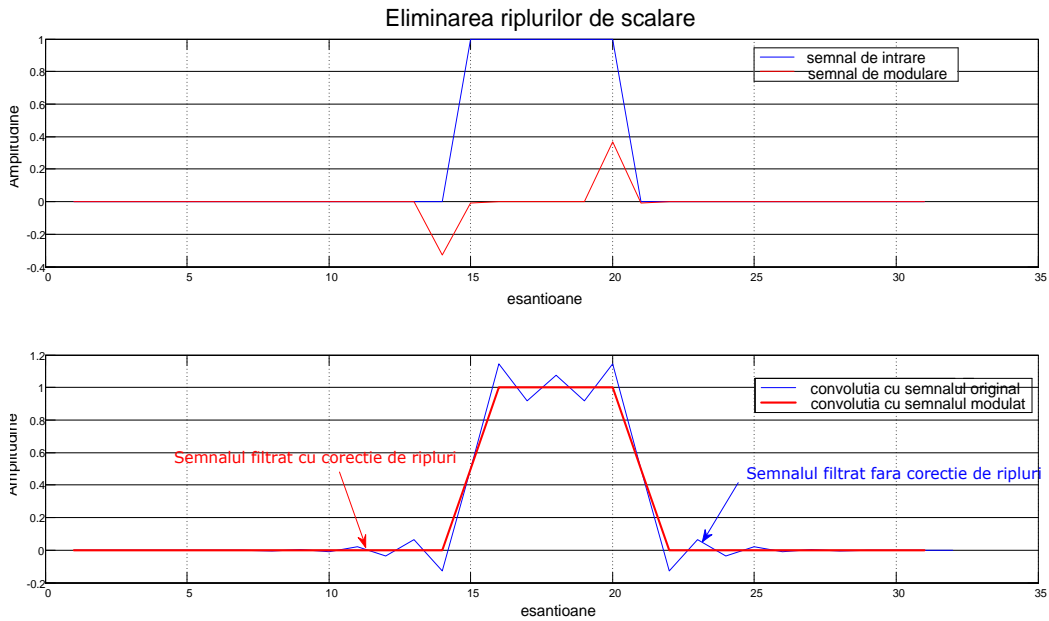
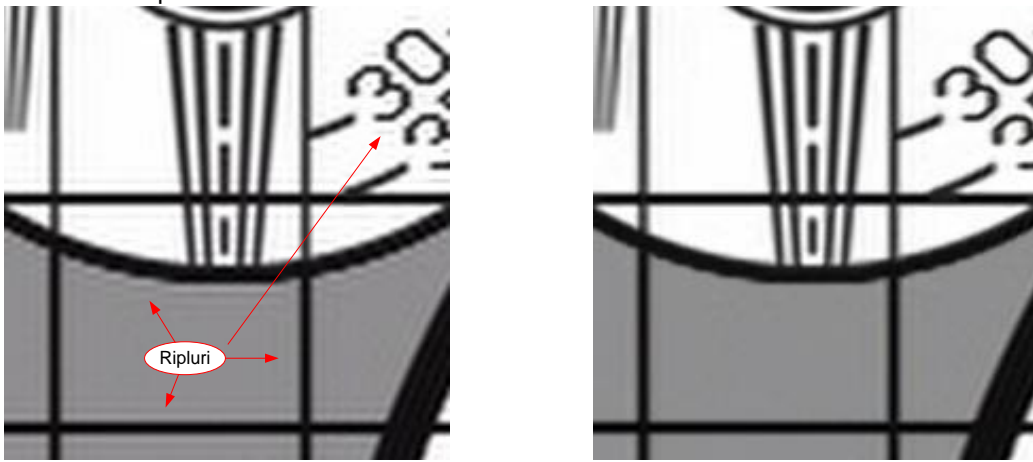


Fig 3.22 Evoluția eșantioanelor pentru semnal treaptă

Fig. 3.23.(b) conține rezultatul procesării cu algoritmul descris pe o secțiune din imaginea "Monoscope". Se poate observa clar eliminarea totală a riplurilor din întreaga imagine, precum și absența oricăror efecte secundare în urma procesării de reducere a riplurilor.

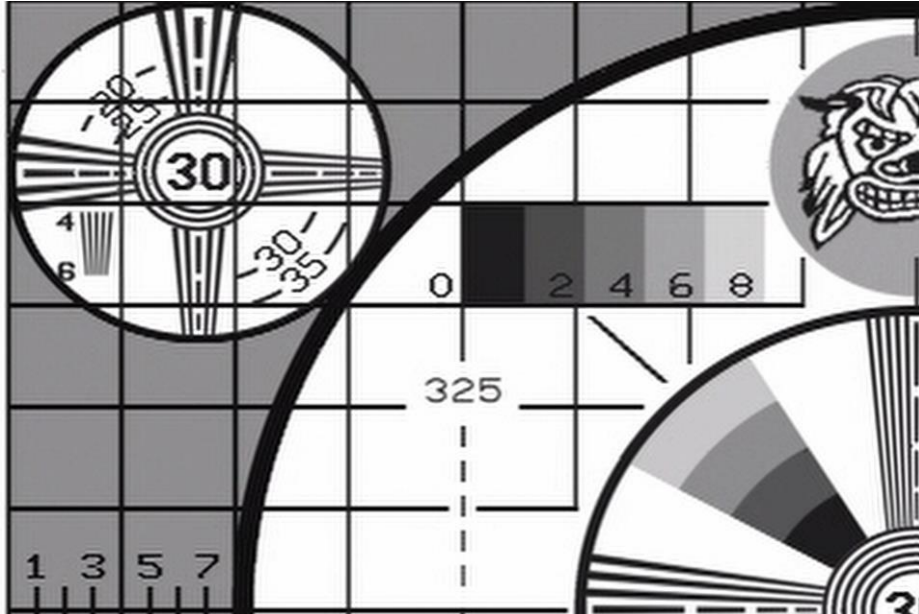


(a) Imaginea "Monoscope" mărită de 2.66x cu 16 tapuri & 64 faze FĂRĂ atenuare de ripluri

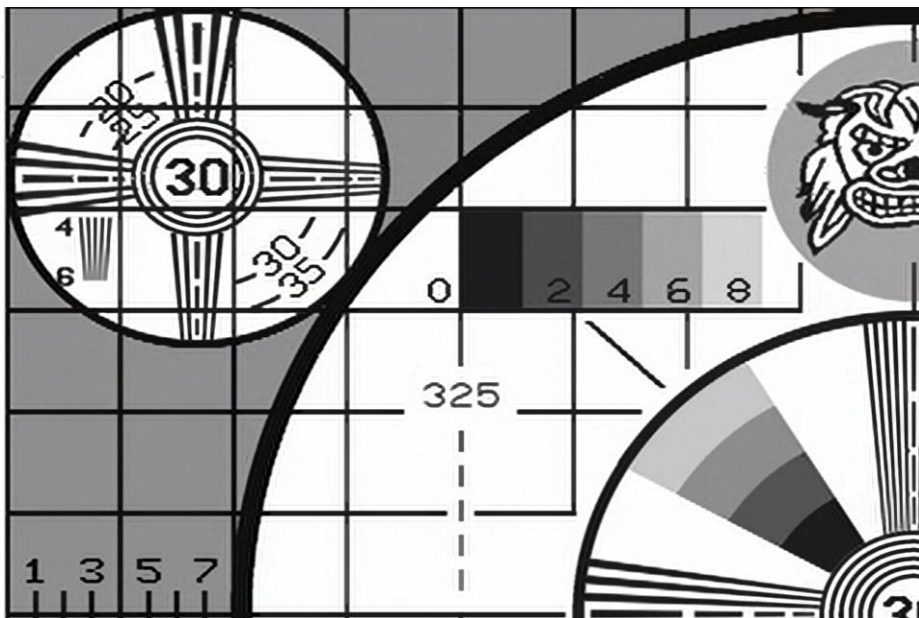
(b) Imaginea "Monoscope" mărită de 2.66x cu 16 tapuri & 64 faze CU atenuare de ripluri

Fig 3.23 Detaliu de imagine pentru atenuarea distorsiunilor de ripluri

Aceleași concluzii pot fi trase inspectând secțiunea mai mare din imaginea "Monoscope" prezentată în fig. 3.24. Se poate observa că regiunile din jurul tranzițiilor radiale (din jurul cercului) sunt mult mai curate și prezintă muchii nealterate.



(a) Imaginea "Monoscope" mărită de 2.66x cu 16 tapuri & 64 faze FĂRĂ atenuare de ripluri



(b) Imaginea "Monoscope" mărită de 2.66x cu 16 tapuri & 64 faze CU atenuare de ripluri

Fig 3.24 Atenuarea distorsiunilor de ripluri

4. ACCELERAREA TRANZIȚIILOR DE LUMINANȚĂ

4.1. Introducere

Creșterea spectaculoasă a dimensiunilor dispozitivelor de afișaj (LCD/Plasma) din ultimii ani, a atras după sine și necesitatea compensării efectului de netezire datorate diferitelor procesări (rescalare, reducere de zgomot, deîntrețesere, etc.) la care semnalul original a fost supus.

Dintre aceste tipuri de procesări, efectele de netezire sunt în special introduse de algoritmi de rescalare de la rezoluții standard (PAL/NTSC), la rezoluții ridicate ale dispozitivelor de afișaj. Rescalările tipice se referă la mărirea dimensiunilor imaginilor din format SD (720x480) la formate 2K (1920x1080) sau mai nou la formate 4k (4096x2160), pentru care problema compensarea fronturilor este determinantă pentru calitatea imaginilor finale afișate.

Accentuarea tranzițiilor este motivată de natura sistemului vizual uman, în care procesul de identificare corectă a obiectelor este determinat de conținutul de tranziții și de detalii din imagine.

Algoritmi de accentuare a detaliilor și de accelerare a fronturilor din imagini au devenit omniprezenți, regăsindu-se pe lângă receptoarele de televiziune digitală într-o gamă largă de dispozitive de larg consum cum ar fi plăcile grafice, procesoare de semnal reprogramabile cu arhitecturi dedicate, telefoanele celulare, tabletele, echipamentele de proiecție video, camere video, aparate foto, decodare video, playere DVD și Blu-Ray, sau în receptoare de satelit. Algoritmi similari se regăsesc și în dispozitive profesionale din studiouri de procesare video sau în camere video profesionale, precum și în aplicații medicale, de astronomie, criminalistică sau chiar în stații de prognoză meteo.

În special pentru receptoarele TV digitale, imaginile scalate trebuie să fie clare, cu un conținut ridicat de detalii și cu un nivel redus de zgomot. În decursul procesului de rescalare, pixelii originali de rezoluție coborâtă sunt în general interpolați spațial ("întinși") la rezoluția dispozitivului de afișaj. Datorită faptului că se bazează pe pixelii originali, interpolarea spațială nu poate crește conținutul de frecvențe al semnalului interpolat. Astfel, chiar dacă imaginea de intrare ar prezenta fronturi rapide, în imaginea rescalată, acestea vor apărea "alungite", creând impresia subiectivă de imagine ștersă și de rezoluție coborâtă. [77], [72].

În marea majoritate a cazurilor, este imposibilă recuperarea totală a clarității inițiale a imaginilor, astfel încât se urmărește crearea cel puțin a iluziei de rezoluție ridicată în imaginile procesate prin re-accelerarea tranzițiilor afectate de procesul de scalare. După cum se va vedea în capitolul 5, tehnicile ACF se pretează uneori ca înlocuitori ai algoritmilor de super-rezoluție, fără însă de a putea reconstrui deterministic conținutul original de detalii din imagini.

Majoritatea procesoarelor video operează în spațiul de culoare YUV, care prin definiție permite concentrarea conținutului de variații pe canalul de luminanță, canalele de crominanță fiind în general foarte sărace în tranziții. Acest aspect conduce la o simplificare substanțială a complexității procesării tranzițiilor din spațiul de culoare, prin simplificarea semnificativă pe de-o parte a complexității de

procesare a tranzițiilor de crominanță, și prin dezvoltarea de procesări mult mai complexe ale canalelor de luminanță.

În decursul lucrării, se va folosi notația **ACFL** pentru algoritmi de accelerare a fronturilor de luminanță, respectiv **ACFC** pentru algoritmi de accelerare a fronturilor de crominanță.

După cum se va vedea în Capitolul 5, tehnicile de procesare a tranzițiilor de crominanță se bazează pe metode simple de detecție a muchiilor urmate de amplificarea tranzițiilor și limitarea adaptivă a semnalului de crominanță final. Conținutul sărac în tranziții de pe canalele de crominanță face posibilă și decimarea acestuia pentru reducerea cantității de date (YUV422, YUV420, YUV410, etc.). Acest aspect crește ușor costul implementării **ACFC**, datorită faptului că lungimea nucleelor de filtrare trebuie mărită proporțional cu factorul de decimare.

4.2. Stadiul actual

Mai nou, au apărut în literatură abordări pe bază de rețele neuronale [78], [15], sau metode care încearcă să combine tehnicile de rescalare cu cele de accelerare a tranzițiilor [63].

Abordări mai vechi, legate de modificarea contrastului local cu ajutorul tehnicilor colorimetrice [79], [80], [81] au revenit în actualitate datorită extinderii procesărilor cu gamă dinamică sporită (XYCC).

Odată cu răspândirea tehnicilor de super-rezoluție, au apărut cercetări legate de scalarea și amplificarea detaliilor imaginilor bazate pe deconvoluție [82], [83], pe fuzionarea imaginilor [14], [84], [85], pe analiza PCA [64], [86] sau pe metode adaptive la structura locală, cum ar fi filtrele bilaterale [65] sau NLM [14].

Extinderea utilizării tehnologiilor de afișare stereoscopică a condus la abordarea problemei amplificării detaliilor din perspectiva informației de adâncime, respectiv de disparitate [87], [88].

Majoritatea acestor metode produc rezultate spectaculoase și extrem de atractive din punct de vedere teoretic, însă în marea lor majoritate fie că nu sunt implementabile, sau necesită un cost al implementării foarte ridicat.

În mod curent, tehnicile de accelerare a fronturilor (**ACF**) se bazează pe convoluții ale semnalului de intrare cu nuclee de derivare în vederea extragerii sau interpretării corecte a tranzițiilor din imagini [89], [90], [91], [92], [93].

Una dintre metodele larg utilizate pentru recuperarea conținutului original de frecvențe înalte este cea de accelerare a vitezei de creștere a fronturilor semnalului video

Tehnicile dedicate acestor tipuri de prelucrări au devenit unele dintre cele mai importante din cadrul unui lanț de procesare video, mai ales datorită caracterului contradictoriu al cerințelor legate de amplificarea tranzițiilor cu creșterea sau menținerea raportului semnal-zgomot.

Problema accentuării detaliilor și a fronturilor este determinantă mai ales pentru procesarea rezoluțiilor standard, SD (PAL/NTSC) sau a surselor video compresate MPEG. Pe lângă aspectele tehnice legate de complexitatea algoritmică și structura sistemului de procesare, performanțele algoritmilor de **ACF** depind de criterii subiective, determinate de preferințele de reproducere a detaliilor sau pur și simplu de preferințele individuale ale utilizatorului final. [94], [95], [96]. Din acest motiv, algoritmi de **ACF** trebuie să ofere o flexibilitate a programării mult mai ridicată decât oricare alt circuit din lanțul de procesare video.

Procesul de amplificare a conținutului de detalii se poate realiza prin combinații a două clase de algoritmi:

- algoritmi de creștere a vitezei fronturilor și accentuarea detaliilor

- algoritmi pentru recuperarea rezoluției originale prin metode de super-rezoluție

Prima categorie este cel mai larg răspândită în industrie, constituind un criteriu esențial în evaluarea performanțelor receptoarelor TVD. [5] Metodele larg utilizate în acest caz sunt cele bazate pe modificarea tranzientului semnalului video.[89], [97], [90], [79], [98], [80], [99], [100]

Cea de-a doua categorie, respectiv metodele de super-rezoluție, sunt subiectul capitolului 5 al lucrării de față.

Capitolul de față prezintă o abordare performantă a problemei amplificării detaliilor și al accelerării fronturilor de luminanță în prezența zgomotelor. Nu se pune accentul pe procesarea de cromaticitate datorită faptului că cea mai mare parte a informației necesare pentru detectarea obiectelor și a detaliilor din imagine este concentrată pe canalul de luminanță. Datorită conținutului sărac în tranziții, banda semnalului este adesea redusă prin decimarea semnalului de cromaticitate pe direcție orizontală și/sau verticală. Accelerarea tranzițiilor de culoare astfel obținute nu necesită tehnici la fel de complexe ca și pentru cele de luminanță, câteva metode de procesare fiind descrise în capitolul 5.

Pentru accelerarea tranzițiilor de luminanță, se propun o serie de soluții personale pentru controlul amplificării detaliilor și al accelerării fronturilor în prezența zgomotelor, urmărindu-se obținerea unei calități superioare a imaginilor prelucrate cu defecte minime și cu un cost redus al implementării. Totodată se urmărește obținerea unei soluții suficient de flexibile pentru a îndeplini diversele cerințe subiective inerente diverselor domenii de aplicabilitate și a zonelor geografice, unde algoritmi respectivi ar putea opera. Versiuni ale algoritmilor prezentați se află în producție de serie în receptoare TVD extrem de performante cum ar fi: Sony, Samsung, Philips, LG, Toshiba, Vizio.

Accelerarea tranzițiilor se obține în general prin amplificarea componentelor de înaltă frecvență din semnalul video $f(x, y, t)$. Simplistic vorbind, extragerea tranzițiilor din semnalul original se face conform relației (4.1):

$$fts(x, y, t) = f(x, y, t) - ftj(x, y, t) \quad (4.1)$$

unde: mărimea $ftj(x, y, t)$ reprezintă versiunea filtrată trece-jos a semnalului original, iar $fts(x, y, t)$ - componenta de înaltă frecvență a semnalului de intrare.

Amplificarea se efectuează prin modularea unui coeficient de amplificare K , conform unui set de reguli legate de aplicația finală. Astfel, forma generală pentru accelerarea tranzițiilor este dată de relația (4.2.):

$$\hat{f}(x, y, t) = f(x, y, t) + K \cdot fts(x, y, t) \quad (4.2)$$

Semnalul cu fronturi accelerate este reprezentat de $\hat{f}(x, y, t)$, obținut prin controlul componentei de înaltă frecvență prin factorul multiplicativ K .

Ideea de bază a algoritmului de accelerare a fronturilor este exemplificată în fig. 4.1. Se poate observa cum diverse valori ale factorului de amplificare k modifică viteza de creștere a fronturilor.

Forma generală a semnalului cu fronturi accelerate este dată de relația (4.3):

$$\hat{f}(x, y, t) = f(x, y, t) \cdot (1 + k \cdot \Omega) \quad (4.3)$$

unde: Ω reprezintă componenta de înaltă frecvență din semnalul de intrare, iar K este un coeficient de amplificare.

Marea majoritate a soluțiilor de accelerare a fronturilor sunt separabile, și prin urmare aproximează natura bidimensională a imaginilor video prin procesări

ortogonale. Răspândirea acestor soluții se datorează în principal costului foarte scăzut de implementare.

Forma generală a unei transformări separabile cu procesarea verticală urmată de cea orizontală este dată de relația (4.4):

$$\hat{f}(x,y,t) = [h_y(y) * f(x,y,t)]^T * [h_x(x) * f(x,y,t)] \tag{4.4}$$

unde: $f(x,y,t)$ reprezintă semnalul de intrare, h_y reprezintă operatorul de convoluție pe direcție verticală, iar h_x reprezintă operatorul de convoluție pe direcție orizontală.

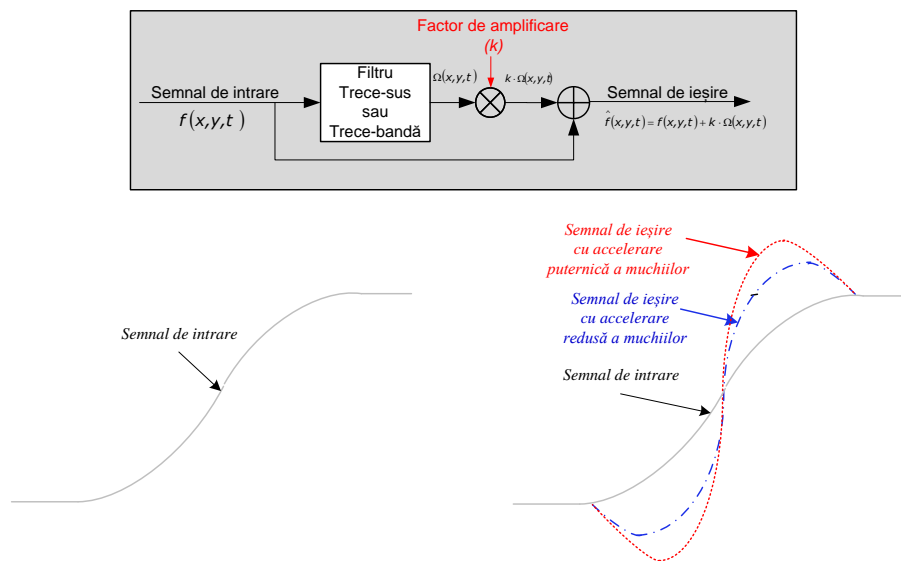


Fig 4.1 Conceptul de accelerare a fronturilor

Pentru transformarea separabilă, expresia componentei de înaltă (medie) frecvență este dată de relația (4.5), cu diagrama structurală din fig. 4.2.

$$\Omega = \sum_{i=-w}^w c(i) \cdot \left(\sum_{j=-w}^w c(j) \cdot f(x+i, y+j, t) \right)^T \tag{4.5}$$

unde: $c(j)$ reprezintă coeficienții operatorului de convoluție unidimensională, iar w reprezintă dimensiunile suportului spațial.

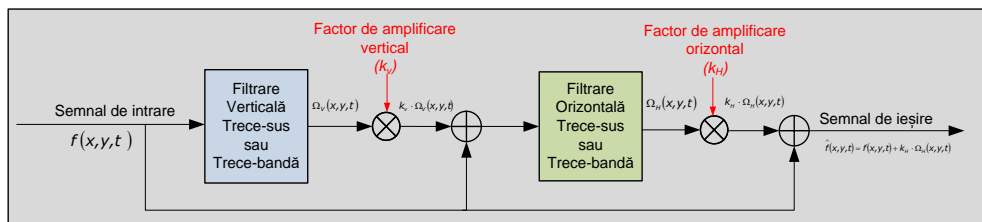


Fig 4.2 Conceptul de accelerare a fronturilor cu operator separabil

Un avantaj al algoritmilor separabili față de soluțiile neseparabile constă în abilitatea acestora de a permite controlul separat și facil al amplificării tranzițiilor de pe fiecare din cele două direcții de procesare. Aceasta rezultă din relația (4.5) rescrisă conform relației (4.5a). Se pot observa cele două operații convoluție pentru fiecare direcție.

$$\hat{f}(x,y,t) = f(x,y,t) + k_H \cdot h_x(x) * [f(x,y,t) * (k_V \cdot h_y(y))] \quad (4.5a)$$

Prin contrast, expresia componentei de înaltă (medie) frecvență bidimensionale neseparabile este dată de relația (4.6). Semnalul cu muchii accelerate cu procesare bidimensională este obținut conform diagramei structurale din fig. 4.3.

$$\hat{f}(x,y,t) = f(x,y,t) + k_{HV} \Omega_{HV}(x,y,t) \quad (4.6)$$

$$\Omega_{HV}(x,y,t) = \sum_{i=-w_v}^{w_v} \sum_{j=-w_h}^{w_h} c(i,j) \cdot f(x+i, y+j, t)$$

unde: $f(x,y,t)$ reprezintă pixelii semnalului de intrare, $\Omega(x,y,t)$ reprezintă tranzițiile din semnalul de intrare, k_{HV} reprezintă coeficientul de amplificare bidimensională, $c(i,j)$ reprezintă coeficienții operatorului de convoluție bidimensională, iar w_V , w_H reprezintă dimensiunile suportului spațial bidimensional.

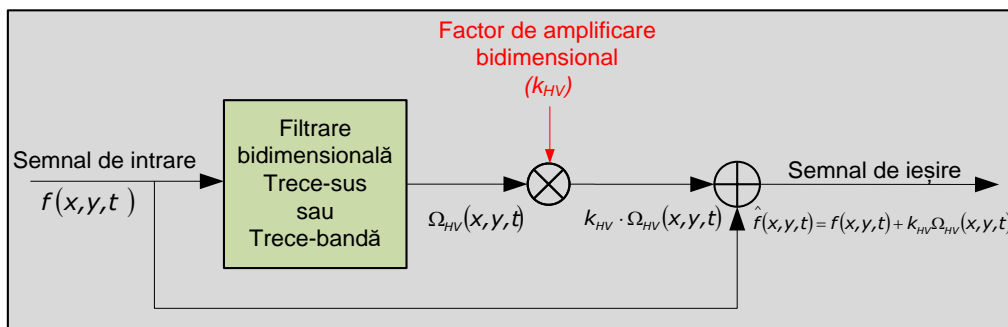


Fig 4.3 Conceptul de accelerare a fronturilor cu operator neseparabil

Scopul cercetării

Scopul cercetării este de a propune o soluție performantă și extrem de eficientă de accelerare a muchiilor de luminanță din imagini.

Accelerarea tranzițiilor de luminanță se propune a fi efectuată separat pe tranziții puternice (muchii) și pe tranziții de amplitudine mică (detalii), pentru a evita introducerea de aspecte nenaturale ale imaginilor.

Din punctul de vedere al corecțiilor aplicate semnalului de cromaticitate, arhitecturile curente decuplează procesarea tranzițiilor de cromaticitate de procesarea culorilor, replicând pentru procesări specifice modulele comune dintre cele două etaje de procesare. Această abordare conduce la o creștere semnificativă a erorilor de cuantizare și a costului de implementare, în special pentru arhitecturile care oferă abilitatea de control a accentuării muchiilor de luminanță funcție de conținutul de culoare.

Cu toate că în literatură se încearcă găsirea unor metode obiective de măsurare a calității imaginilor [56] metodele subiective sunt preferate, dat fiind

preferințele variate și uneori contradictorii ale utilizatorilor. [94], [95], [56], [42], [101], [102]. Aceasta este motivația pentru care în contextul lucrării de față, pentru evaluarea finală a performanțelor algoritmului de *ACF*, rezultatele au fost comparate cu rezultatul procesării cu pluginuri performante din PhotoShop.

În partea introductivă s-au prezentat câteva tehnici mai des întâlnite de procesare adaptivă.

În continuare, se prezintă ca o contribuție personală, un algoritm de *ACF* adaptiv și izotrop bazat pe operator *ȘOC* modificat. O variantă a algoritmului este parte a unei propuneri de brevet de invenție [3]. Pentru asigurarea imunității la zgomot alb și de cuantizare, se descrie o metodă nouă de control adaptiv al factorului de amplificare a tranzițiilor.

Se compara rezultatele abordării prelucrării imaginii cu o transformare bidimensională neseparabilă și apoi separabilă, folosind criteriul de convexitate a conturilor pentru delimitarea regiunilor de procesare adaptivă.

Ca o altă contribuție personală, se propune o soluție de atenuare a distorsiunilor introduse de supracreșterile datorate accelerării fronturilor, precum și o metodă eficientă de control regional bazat pe informația de pixel.

În finalul capitolului se prezintă structura algoritmului *ACF* propus.

4.3. Cerințe ale procesării ACF de luminanță

Evaluarea performanței algoritmilor de ACFL se bazează pe câteva criterii de bază, definitorii pentru algoritmul propus.

Extragerea muchiilor

Problema detecției tranzițiilor este extrem de complexă, acuratețea extragerii acestora fiind determinantă pentru calitatea procesării ACFL.

Scopul extragerii muchiilor este de a determina schimbările esențiale din imagine pe baza cunoașterii informației asupra poziției și mărimii discontinuităților din imagine.

În literatură se menționează metode regionale de detecție, cum ar fi Canny [103], SUSAN [52] sau de congruența fazei [104], respectiv, metode statistice multirezoluție [105], metode bazate pe informația de adâncime din imagini stereoscopice [88], metode diferențiale bazate pe aproximări polinomiale [85], etc. Majoritatea acestor metode oferă rezultate remarcabile din punctul de vedere al abilității de detecție și localizare a tranzițiilor. Dezavantajul comun al abordărilor amintite însă este costul ridicat, care nu le face atractive pentru implementarea ASIC.

Datorită simplității și costului redus, abordările bazate pe convoluții cu operatori de diferențiere rămân în continuare soluțiile preferate pentru circuitele ASIC dedicate din receptoarele TVD. Această paradigmă a atras după sine mai degrabă o concentrare a eforturilor în ideea adresării limitărilor asociate procesării liniare, și în special atenția s-a îndreptat înspre soluții performante de control adaptiv al amplificării.

Aceasta este și motivația pentru care lucrarea de față se concentrează pe aspectul extragerii explicite a tranzițiilor din imagini. În acest context, se pune accentul în special pe controlul adaptiv al răspunsului operatorilor de diferențiere. Dintre aceștia, se aleg operatori de ordinul unu sau de ordinul doi datorită simplității și eficienței de implementare a acestora. Astfel, extragerea muchiilor se bazează pe convoluția semnalului de intrare cu filtre de derivare uni sau bidimensionale cu suport spațial adaptat la lungimea muchiilor.

Totodată, după cum se va arăta în paragraful 4.5, datorită simplității și costului optim, accentul se pune pe operatori izotropici, pentru care extragerea muchiilor este invariantă cu modificarea orientărilor din imagine. În această idee, lucrarea de față își propune să ofere soluții eficiente de control adaptiv al răspunsului nucleelor de derivare izotropice.

Controlul supracreșterilor

Toate tehnicile de ACF amintite se bazează pe aproximarea într-o formă sau alta a tranzițiilor semnalului video, fapt care conduce la apariția fenomenului Gibbs. Amplitudinea supracreșterilor este vizibilă în special de-a lungul tranzițiilor puternice, și cel mai adesea produce modificări inacceptabile ale intensității local din semnal. Apariția supracreșterilor este un proces inerent accelerării tranzițiilor, și nu poate fi evitat pentru nici o soluție de ACF.

Controlul fenomenului Gibbs este una dintre problemele cele mai complexe legate de amplificarea tranzițiilor din semnal [106], [107]. Supracreșterile introduc adeseori efecte supărătoare, imaginile astfel procesate au un aspect artificial, cu conținut foarte scăzut de detalii.

În momentul de față eforturile algoritmice sunt îndreptate spre găsirea metodelor optime de control al amplitudinii și lățimii supracreșterilor. Literatură în paralel sau după procesul de accelerare a muchiilor.

Nici una dintre metodele găsite în literatură nu reușește să ofere un balans între menținerea accelerării tranzițiilor și păstrarea aspectului natural al imaginii originale. Explicația constă în inabilitatea algoritmilor de control al supracreșterilor de a controla separat supracreșterile produse de detalii de cele produse de tranzițiile puternice. Pentru atenuarea acestor defecte, algoritmi amintiți recurg fie la reducerea vitezei de creștere a tranzițiilor, fie implică o creștere substanțială a costului de implementare datorită introducerii unor circuite suplimentare de procesare.

În [108], se propune un algoritm bazat pe filtrare neliniară bazată pe extreme locale, care cu toate că oferă un control al supracreșterilor fără afectarea pantei tranzițiilor, nu rezolvă și problema separării detaliilor de tranziții puternice. Imaginile rezultate prezintă distorsiuni semnificative la frecvențe înalte.

În literatură există diverse abordări pentru atenuarea efectelor acestor oscilațiilor. Astfel, în [66] se propune generarea unui filtru cu răspuns la semnal treaptă plat, operând în paralel cu filtrul principal de scalare, și care substituie filtrul principal doar pentru tranziții puternice. Soluția este interesantă, însă este ineficientă pentru că folosește un nucleu de filtrare separat.

În [67] se analizează efectele atenuării riplurilor prin utilizarea unor filtre cu bandă de trecere redusă. Soluția este acceptabilă pentru semnale de rezoluție sau calitate video joase și nu este aplicabilă pentru scalarea imaginilor cu conținut spectral bogat.

În [68] se propune similar cu [66], substituirea filtrului principal cu un filtru de netezire selectat dintr-un banc de filtrare. Substituția are loc doar pentru tranziții puternice, dar prezintă dezavantajul atenuării potențialelor regiuni de textură (tranziții mici și medii) din vecinătatea tranzițiilor puternice.

O contribuție personală descrisă în cele ce urmează este un algoritm de control selectiv al supracreșterilor datorate detaliilor de cele datorate tranzițiilor puternice.

Imunitatea la zgomote

Performanțele întregului lanț de procesare video depind de nivelul de zgomot din imagini. Semnalul video poate fi corupt de o multitudine de tipuri de zgomote. Dintre acestea, cele mai de des întâlnite în practică sunt zgomotul gaussian și zgomotele de compresie. În general, algoritmi de *ACF* presupun o reducere prealabilă a componentelor de zgomot din imagine. În realitate însă, fie că această operație nu este prezentă din considerente de cost, sau cel mai adesea, performanțele algoritmilor dedicați pentru atenuarea zgomotelor sunt insuficiente. În ambele situații, datorită faptului că zgomotele se manifestă ca tranziții în imagine, acestea sunt amplificate în decursul procesului *ACF*, ducând la efecte dezastruoase asupra calității finale.

Efectele amplificării zgomotelor devin cu atât mai vizibile în contextul scalării dimensiunilor imaginilor, unde pixelii zgomotoși din sursă vor fi dilatați la dimensiunile de destinație.

În marea lor majoritate, algoritmi de *ACF* se bazează pe o tratare suboptimală a problemei evitării amplificării zgomotelor. Astfel, cele mai multe se bazează pe limitarea cu prag inferior ("coring") a zgomotului gaussian, și cu filtrare mediană a zgomotelor digitale (zgomote de impuls, zgomote de compresie) [25], [16], [51]. Ambele alternative nu permit o adaptare, respectiv o selectivitate suficientă a atenuării zgomotelor relativ la detalii, rezultând fie în imagini „șterse”, fără conținut de detalii, fie în imagini cu puncte de intensitate ridicată.

Desigur, există și abordări analitice foarte performante, cum ar fi algoritmi NLM [14], sau cu bancuri de filtre direcționale [109], care produc rezultate

spectaculoase. Costului foarte ridicat al implementării acestor algoritmi este obstacolul major în acceptarea acestora în circuitele ASIC.

Lucrarea de față își propune să ofere în paragraful 5.5, câteva contribuții personale pentru rezolvarea amplificării zgomotelor cu un cost moderat al implementării. Variante ale soluțiilor propuse sunt deja implementate în receptoare TVD produse de firme cunoscute, cum ar fi Samsung, LG, Sony sau Toshiba. Se arată că o soluție performantă de ACFL care permite evitarea amplificării pixelilor acoperiți de zgomot, necesită ca algoritmul de reducere de zgomote să comunice algoritmului de ACF informația asupra poziției, tipului și nivelului de zgomot

Răspunsul în frecvență

În marea lor majoritate, producătorii de receptoare TVD solicită o procesare în frecvență cu caracter neliniar. Răspunsul neliniar în frecvență se poate obține dacă procesarea se efectuează pe benzi de frecvență. Se dorește un minim de două de benzi de frecvență cu suprapuneri minime.

Inabilitatea soluțiilor de gen NLM sau SKR de a oferi un control precis și neliniar al răspunsului în frecvență este de altfel unul dintre motivele pentru care nu sunt acceptate de industria TVD.

Lucrarea de față prezintă ca o contribuție personală o soluție optimală de control al benzilor de frecvență cu filtre bidimensionale.

Abilitatea de modificare a tranzițiilor lente (LTI, CTI)

O altă cerință din industrie este ca accentuarea tranzițiilor pentru fronturi lente dar de amplitudine ridicată, să fie însoțită de o limitare dedicată a supracreșterilor rezultate. Cerința se referă la circuite separate pentru canalele de luminanță și pentru cele de crominanță. Denumirea generică a algoritmilor dedicați acestui tip de procesare este de LTI (Luma Transient Improvement) pentru canalul de luminanță, respectiv CTI (Chroma Transient Improvement) pentru canalul de crominanță.

Deficiența majoră a celor mai multe abordări legate de LTI/CTI [110], [106] rezultă din inabilitatea acestora de a separa corect muchiile puternice de detalii. Din acest motiv procesul de limitare de amplitudine afectează în aceeași măsură tranzițiile puternice, cât și detaliile. Datorită limitării amplitudinii detaliilor, imaginile rezultante prezintă un aspect pronunțat nenatural, artificial.

Lucrarea de față prezintă ca o contribuție personală o soluție optimală de separare a detaliilor de muchii și de aplicare a procesului de limitare de amplitudine doar asupra muchiilor de amplitudine ridicată.

Netezirea tranzițiilor

Sistemul vizual uman percepe în mod special variațiile locale din imagini, acestea fiind cele care determină recunoașterea obiectelor și a detaliilor din imagini. În acest context, variațiile bruște și necorelate cu restul imaginii sunt percepute ca zgomote sau defecte de procesare și trebuie evitate sau netezite.

Prin urmare, o cerință esențială pentru algoritmul de ACFL este de a amplifica selectiv variațiile din imagini. Se urmărește separarea variațiilor corelate cu restul imaginii de cele necorelate. Variațiile corelate pot fi amplificate, iar cele necorelate trebuie netezite sau evitate în întregime.

Controlul adaptiv al amplificării

Algoritmii de ACF performanți generează imagini clare și naturale. Pentru a evita degradarea contrastului local în regiuni ușor de perceput pentru sistemul vizual

uman, una dintre cerințele impuse de industrie este ca accentuarea tranzițiilor să se facă adaptiv la diferitele regiuni de luminanță și de culoare [101], [81], [80].

Astfel, având în vedere selectivitatea la variații de luminanță a sistemului vizual uman, controlul amplificării tranzițiilor de luminanță se dorește a fi adaptiv atât la amplitudinea muchiilor, cât și la valoarea de luminanță a pixelilor corespunzând acestora. Se compensează astfel comportamentul neliniar al retinei, care este mult mai sensibilă la tranziții din regiuni întunecate decât din regiuni luminoase.

Amplificarea texturilor ridică probleme specifice legate de necesitatea de a amplifica selectiv doar anumite regiuni de detaliu. Astfel amplificarea *ACFL* trebuie redusă pe fundaluri care conțin nori sau apă, sau în regiuni specifice trăsăturilor umane (cum ar fi culoarea pielii, fețe, mâini sau brațe). Pe de altă parte, amplificarea *ACFL* se dorește a fi crescută în alte regiuni cu texturi naturale, cum ar fi iarbă sau frunze.

Adresarea acestor cerințe contradictorii nu se poate realiza decât pe baza modulării amplificării pixelilor de luminanță funcție de informația de pe canalele de cromaticitate. În acest sens, paragraful 4.11 descrie o contribuție personală legată de controlul adaptiv al amplificării muchiilor și al detaliilor.

Ca o contribuție personală, paragraful 4.12 conține descrierea unui algoritm generic bazat pe informația de cromaticitate, operând în paralel cu *ACFL*, pentru adaptarea amplificării tranzițiilor de luminanță și de cromaticitate la regiunile de culoare din imagini.

4.4. Amplasarea algoritmului ACFL

Amplasarea algoritmilor de ACFL în lanțul de procesare video este determinată de costul alocat implementării și de calitatea dorită a procesării imaginilor. Din punct de vedere structural, problema se reduce la determinarea poziției optime a algoritmului de ACF relativ la amplasarea algoritmului de scalare a dimensiunilor imaginilor. În acest context, capitolul de față oferă o evaluare detaliată a avantajelor și dezavantajelor fiecărei amplasări posibile de ACFL.

Amplasarea ACFL înaintea procesului de scalare

Amplasarea înaintea scalării prezintă avantajul procesării direct pe Grila sursă, și deci necesită un suport spațial minim. Datorită faptului că marea parte a costului de implementare este concentrată în costul memoriilor de linie, această soluție este relativ ieftină datorită numărului minim de elemente de întârziere verticale necesitate.

Principala dezavantaj este legat de depășirea gamei dinamice a semnalului original odată cu amplificarea tranzițiilor. Depășirea gamei dinamice este inevitabilă pentru amplificări tipice de 4-16 ori ale vitezei de creștere a muchiilor. Astfel, un semnal video exprimat pe 10 biți, ar necesita după amplificarea tranzițiilor o gamă dinamică de 12-14 biți a cărui limitare introduce aliasing puternic. Aliasingul se manifestă ca defecte extrem de vizibile în domeniul spațial (discontinuități de-a lungul liniilor sau defecte de zig-zag), respectiv în domeniul frecvență (lipsa frecvențelor înalte, introducerea de anvelope de joasă frecvență).

Din punct de vedere teoretic, pentru soluțiile ACF operând pe grila de intrare, menținerea gamei dinamice fără a limita semnalul nu poate fi efectuată decât pentru tranziții de amplitudine coborâtă care corespund pixelilor de intensitate medie.

În aceeași ordine de idei, aliasingul poate fi evitat și printr-un control adaptiv al amplificării pentru a nu atinge pragurile de limitare.

Metoda cea mai atractivă de control al aliasingului este de a introduce amplificări ale tranzițiilor după scalarea spectrelor. Explicația constă în zerourile introduse în decursul scalării între eșantioane succesive originale. Acest fenomen permite extinderea spectrului de bază proporțional cu numărul de zerouri introduse. (vezi fig. 3.3 din capitolul Rescalarea imaginilor)

Ultimele două soluții sunt de dorit, având în vedere că reduc numărul și adâncimea memoriilor de linie, iar totodată produc procesări de calitate prin evitarea amplificării tranzițiilor deja puternice, respectiv a tranzițiilor corespunzând regiunilor de luminanță foarte mare sau foarte coborâtă.

Procesul este descris în fig. 4.4. Se poate observa că mărimea pixelilor este menținută la 10 biți în decursul întregii procesări anterioare amplificării tranzițiilor. Amplificarea tranzițiilor pentru ACF se face după scalarea dedicată a acestora, generând până la 14 biți/pixel. După însumarea cu semnalul video neîmbogățit, gama dinamică crește la 14 biți dar este redusă la valorile originale de circuitul de limitare de amplitudine. În exemplul din fig. 4.4, s-au prevăzut 5 elemente de întârziere pentru extragerea muchiilor și un filtru de scalare polifazică verticală a semnalului video de ordinul 6. Scalarea muchiilor poate utiliza chiar și 4 elemente de întârziere verticală, având în vedere că spectrul tranzițiilor este situat în regiunile de frecvențe înalte. Se poate observa că filtrul de scalare verticală refolosește doar o parte din memoriile de linie utilizate de detectorul de muchii. Aceste se datorează necesității de a compensa întârzierea de grup introdusă de operația de extragere de muchii, respectiv de scalare verticală a muchiilor.

Prin urmare, structura finală necesită în total 10 linii de memorie pentru fiecare canal de culoare, ceea ce este relativ acceptabil comparativ cu structura de ACF după filtrul de scalare. (vezi paragraful *Amplasarea ACF după scalarea dimensiunilor de imagine*)

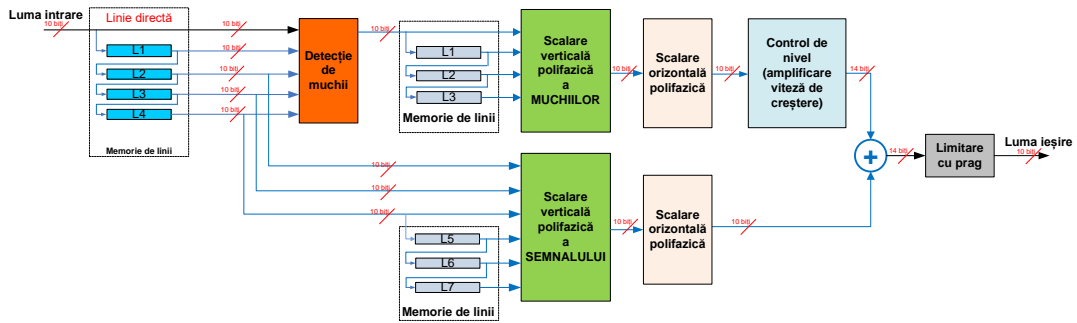


Fig 4.4 ACFL cu extragerea muchiilor înaintea scalării imaginilor

Desigur, evitarea utilizării oricărei limitări cu prag va elimina aliasingul, dar presupune propagarea în restul lanțului de procesare a 12-14 biți/pixel (bpp). În această situație, costul implementării va crește proporțional, având în vedere că aria memoriilor de linii variază liniar cu numărul de biți stocați.

Amplasarea ACF în cadrul procesului de scalare

Această metodă de ACF este cea mai răspândită datorită costului și simplității algoritmice [61]. Conceptual, procesarea ACF cu filtre de scalare este de fapt o procesare pe Grila originală, fiind de fapt o variantă de poziționare a algoritmului de ACF înaintea scalării. Includerea operației de extragere a muchiilor în cadrul procesului de scalare polifazică este însă mai economică datorită faptului că aceleași nuclee de filtrare pot fi folosite atât pentru scalarea imaginilor, cât și pentru amplificarea selectivă a conținutului de frecvențe din imagine.

Filtrele de scalare folosite sunt generate prin convoluționarea nucleului de scalare din relația (3.4) cu nuclee de amplificare a componentelor spectrale din benzile dorite, conform relației (4.7). Există și soluții la care caracteristica de răspuns neliniară în frecvență se obține prin însumarea nucleelor de amplificare cu cele de scalare polifazică.

$$h_1(n) = \left[-\frac{\alpha}{2}, 1 + \alpha, -\frac{\alpha}{2} \right] \quad (4.7)$$

$$h_2(n) = \left[-\frac{\alpha}{2}, 0, 1 + \alpha, 0, -\frac{\alpha}{2} \right] \quad (4.8)$$

Parametrul α din ecuațiile (4.7), respectiv (4.8) este denumit și factor de amplificare. Pentru amplificări pozitive variază în intervalul $[0, 1]$. Valori nule ale lui α transformă filtrul din relația (4.9) într-un filtru trece jos, identic cu filtrul (3.4). Valori negative ale lui α atenuază componentele spectrale de înaltă frecvență respectiv de medie frecvență din imagine.

În fig. 4.5. se prezintă câteva exemple de filtre de accentuare a frecvențelor înalte, folosind nucleul de amplificare din relația (4.7). Similar, aplicarea filtrelor de accentuare a frecvențelor medii din relația (4.8) este prezentată în fig. 4.6.

În ambele situații, se poate observa modificarea factorului de amplificare a regiunilor spectrale funcție de valoarea parametrului α .

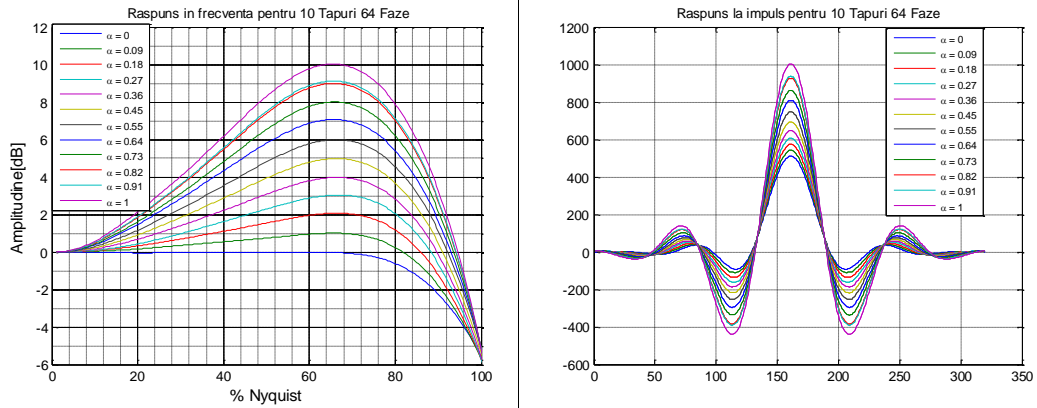


Fig 4.5 Filtre de accentuare a frecvențelor înalte

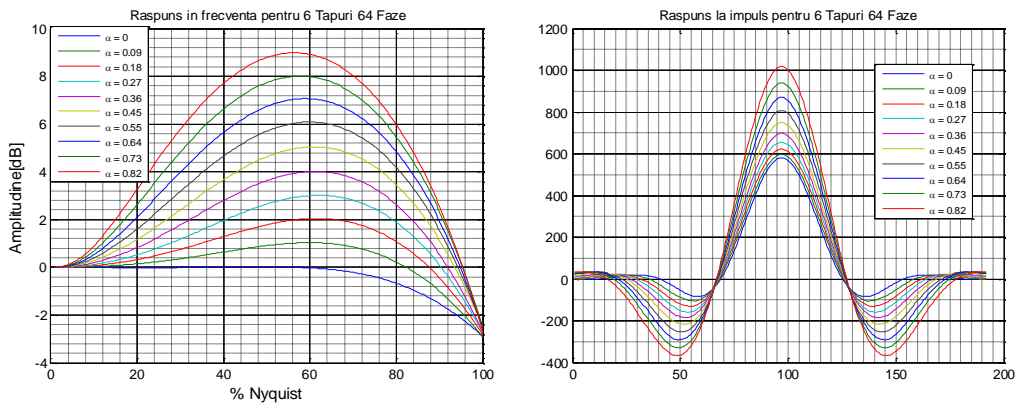


Fig 4.6 Filtre de accentuare a frecvențelor medii

Accelerarea fronturilor cu ajutorul răspunsului filtrelor de scalare polifazăcă nu este în general soluția preferată, datorită faptului că nucleele de filtrare rezultante conțin lobi laterali multipli și de amplitudine negativă proporțională cu amplificarea programată. Mărimea acestor lobi este proporțională cu coeficientul de amplificare. Amplitudinea ridicată a acestor lobi este extrem de deranjantă și nu poate fi eliminată complet de către algoritmul de reducere a riplurilor de scalare.

Motivația cea mai importantă pentru a nu poziționa *ACF* înaintea sau în cadrul algoritmului de scalare este legată de introducerea de aliasing prin limitarea cu prag superior a amplitudinii semnalului scalat și procesat cu *ACF*. În aceeași măsură, limitarea cu prag inferior a zgomotelor precum și eventuale procesări neliniare în *ACF* devin potențial mai complexe datorită componentelor de joasă frecvență conținute de spectrul imaginilor rescalate cu muchii amplificate.

Ca o contribuție personală, se descrie o metodă de evitare a efectelor de aliasing, în contextul amplasării *ACF* în cadrul procesului de scalare.

În exemplul din fig. 4.5, s-au prevăzut 6 elemente de întârziere pentru scalarea polifazăcă verticală a semnalului video. Filtrele de scalare sunt folosite și pentru accentuarea fronturilor, astfel încât structura respectivă necesită în total doar 5 memorii de linii.

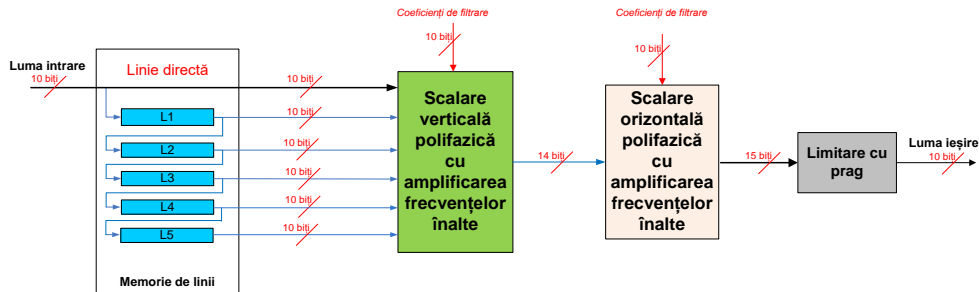


Fig 4.7 ACFL cu extragerea muchiilor simultan cu scalarea imaginilor

Amplasarea ACFL după procesul de scalare

Accelerarea fronturilor este în principiu o operație bidimensională neseparabilă, și deci nu poate fi efectuată corect cu filtre polifazice separabile. Amplasând algoritmul de ACF după cel de scalare, practic se efectuează o convoluție dintre imaginea scalată și nucleele de filtrare utilizate de ACF. Se păstrează astfel caracterul neseparabil al accentuării fronturilor. Un mare neajuns al acestor arhitecturi este legat de costul mult mai ridicat al acestor soluții, având în vedere că suportul spațial al filtrelor de derivare include și zerourile introduse de procesul de scalare.

Ca o contribuție personală, capitolul de față prezintă o soluție de ACF cu filtrare izotropică bidimensională neseparabilă.

În exemplul din fig. 4.8. s-a prevăzut un filtru de ordinul 6 pentru scalarea polifază verticală a semnalului video.

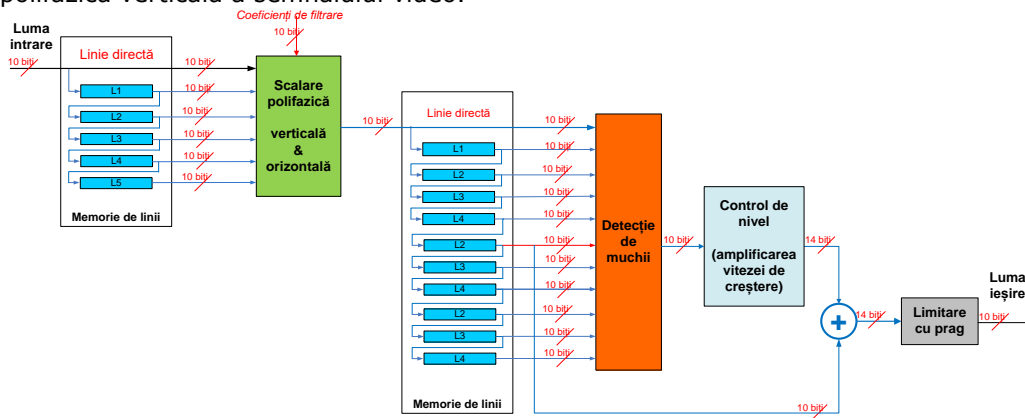


Fig 4.8 ACFL cu extragerea muchiilor după scalarea imaginilor

Raporturile tipice de scalare verticală sunt de 2.25x, de la imagini de definiție standard (480 linii) la înaltă definiție (1080 linii). Extragerea muchiilor se efectuează pe grila scalată, astfel că pentru a acoperi cel puțin 4 eșantioane neinterpolate (originale), suportul spațial pentru extragerea tranzițiilor nu poate fi redus sub ordinul 11.

Prin urmare, structura din fig. 4.8 necesită în total 15 linii de memorie pentru fiecare canal de culoare. Este cea mai scumpă dintre arhitecturile descrise, însă avantajele față de celelalte arhitecturi din punctul de vedere al calității procesării, au determinat ca totuși astfel de soluții să echipeze receptoarele TVD de înaltă calitate.

4.5. Izotropia imaginilor

Percepția sistemului vizual uman este bidimensională, izotropică și omogenă, iar modificări ale poziției spațiale, cum ar fi translațiile sau rotațiile, nu afectează abilitatea acestuia de recunoaștere și interpretare a obiectelor.

În industria *TVD*, se folosesc două clase de nuclee de filtrare bidimensionale: filtre separabile și filtre neseperabile.

Relativ la filtrele bidimensionale neseperabile, filtrele separabile au în general un cost de implementare mai scăzut, fiind exprimate ca un produs a două filtre unidimensionale ortogonale [5], [111]. Răspunsul în amplitudine al acestor filtre este dreptunghiular și prin urmare nu permite controlul frecvențelor diagonale. Totodată, datorită orientării ortogonale, filtrele separabile nu pot produce accelerări uniforme pentru toate orientările muchiilor. Astfel, pentru aceeași amplificare, algoritmi de *ACF* bazați pe filtre separabile vor introduce accentuări mai pronunțate ale muchiilor diagonale. De exemplu, pentru același factor de amplificare $G_x=G_y=G$ pe direcție orizontală și verticală, muchiile orientate la 45° vor fi accelerate cu $G\sqrt{2}$

Acesta este dezavantajul major al abordării separabile și una dintre motivațiile pentru care algoritmul de *ACF* propus se bazează pe operatori izotropici. [112]

Operatorii izotropici se bucură de proprietatea de a putea reprezenta corect și uniform detaliile imaginilor în prezența modificărilor spațiale, indiferent de orientare a muchiilor. Această proprietate atrage după sine abilitatea algoritmilor bazați pe operatori izotropici de a nu prezenta salturi artificiale pentru detaliile din regiuni nestructurate, respectiv de a permite amplificarea uniformă a tranzițiilor, indiferent de orientarea acestora.

În acest sens, dintre filtrele bidimensionale izotropice, filtrele circulare oferă și un cost al implementării foarte mic, datorită simetriei coeficienților. În aceeași măsură, filtrele circulare oferă caracteristici de netezire a regiunilor nestructurate din imagini și evită amplificarea detaliilor necorelate. Această proprietate indică o imunitate la zgomote sporită.

O clasă superioară a filtrelor izotropice este cea a filtrelor bidimensionale direcționale. Aceste filtre reprezintă variante orientate ale filtrelor circulare. Cel puțin din punctul de vedere al minimizării aliasingului, soluțiile direcționale sunt superioare celor izotropice, pentru că amplificarea tranzițiilor decurge perpendicular pe filtrarea după o direcție caracteristică. Acesta este unul dintre subiectele de cercetare viitoare, și nu fac parte din lucrarea de față.

Apariția aliasingului în contextul ACF

Conceptul de *ACF* enunțat în fig. 4.1. poate fi reprezentat în domeniul frecvență conform fig. 4.9. Factorul de amplificare k este dependent de conținutul de frecvențe care se dorește a fi amplificat. Se poate observa că pentru amplificări de valoare mare, semnalul de înaltă frecvență conduce la depășiri ale gamei dinamice nominale, fiind necesară introducerea unui etaj de limitare a amplitudinii acestuia. Limitarea semnalului este principala sursă de aliasing în contextul abordării de *ACF*. În fig. 4.9, se poate observa introducerea aliasingului pentru amplificări mai mari ale frecvențelor înalte.

Conform expresiei *ACF* în domeniul frecvență din relația (4.9), doar amplificări nule ale frecvențelor înalte pot evita apariția aliasingului.

$$f(t) \rightarrow f(k(\omega)t) \Leftrightarrow \mathfrak{F}(f(t)) = \frac{1}{k(\omega)} \mathfrak{F}\left(\frac{f(t)}{k(\omega)}\right) \quad (4.9)$$

Riscul de apariție a aliasingului este cu atât mai mare pentru semnalul bidimensional, unde compoentele spectrale de pe direcție verticală se combină cu cele de pe direcție orizontală. Valorile spectrale maxime se situează de-a lungul diagonalelor. Fenomenul este exagerat de potențialele modificări temporale din imagine, conducând la aliasing puternic. O situație des întâlnită este deîntreșesarea semnalelor întreșesute, unde combinație dintre decimarea spațială și temporală produce efecte extrem de vizibile de aliasing de-a lungul compenentelor de frecvență înaltă verticală și orizontală.

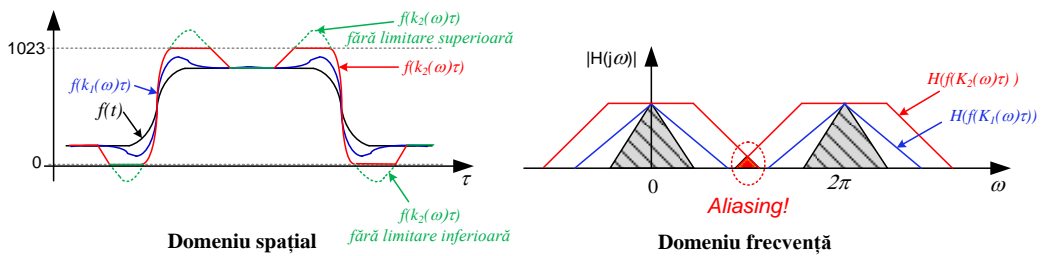


Fig 4.9 Evoluția tranzițiilor accelerate în domeniul timp și frecvență

În această situație limitarea în bandă cu ferestre dreptunghiulare nu este suficientă, filtrele circulare fiind preferate datorită abilității acestora de a atenua frecvențele diagonale.

Limitarea frecvențelor diagonale datorită răspunsului circular în frecvență se poate observa în fig. 4.10. Figura descrie mecanismul de apariție al aliasingului pentru imagini întreșesute. Se poate observa că filtrele cu răspuns dreptunghiular în frecvență nu reușesc să controleze componentele spectrale diagonale, introducând aliasing.

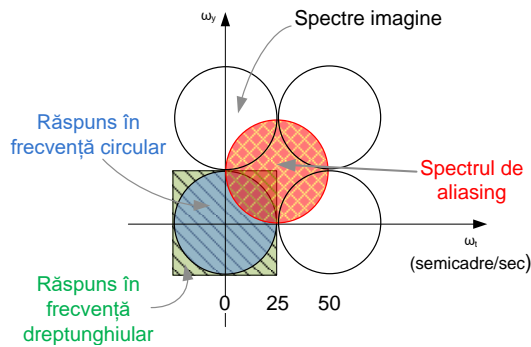


Fig 4.10 Limitarea aliasingului cu ferestre circulare pentru semnalul întreșesut

Accelerarea izotropică a tranzițiilor

Conform [113], forma cea mai generală de operator diferențial omogen este aproximarea cu coeficienți constanți într-un punct (x,y) a funcției și a derivatelor acesteia. Derivatele spațiale de ordinul n formează astfel un tensor simetric de rang n , pentru care se poate arăta că doar derivatele de ordin par formează operatori diferențiali liniari și izotropici. Aceștia formează diferite forme de operatori

laplacieni. Forma generală a operatorului liniar și izotropic H este dată de relația (4.10).

$$\Omega(x, y) = a_0 f(x, y) + a_2 (\nabla^2) f(x, y) + a_4 (\nabla^2)^2 f(x, y) + \dots \quad (4.10)$$

unde: $\nabla^k = \frac{\partial^k}{\partial x^k} + \frac{\partial^k}{\partial y^k}$ reprezintă derivata de ordinul k a semnalului.

Condiția de izotropie poate fi îndeplinită și pentru operatori diferențiali de ordin impar, însă doar în formă pară (i.e. pătratică). Astfel, cel mai simplu operator diferențial izotrop de ordinul 1 este dat de relația (4.11):

$$\nabla(x, y) = k \cdot [(\nabla_x)^2 + (\nabla_y)^2] \quad (4.11)$$

Unde: k reprezintă factorul de accelerare al tranzițiilor (denumit și factor de amplificare), $\nabla_x = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x}$ reprezintă derivata de ordinul I pe direcție orizontală a semnalului $f(x, y)$, respectiv $\nabla_y = \frac{\partial f(x, y)}{\partial y}$ reprezintă derivata de ordinul I pe direcție

verticală a semnalului $f(x, y)$. Operatorul ∇ din relația (4.11) este obținut prin însumarea pătratelor amplitudinii tranzițiilor de pe direcții ortogonale, și prin urmare este invariant la translații sau rotații ale sistemului de coordonate.

Relația (4.11) necesită o modulare suplimentară a parametrului k , datorită faptului că produce doar valori pozitive. Pentru modulare se folosește conceptul de filtru "ȘOC" derivat din relația căldurii detaliată în cele ce urmează.

Relația căldurii și operatorul ȘOC

În [113], [114] se demonstrează că gradul de netezire al unui semnal este proporțional cu laplacianul semnalului. Prin urmare, restaurarea respectiv re-accelerarea fronturilor, se poate obține prin scăderea din semnalul de observație a unor valori mici ale laplacianului acestuia. (vezi relația (4.12.)) Prin urmare, reaccelerarea muchiilor se poate realiza prin scăderea iterativă a laplacienilor locali din pixelii de imagine.

$$U_{reconstruit} = U_{observatie} - \lambda \cdot \nabla U_{observatie} \quad (4.12)$$

Conform lucrărilor lui Gabor citate în [113], [114], [115], [116, 117], valoarea optimă a parametrului λ este valoarea care dublează viteza de creștere a tranziției celei mai rapide din imagine. Fără a cunoaște limitele iterațiilor, se poate observa că pentru suficient de multe iterații, $U_{reconstruit}$ devine potențial infinit de mare. Fenomenul este denumit relația căldurii și este descris de relația (4.13):

$$\begin{aligned} \frac{\partial u}{\partial t} &= -\Delta u \\ u(0,0) &= u_{observat} \end{aligned} \quad (4.13)$$

O metodă propusă de Rodin în [118] pentru stabilizarea relației (4.13) este de a utiliza un filtru "ȘOC". Filtrul ȘOC este în esență rezultatul produsului dintre distanța euclidiană a gradientului spațial și semnul laplacianului. Astfel, relația (4.13) devine:

$$SOC = \frac{\partial u}{\partial t} = -\text{sign}(\nabla^2 u) \cdot |\nabla u| \quad (4.14)$$

unde: $u(0, z) = u_0(z)$, iar $|\nabla u| = \sqrt{u_x^2 + u_y^2}$ și $\nabla^2 u = \frac{\partial^2 u(x, y)}{\partial x^2 \partial y^2}$

Avantajele acestei abordări rezidă din simplitatea și costul redus. Conținutul armonic extrem de bogat creat de operatorul ȘOC produce salturi puternice în amplitudinea semnalului, care va depăși cu mult gama dinamică maximă. Readucerea în gama dinamică necesită limitarea cu prag superior a semnalului, ceea ce atrage după sine un risc ridicat de introducere a aliasingului.

Răspunsul la impuls al unui operator ȘOC poate fi comparat în fig. 4.11 cu răspunsul operatorului laplacian.

În fig. 4.12 se poate observa că pentru același nivel de accelerare a tranzițiilor, operatorul ȘOC produce o panta tranzițiilor mult accelerată. De asemenea se poate observa că operatorul ȘOC introduce supracreșteri de lățime semnificative. Prezența supracreșterilor constituie o limitare a performanțelor operatorului ȘOC, și necesită algoritmi dedicați, de suprimare a supracreșterilor.

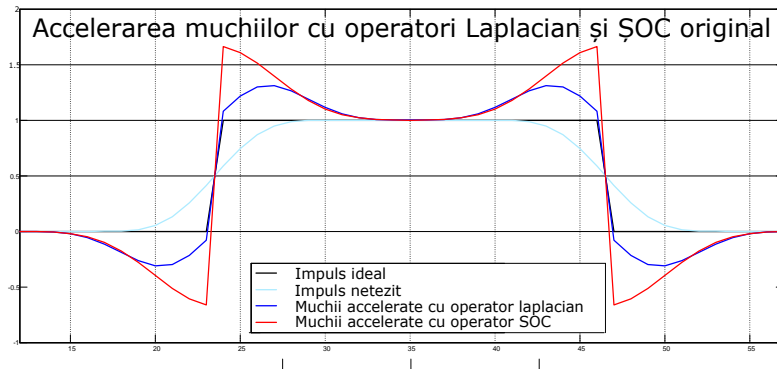


Fig 4.11 Răspunsul operatorilor ȘOC și laplacian

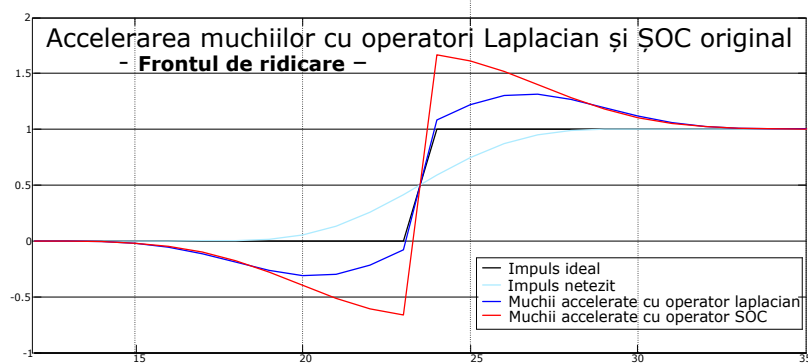


Fig 4.12 Frontul de ridicare - Răspunsul operatorilor ȘOC și laplacian

4.6. Extragerea muchiiilor cu operatorul ȘOC

Este bine cunoscut faptul că sensibilitatea la zgomot a operatorilor diferențiali crește cu ordinul de derivare. Totodată, pentru îmbunătățirea performanțelor de zgomot, este de dorit ca semnalul să fie netezit înaintea operației de extragere a tranzițiilor. Clasa de filtre care oferă imunitatea optimă la zgomote este cea filtrelor gaussiene. Din punctul de vedere al costului de implementare, filtrele gaussiene oferă și avantajul simetriei funcției de răspuns la impuls, și deci a separabilității pe direcții ortogonale a procesării.

Din acest motiv, algoritmul de ACF izotrop ic propus se bazează pe combinații de operatori de diferențiere gaussieni.

4.6.1. Structura operatorului ȘOC

Operatorul izotrop ic propus pentru algoritmul de ACF se obține modificând relația (4.10) conform relației (4.15). Se observă că operatorul propus combină derivata gaussiană de ordinul II cu forma pătratică a derivatei gaussiene de ordinul I. Denumirea generică a acestor termeni este de DoG (diferențe de gaussieni) pentru derivata de ordinul 1, respectiv LoG pentru derivata de ordinul II (laplacieni de gaussieni).

În aceeași idee, pentru a reduce lățimea supracreșterilor introduse de operatorul ȘOC original concomitent cu menținerea condiției de izotropie enunțată în ecuațiile (4.10), relația (4.14) se poate modifica conform relației (4.15):

$$SOC_{(u)} = \frac{\partial u}{\partial t} = -sign(\nabla_u^2) \cdot (\nabla_u)^2 \quad (4.15)$$

Răspunsurile la semnal treaptă ale operatorilor unidimensionali ȘOC original și ȘOC modificat pot fi comparate în fig. 4.13, respectiv în fig. 4.14, unde se poate constata o reducere semnificativă a lățimii supracreșterilor produse de operatorul ȘOC modificat față de operatorul original.

Relația (4.15) poate fi extinsă pentru semnale bidimensionale, conform relației (4.16):

$$SOC_{(x,y)} = -sign(\nabla_{(x,y)}^2) \cdot [\nabla_{(x,y)}]^2 \quad (4.16)$$

unde: $\nabla_{(x,y)} = \frac{\partial f(x,y)}{\partial x \partial y}$, reprezintă derivata de ordinul I, iar

$\nabla_{(x,y)}^2 = \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2 \partial y^2}$ derivata de ordinul II a semnalului $f(x,y)$.

Expresia operatorului bidimensional izotrop ic propus pentru algoritmul ACF este dată de relația (4.17):

$$\Omega(x,y) = \beta \cdot [\nabla_{(x,y)}^2 + SOC_{(x,y)}] \quad (4.17)$$

unde: β reprezintă factorul de amplificare, $SOC_{(x,y)}$ corespunde relației (4.16) iar $\nabla_{(x,y)}^2$ reprezintă derivata de ordinul II a semnalului.

Astfel, relația finală a algoritmului de ACF este dată de relația (4.18).

$$F(x,y) = f(x,y) + \beta \cdot \Omega(x,y) \quad (4.18)$$

Comparând formele de undă din fig. 4.12 cu cele din fig. 4.14, se poate observa că față de operatorul ȘOC original, noul operator ȘOC produce o reducere a lățimii supracreșterilor păstrând nealterată accelerarea tranzițiilor.

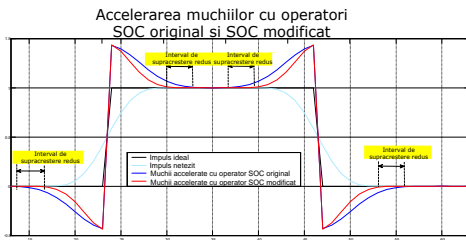


Fig 4.13 Răspunsul operatorilor ȘOC original și ȘOC modificat

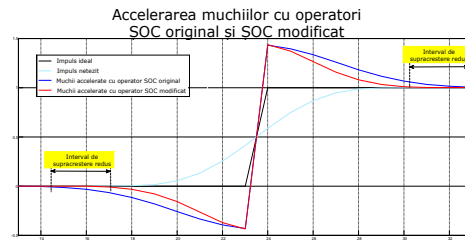


Fig 4.14 Detaliu - Răspunsul operatorilor ȘOC original și ȘOC modificat

Răspunsurile la impuls și la semnal treaptă ale operatorilor *DoG*, *LoG* și respectiv ȘOC sunt prezentate în fig. 4.15.

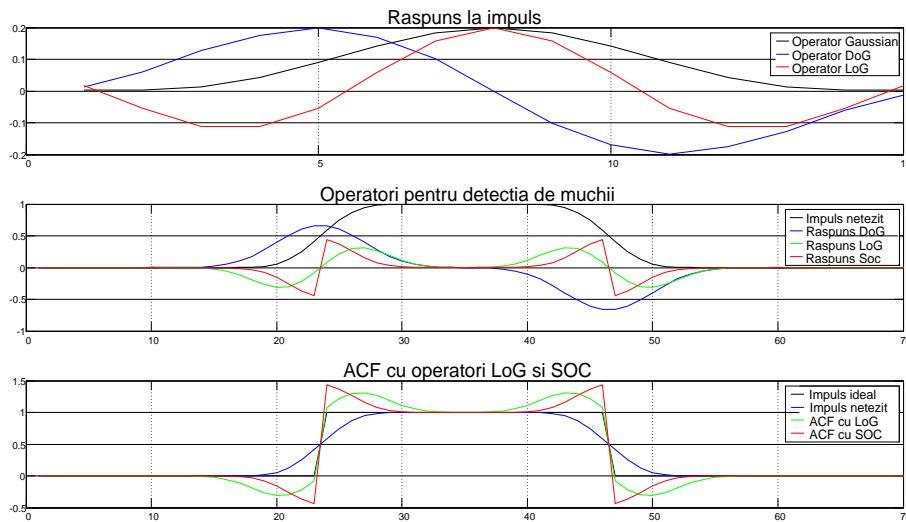


Fig 4.15 Filtre DoG, LoG și ȘOC

Algoritmul de *ACF* bazat pe operatorul propus, reprezintă una din contribuțiile personale ale lucrării de față. În diverse variante, algoritmul propus face parte din soluțiile de *ACF* implementate de autor în diverse receptoare *TVD* ale mai multor companii de prestigiu din lume.

Sinteza filtrelor de diferențiere - Operatorul DOG neizotropic

Sinteza filtrelor de diferențiere se referă la generarea coeficienților de filtrare *DoG* și *LoG* conform ecuațiilor (4.16) și (4.17)

Exprimarea operatorului *DOG* ca derivată de gaussian este binecunoscută., fiind o sumă dintre derivatele parțiale orizontală și verticală ale ecstuaia. Astfel, pornind de la relația filtrului gaussian din (4.19),

$$G(x, y) = \frac{e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}}{\sqrt{2 \cdot \pi \cdot \sigma}} \tag{4.19}$$

exprimarea *DOG* ca derivata de gaussian este dată de ecuațiile (4.20) și (4.21)

$$DoG(x, y) = \frac{\partial(G(x, y))}{\partial x} + \frac{\partial(G(x, y))}{\partial y} \tag{4.20}$$

unde: $\frac{\partial(G(x,y))}{\partial x} = -\frac{x}{\sigma^2} \cdot G(x,y)$ reprezintă derivata parțială de ordinul I pe direcție orizontală, respectiv $\frac{\partial(G(x,y))}{\partial y} = -\frac{y}{\sigma^2} \cdot G(x,y)$ reprezintă derivata parțială de ordinul I pe direcție verticală. Astfel, relația (4.19) devine:

$$DoG(x,y) = \frac{x+y}{\sigma^2} \cdot G(x,y) \tag{4.21}$$

Din relația (4.21) se poate observa că exprimarea operatorului *DOG* ca derivată de gaussian este o funcție de suma coordonatelor spațiale, și deci nu poate respecta condiția de izotropie. Caracteristica neizotropică se poate observa și din fig. 4.17 conținând răspunsurile derivatei de ordinul I a filtrului gaussian cu $\sigma=1.25$ reprezentat în fig. 4.16.

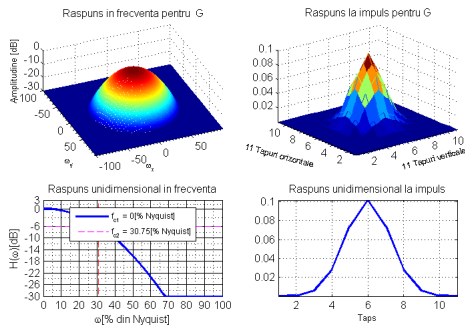


Fig 4.16 Răspunsul filtrului gaussian bidimensional cu $\sigma=1.25$

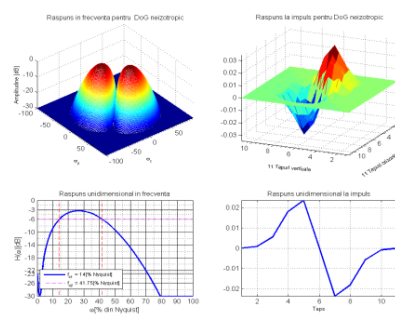


Fig 4.17 Filtrul DoG bidimensional provenit din filtrul gaussian cu $\sigma=1.25$

Sinteza filtrelor de diferențiere - Operatorul DOG izotrop

Caracterul izotrop al operatorului *DoG* se poate obține dacă exprimarea acestuia se face ca diferență de filtre gaussiene cu frecvențe de tăiere diferite, conform relației (4.22):

$$DoG(x,y) = G(x,y,\sigma_1) - G(x,y,\sigma_2), \quad \sigma_1 > \sigma_2 \tag{4.22}$$

Funcție de valoarea deviației standard a filtrelor componente, filtrul *DoG* rezultat va prezenta caracteristici de filtrare trece-sus sau trece-bandă, filtrul *DoG* rezultat păstrând caracteristicile de izotropie ale operatorilor gaussieni originali. Răspunsurile filtrelor gaussiene și a filtrului *DoG* rezultat, sunt prezentate în fig. 4.18. Pentru filtrele gaussiene s-au ales deviații standard $\sigma=1.5$, respectiv $\sigma=2.5$.

Sinteza filtrelor de diferențiere - Operatorul LOG (izotrop)

Sinteza operatorului *LoG* este binecunoscută, fiind obținută prin calcularea derivatei de ordinul II a funcției gaussiene, conform relației (4.23), respectiv relației (4.24).

$$LoG(x,y) = \frac{\partial^2(G(x,y))}{\partial x^2} + \frac{\partial^2(G(x,y))}{\partial y^2} \tag{4.23}$$

$$LoG(x,y) = -\sqrt{\frac{2}{\pi}} \left[\frac{2\sigma^2 - (x^2 + y^2)}{\sigma^5} \right] \cdot G(x,y) \tag{4.24}$$

Se observă că operatorul *LoG* reprezintă măsura izotropică a derivatelor spațiale de ordinul II, depinzând de operatorul gaussian și de suma pătratelor coordonatelor spațiale.

În fig. 4.20 se prezintă răspunsul unui filtru *LoG* derivat din filtrul gaussian cu $\sigma=1.25$ prezentat în fig. 4.19.

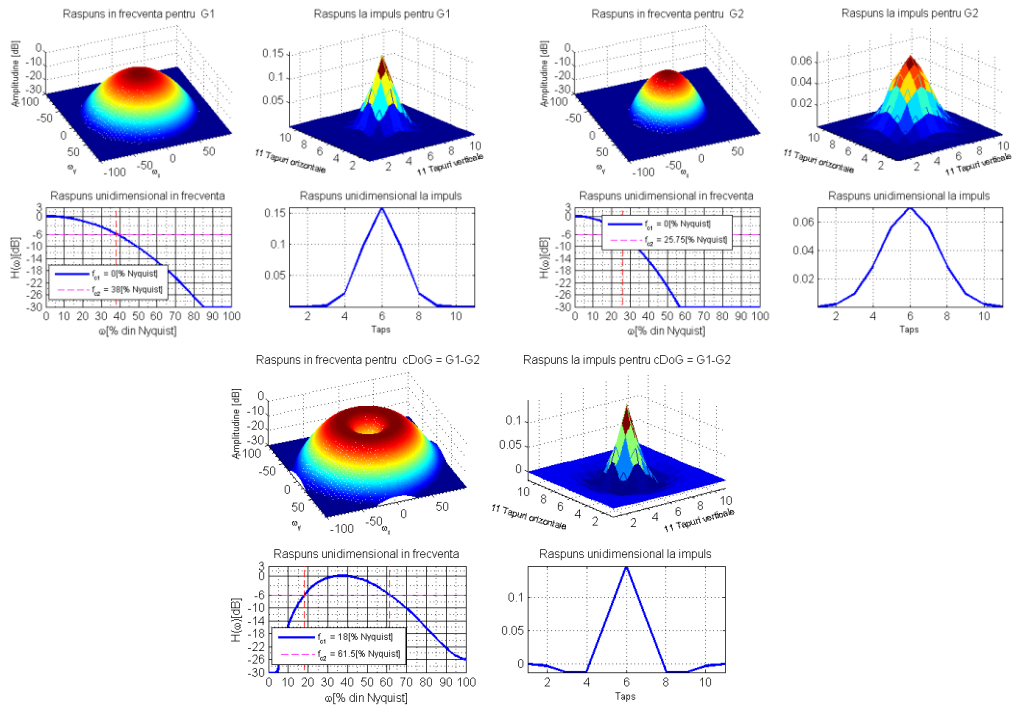


Fig 4.18 Răspunsul filtrului DoG izotrop ca diferență de filtre gaussiene

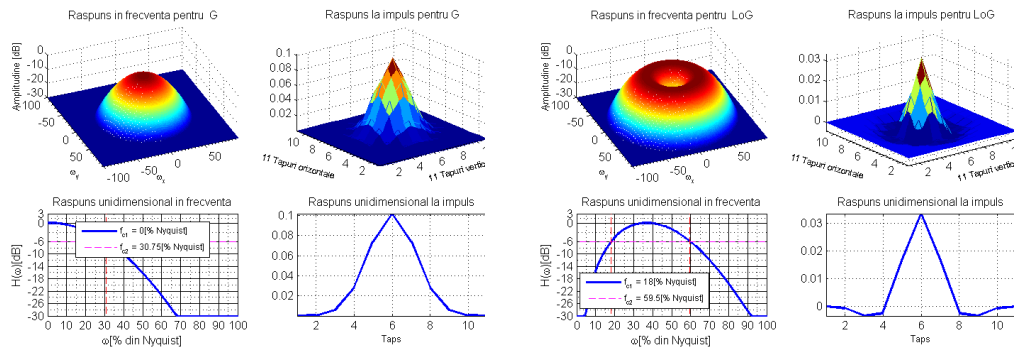


Fig 4.19 Răspunsul unui filtru gaussian bidimensional cu $\sigma=1.25$

Fig 4.20 Filtrul LoG bidimensional provenit din filtrul gaussian cu $\sigma=1.25$

Se poate observa asemănarea dintre răspunsurile filtrelor *DoG* și *LoG* din fig. 4.16, respectiv fig. 4.18, explicată de prezența în relația *LoG* a filtrului gaussian de plecare. În contextul relației *ACF* (4.17) propuse, această proprietate este de dorit,

intrucât se urmărește ca nucleele de filtrare din componența *ACF* să prezinte un răspuns în frecvență apropiat.

Forma finală a operatorului ȘOC modificat

Forma finală a operatorului ȘOC modificat se obține înlocuind termenii de derivare din relația (4.16) cu expresia operatorilor *DoG* și *LoG*. Operația conduce la relația (4.25) și constituie elementul de bază pentru extragerea tranzițiilor din cadrul algoritmului *ACF*:

$$SOC_{(x,y)} = LoG_{(x,y)} - sign(LoG_{(x,y)}) \cdot DoG_{(x,y)}^2 \quad (4.25)$$

4.6.2. Structura de bază a algoritmului *ACFL* cu operator ȘOC modificat

Structura de bază a algoritmului de *ACF* din fig. 4.21 este determinată de relația (4.25), și prin urmare se referă exclusiv la operatorul ȘOC. S-au prevăzut două benzi, anticipând implementarea cerinței de control neliniar al răspunsului în frecvență enunțată în paragraful 4.3.

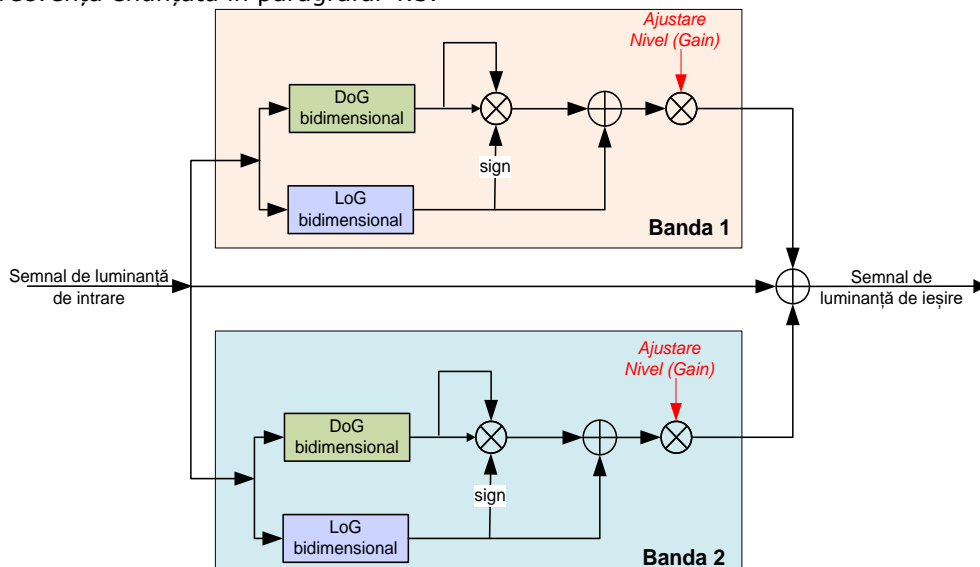


Fig 4.21 Structura de bază *ACFL*

Motivul pentru care marea majoritate a algoritmilor *ACF* se bazează pe convoluții cu nuclee de filtrare separabile este legată de costul implementării.

Astfel, o procesare bidimensională cu filtre separabile de ordin vertical *N* și orizontal *M*, necesită $OP = N+M$ operații MAC (multiply-accumulate) distincte.

În situația în care nucleele de filtrare sunt simetrice și de lungime impară, numărul de MAC operații devine $OP = (N+M)/2+1$.

Prin contrast, un filtru bidimensional neseparabil necesită $OP = N \times M$ MAC operații, deci un cost al implementării mult mai ridicat.

Aparent, și costul operatorului ȘOC este mare, dat fiind că se bazează pe filtre bidimensionale neseparabile. În acest sens, se poate observa că structura

operatorului $\mathcal{S}OC$ este izotropică și constă din combinații de derivate gaussiene. Este cunoscut faptul că filtrele gaussiene sunt filtre circulare și simetrice dacă provin din două filtre gaussiene unidimensionale identice. Totodată, se cunoaște că proprietatea de simetrie circulară a filtrelor gaussiene se reflectă și asupra derivatelor acestuia.

Prin urmare, operatorul $\mathcal{S}OC$ este izotropic, și deci se bucură de proprietatea de simetrie circulară, dacă conține același număr de coeficienți orizontali și verticali și provine dintr-un operator gaussian.

În aceste condiții, numărul de MAC operații necesitate de un termen al operatorului $\mathcal{S}OC$ devine: $OP = (N+1) \times (N+3) / 8$.

Astfel, pentru nuclee de filtrare de ordinul 9×9 , o convoluție bidimensională neseparabilă ar necesita $OP = 81$ MAC; un termen din componența operatorului $\mathcal{S}OC$ necesită $OP = 15$ MAC, iar costul unei convoluții bidimensionale separabile devine $OP = 10$ MAC.

Prin urmare, chiar dacă costul operatorului $\mathcal{S}OC$ izotropic este ușor mai mare decât al operatorului separabil și neizotropic, performanțele net superioare justifică utilizarea soluției izotropice.

În fig. 4.22 se poate observa structura simetrică și circulară a unui filtru bidimensional izotropic. Structura coeficienților unici atrage după sine și reducerea corespunzătoare a numărului de MAC operații.

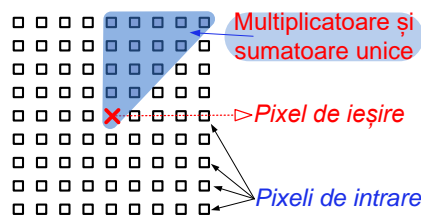


Fig 4.22 Suportul spațial pentru convoluția cu filtru circular de ordinul 9×9

4.6.3. Evaluarea operatorului $\mathcal{S}OC$ modificat

Operatorul $\mathcal{S}OC$ modificat constituie componenta de bază a algoritmului de ACF ce urmează a fi descris. Aceasta este motivația pentru determinarea performanțelor operatorului în această fază de prezentare a algoritmului de ACF . Scopul analizei performanțelor operatorului $\mathcal{S}OC$ este deci de a determina modificările necesare pentru a îndeplini cerințele generale de calitate a procesării ACF expuse în paragraful 4.3.

Analiza performanțelor operatorului de ACF se efectuează pe imagini cu un conținut bogat de muchii orientate și de amplitudine variabilă, respectiv cu conținut de zgomot analogic și digital. Se analizează performanțele individuale ale operatorilor LoG și DoG din componența operatorului $\mathcal{S}OC$. Regiunile în care procesarea este adecvată au fost comentate în albastru, iar regiunile care prezintă defecte de procesare au fost comentate în culoare roșie.

Extragerea izotropică a muchiilor

Imbalansarea direcțională a procesării neizotropice constituie un dezavantaj major al acestei abordări și este unul dintre motivele care a condus la adoptarea

algoritmului de accelerare izotropă a fronturilor în receptoare TVD de înaltă calitate.

Limitările algoritmilor ACF neizotropici se pot observa în fig. 4.23. Se poate observa că procesarea neizotropă produce supracreșteri mult mai puternice de-a lungul muchiiilor înclinate față de muchiiile cele pur orizontale sau verticale. Prin contrast, accelerarea izotropă produce accelerări uniforme ale muchiiilor, indiferent de orientarea acestora.

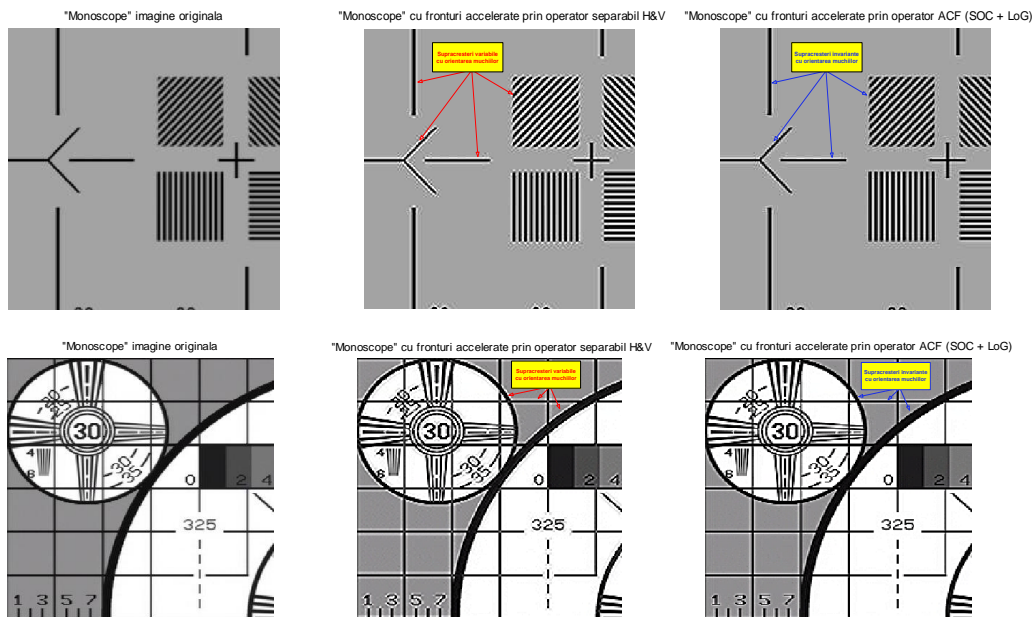


Fig 4.23 ACFL cu transformare ne-izotropă și izotropă

Controlul supracreșterilor

Din figurile 4.24 și 4.25 se poate observa că operatorul SOC produce supracreșteri de lățime mult mai redusă față de operatorul separabil sau față de operatorul LoG .

Cu toate acestea, lățimea supracreșterilor se dorește a fi complet controlabilă. Apariția supracreșterilor este explicată de fenomenul Gibbs, și este caracteristică oricărui proces de accelerare a tranzițiilor, respectiv oricărui algoritm de modificare a contrastului.

Lucrarea de față prezintă ca o contribuție personală o metodă de control al amplitudinii și lățimii supracreșterilor.

O altă limitare, specifică atât procesării separabile, cât și procesării neseperabile, este legată de introducerea de supracreșteri exagerate la intersecția muchiiilor.

Aceste defecte sunt extrem de vizibile pentru operatorul separabil, dar cu mult atenuate de procesarea cu operator SOC . Această caracteristică a operatorului SOC rezultă din faptul că maximum funcției de răspuns la impuls al operatorilor LoG este mai apropiat de trecerea prin zero decât al operatorilor DoG .

Fenomenele descrise pot fi mai ușor observate în formele de undă din fig. 4.25. Regiunile care prezintă defecte de procesare ACF au fost comentate în culoare

roșie. Se pot observa creșterile semnificative ale răspunsului ambilor operatori ($\mathcal{S}OC$ și LoG) la colțuri. În paragrafele următoare se prezintă ca o contribuție personală, o metodă de control a supracreșterilor la colțuri sau intersecții de linii.

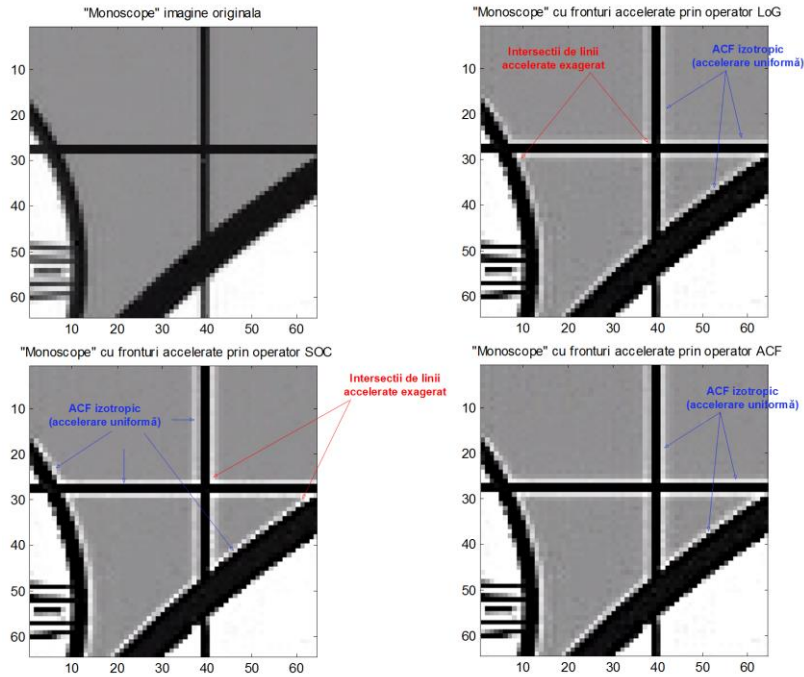


Fig 4.24 Amplificarea muchiilor cu operator LoG, $\mathcal{S}OC$ si combinat (ACFL)

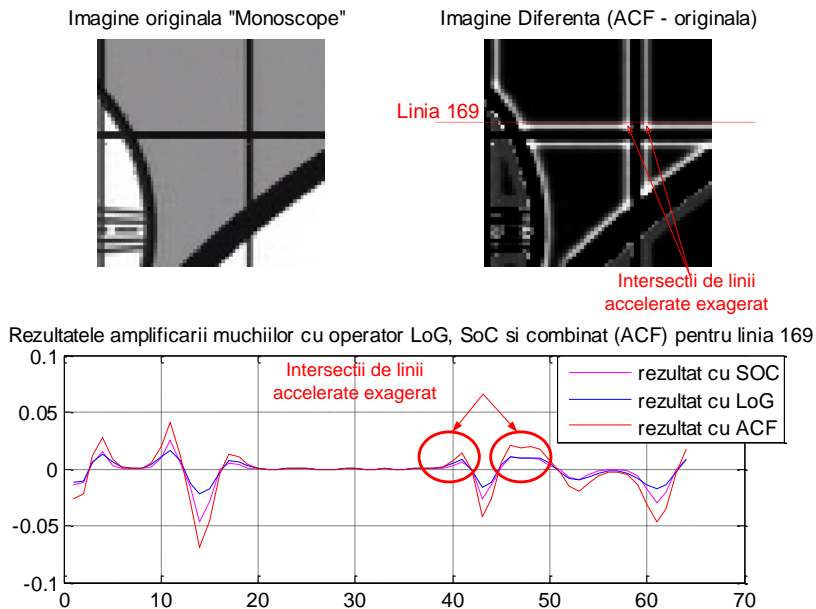


Fig 4.25 Imagine diferență și evoluția muchiilor pentru linia 169

Amplificarea zgomotelor

După cum s-a amintit în paragraful 4.3, una din problemele majore ale algoritmilor ACF este legată de amplificarea zgomotelor împreună cu amplificarea tranzițiilor. Imaginile din fig. 4.26. și din fig. 4.27. au fost produse cu accelerări exagerate ale fronturilor, tocmai pentru a evidenția efectele ACF asupra amplificării zgomotelor

Din fig. 4.25. se poate observa că, față de operatorul LoG, operatorul ȘOC introduce o amplificare mult mai redusă a zgomotelor analogice pentru același nivel de accelerare a muchiiilor. Similar, fig. 4.26 prezintă zgomote digitale mult mai puțin vizibile pentru operatorul ȘOC.

Acest comportament se datorează proprietății de netezire a tranzițiilor de amplitudine coborâtă a derivatelor de ordin inferior din componența operatorului ȘOC (vezi relația (4.25) a operatorului ȘOC).

Răspunsul în frecvență

În marea lor majoritate, producătorii de receptoare TVD solicită o procesare în frecvență cu caracter neliniar. Răspunsul neliniar în frecvență se poate obține dacă procesarea se efectuează pe benzi de frecvență. Se dorește un minim de două de benzi de frecvență cu suprapuneri minime.

Răspunsul în frecvență al operatorului ȘOC propus este determinat de răspunsul filtrului DoG izotropic din componența sa (fig. 4.17).

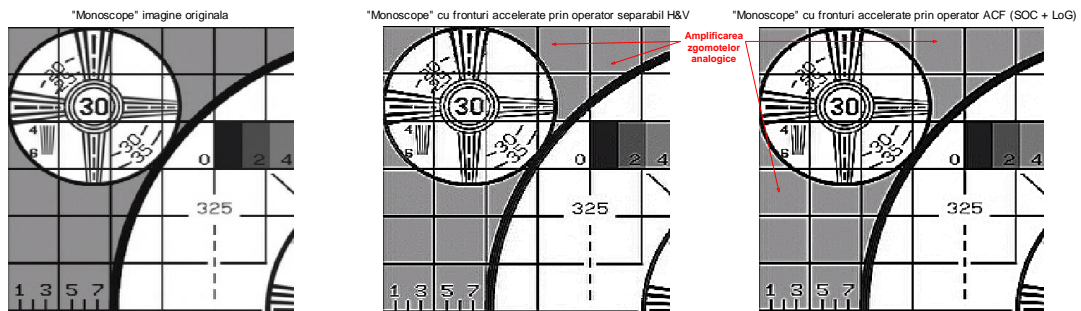


Fig 4.26 Amplificarea zgomotelor analogice odată cu amplificarea tranzițiilor

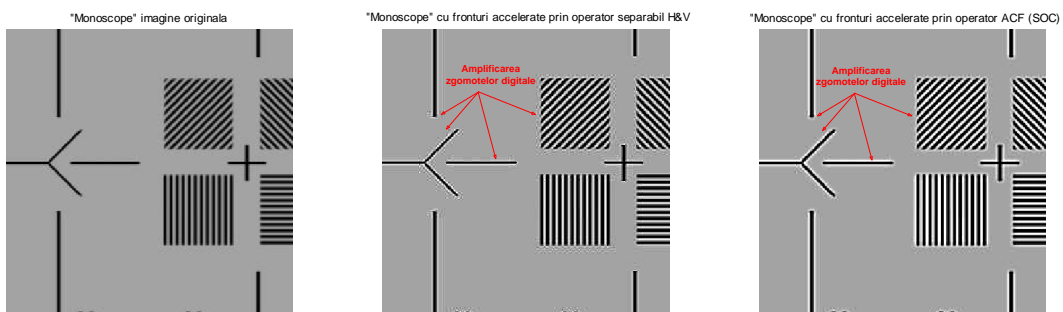


Fig 4.27 Amplificarea zgomotelor digitale odată cu amplificarea tranzițiilor

Pentru o evaluare eficientă a operatorului $\mathcal{S}OC$, se folosește un semnal sinusoidal cu frecvențe linear crescătoare prezentat în fig. 4.26. Semnalul, cunoscut și sub denumirea de semnal "chirp" sau "multiburst", conține de-a lungul unei linii video un spectru complet de frecvențe spațiale. Această caracteristică determină ca răspunsul în frecvență al unui lanț de procesare video să poată fi aproximat doar de anvelopa amplitudinii semnalului de ieșire. Anvelopa este reprezentată în fig. 4.27(d) și are o formă similară cu răspunsul în frecvență al filtrului *DoG* izotrop din fig. 4.18.

Din fig. 4.27(d) se poate observa că operatorul $\mathcal{S}OC$ folosit amplifică componentele de medie frecvență, fără a afecta substanțial componentele de frecvențe înalte. Pentru controlul frecvențelor înalte, soluția *ACF* finală necesită cel puțin o a doua bandă de frecvențe controlată de un filtru trece-sus cu o frecvență de tăiere egală cu frecvența superioară de tăiere a primei benzi. Pentru exemplul concret de filtru *DoG* din fig. 4.18, noul operator $\mathcal{S}OC$ necesită o frecvență de tăiere de 60% Nyquist.

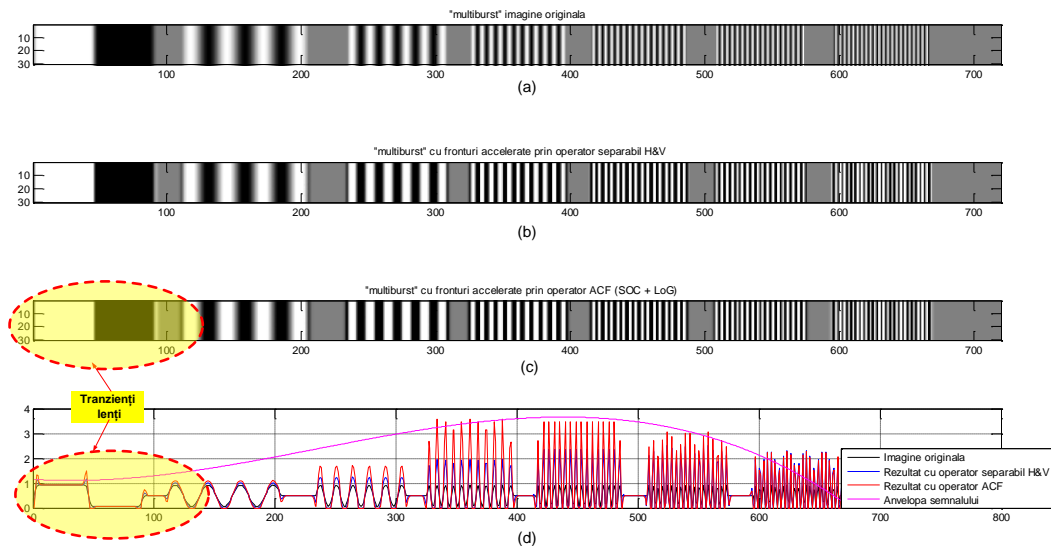


Fig 4.28 Răspunsul în frecvență al operatorului $\mathcal{S}OC$

Abilitatea de modificare a tranzițiilor lente (LTI, CTI)

Imaginea din fig. 4.28 conține fronturi lente și de amplitudine ridicată în porțiunea din stânga. Se pot observa supracreșterile introduse de operatorul $\mathcal{S}OC$ în aceste regiuni. Eliminarea supracreșterilor este o cerință majoră din partea producătorilor de receptoare *TVD*, motiv pentru care în paragraful 4.11 se propune o soluție personală pentru rezolvarea acestei probleme.

Controlul amplificării funcție de conținutul de luminanță și de culoare

Efectele amplificării nenaturale a tranzițiilor în regiunile faciale și în regiuni de luminanță ridicată se pot observa în figurile 4-28, 4.29, respectiv în detaliile din figurile 4.30 și 4.31.

Analizând fig. 4.29, se poate observa că marea majoritate a tranzițiilor se află pe canalul de luminanță. Se pot identifica două regiuni de interes pentru controlul adaptiv al *ACF*: tranziții din regiuni de luminanță ridicată, respectiv tranziții din regiuni fără luminanță ridicată, dar cu conținut specific de culoare



(a) - Imagine "Oana și Vlăduț" originală



(b) Imagine "Oana și Vlăduț" cu ACF
fără control adaptiv la culoare

Fig 4.29 Imagine "Oana și Vlăduț" cu ACFL fără control adaptiv la culoare

- i. De-a lungul nărilor sau a pleoapelor se pot observa tranziții de amplitudine ridicată suprapuse peste regiuni luminoase. Datorită nivelului deja ridicat de luminanță, aceste tipuri de tranziții nu necesită nici un fel de amplificare. Orice amplificare a tranzițiilor în aceste regiuni ar conduce inevitabil la alisung prin limitarea cu prag superior a imaginii amplificate.
- ii. În regiunea obrazilor se pot observa tranziții de culoare. Fiind regiuni faciale, deci ușor de identificat, accentuarea excesivă a detaliilor din aceste regiuni, se traduce în exagerarea porilor, denaturând aspectul natural al feței.

În concluzie, problema accentuării adaptive funcție de nivelul de luminanță și funcție de conținutul de culoare este determinantă pentru calitatea algoritmului *ACF*. În acest sens, o contribuție personală a autorului de control adaptiv al amplificării muchiilor funcție de informația de luminanță este descrisă în paragraful 4.9.

Similar, un algoritm inedit pentru corecții ale muchiilor de luminanță funcție de conținutul de culoare este descris în paragraful 4.10.

"Vladut" imagine originala



"Vladut" cu fronturi accelerate prin operator ACF



Fig 4.30 Canalul de luminanță pentru "Oana și Vlăduț" originală și procesată cu *ACFL* fără control adaptiv la culoare

"Vladut" imagine originala



"Vladut" cu fronturi accelerate prin operator ACF



Fig 4.31 Detaliu - Imagine "Oana și Vlăduț" originală și procesată cu *ACFL* fără control adaptiv al culorilor

4.6.4. Extragerea muchiiilor pe benzi de frecvență

Extragerea izotropică a muchiiilor pe benzi de frecvență

Componenta de bază a algoritmului ACF propus, este operatorul ȘOC descris în paragraful 4.6.1. S-a motivat necesitatea de a netezi tranzițiile cu operatori gaussieni, pentru evitarea amplificării zgomotelor din imagine. De asemenea s-a arătat că pentru obținerea unor performanțe izotropice, utilizarea derivatelor de gaussieni de ordinul I este necesar a fi implementată în forma pătratică. De asemenea s-a inclus în forma operatorului ȘOC și derivata de gaussian ordinul II pentru a permite o aproximare mai precisă a tranzițiilor. Totodată, în urma cerințelor legate de controlul nelinier al răspunsului în frecvență, precum și în urma concluziilor rezultate din paragraful 4.7, s-a optat pentru includerea unei benzi suplimentare de ACF.

Pentru un control facil al răspunsului nelinier în frecvență al algoritmului ACF, se optează pentru o separare uniformă în două benzi de frecvență. Răspunsurile filtrelor din componența ACF au fost alese astfel încât să permită o reconstrucție completă a spectrului original. Răspunsurile de frecvență bidimensionale, precum și separarea în benzi de frecvențe unidimensionale echivalente este prezentată în fig. 4.32. Coeficienții corespunzători sunt incluși în ANEXA1

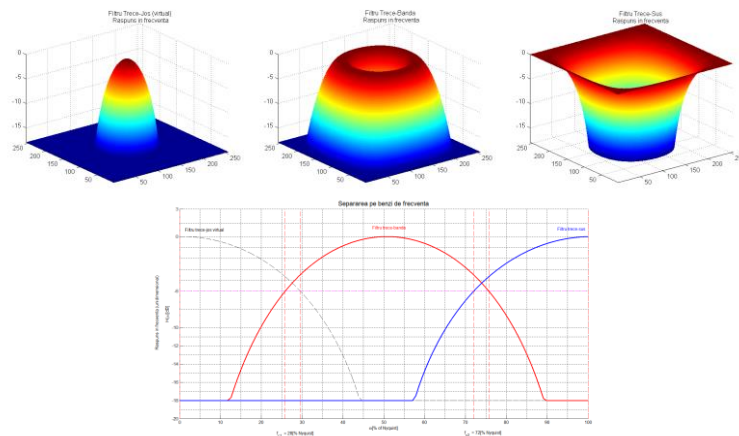


Fig 4.32 Separarea pe benzi de frecvență pe Grila de eșantionare nativ

Re-eșantionarea benzilor de frecvență

După cum se poate observa, separarea în benzi de frecvențe din fig. 4.32., este aplicabilă pentru imagini cu rezoluție nativă. Pentru situația în care imaginile au fost rescalate, răspunsul la impuls al filtrelor va trebui re-eșantionat pentru a ține cont de zerourile introduse în spectrul semnalului rescalat. Cel mai des întâlnit în practică este scenariul în care imaginile de rezoluție standard (NTSC sau PAL) sunt rescalate la rezoluție HD cu un factor de scalare orizontal de 2.66x, respectiv de 2.25x pe direcție verticală. Răspunsul filtrelor re-eșantionate corespunzând noilor benzilor de frecvență este prezentat în fig. 4.33. Coeficienții corespunzători sunt incluși în ANEXA 1

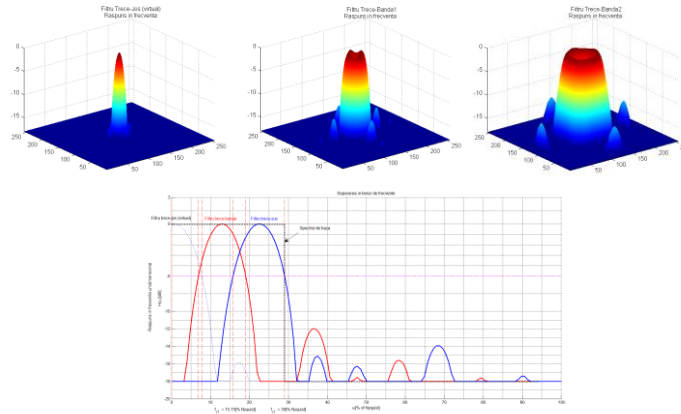


Fig 4.33 Separarea pe benzi de frecvență pe grilă re-șantionat

4.7. Amplificarea tranzițiilor de luminanță

Având în vedere selectivitatea la variații de luminanță a sistemului vizual uman, corecția introdusă de controlul adaptiv al amplificării muchiilor trebuie să urmeze natura neliniară a percepției vizuale umane. Se impune așadar realizarea unui control adaptiv atât la amplitudinea muchiilor, cât și la valoarea de luminanță a pixelilor corespunzător acestora. Corecțiile produse trebuie să respecte răspunsul sistemului vizual uman, care percepe cu mai multă ușurință regiunile de contrast ridicat, respectiv tranzițiile aflate în regiuni de luminanță scăzută. O problemă specială este legată de percepția vizuală a zgomotelor, care sunt mai vizibile în regiuni de intensitate luminoasă coborâtă.

Amplificarea tranzițiilor necesită prin urmare o abordare bi-dimensională, în care una dintre dimensiuni este reprezentată de amplitudinea tranzițiilor, iar cea de-a doua este reprezentată de intensitatea luminoasă a pixelilor.

4.7.1. Controlul adaptiv al amplificării funcției de amplitudinea muchiilor

Controlul adaptiv al amplificării funcției de amplitudinea muchiilor implică o operație de mapare a amplitudinilor muchiilor de intrare la valori specificate de o curbă de amplificare neliniară, care să urmărească răspunsul sistemului vizual uman. Caracterul neliniar, caracteristic percepției vizuale umane, rezultă din prezența unor valori ridicate ale curbei pentru regiunile de detalii, respectiv a unor valori reduse pentru tranzițiile puternice.

Curba de corecție constă dintr-un set de coeficienți de amplificare selectați de amplitudinea muchiilor. Numarul coeficienților este determinat de gradul de neliniaritate al curbei de corecție și specifică totodată și numărul nivelelor alocate pentru porțiunea de valori întregi, respectiv porțiunii fracționare a amplitudinii de intrare. Accelerarea finală a muchiilor se obține prin multiplicarea amplitudinii muchiilor cu coeficienții de amplificare astfel obținuți. Valorile muchiilor cu un corespondent fracționar se obțin prin interpolarea liniară a coeficienților ce

delimitează intervalul selectat de partea întregă cu partea fracționară a amplitudinii muchiilor.

În fig. 4.34 se prezintă două tipuri de curbe de corecție a amplificării muchiilor, corespunzând situațiilor de zgomot redus, respectiv zgomot ridicat din imagine. Se anticipează astfel unul dintre pașii necesari pentru asigurarea imunității la zgomote a algoritmului ACF.

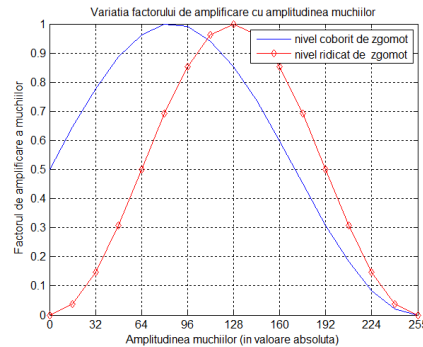


Fig 4.34 Variația factorului de amplificare funcție de amplitudinea muchiilor

Exemplu de curbă de corecție

După cum s-a amintit, în practică utilizatorii urmăresc amplificarea puternică a detaliilor și amplificări reduse pentru tranzițiile puternice. Totodată, se urmărește și evitarea amplificării zgomotelor analogice. În general, zgomotele analogice au amplitudini mai mici decât detaliile din imagini, motiv pentru care curba de corecție trebuie să prezinte o atenuare a tranzițiilor cu amplitudine sub pragul de detaliu.

Pe baza celor de mai sus, un exemplu de curbă de corecție este oferit de relația (4.26).

$$K_{\Delta} = \cos(x), x \in \left[0, \frac{\pi}{n}\right] \quad (4.26)$$

unde n reprezintă numărul ales pentru nivelele de amplitudine. Pentru $n=16$ intervale de interpolare, relația (4.26) produce curba de corecție din fig. 4.35.

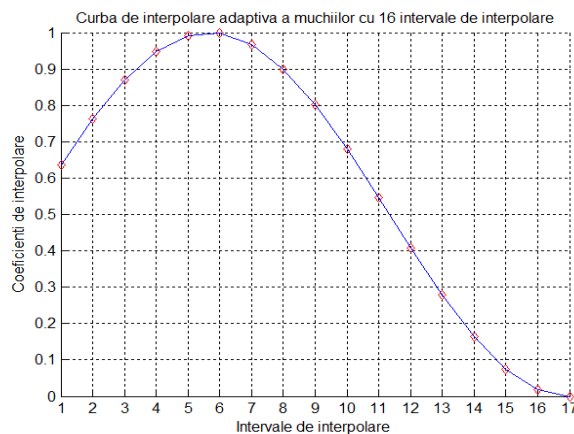


Fig 4.35 Exemplu de curbă de mapare pentru control adaptiv al amplificării tranzițiilor funcție de amplitudine

Controlul adaptiv al amplificării funcție de nivelul de luminanță

Ideea de bază a algoritmului adaptiv la nivele de luminanță este de a mapa factorul de amplificare al muchiilor de intrare la valori specificate de o curbă de amplificare neliniară dependentă de nivelul de luminanță al pixelului curent.

Caracterul neliniar, caracteristic percepției vizuale umane, rezultă din prezența unor valori ridicate ale curbei pentru regiunile de luminanță medie și de valori coborâte pentru nivelele extreme de luminanță. Procesul de calculare al factorilor de amplificare este același cu cel descris anterior, pentru controlul adaptiv funcție de amplitudinea muchiilor.

În fig. 4.36 se prezintă două tipuri de curbe de corecție a amplificării muchiilor, corespunzând situațiilor de zgomot redus, respectiv zgomot ridicat din imagine. Aceste curbe urmează a fi utilizate pentru controlul amplificării tranzițiilor în vederea asigurării imunității la zgomote a algoritmului ACF.

Variația factorului de amplificare cu valoarea de luminanță

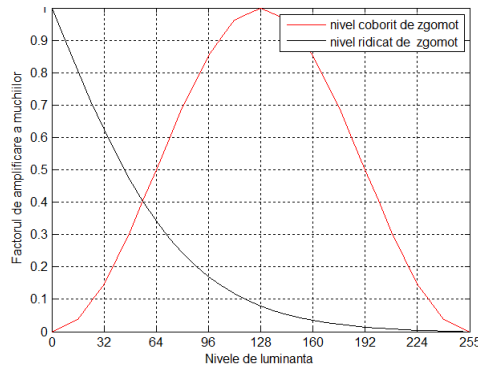


Fig 4.36 Variația factorului de amplificare funcție de nivelul de luminanță

Curbă de corecție a amplificării funcție de nivelul de luminanță

Un exemplu de curbă de corecție propus de autor, este dat de relația (4.27).

$$KY = \tanh\left(\frac{X}{n}\right), X \in [0, \pi] \quad (4.27)$$

Pentru 16 intervale de interpolare, relația (4.27) produce curba de corecție din fig. 4.37.

Variația factorului de amplificare cu valoarea de luminanță

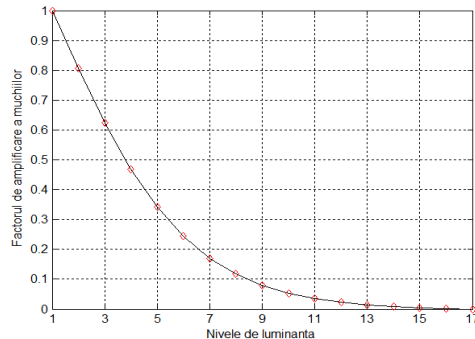


Fig 4.37 Curbă de corecție a amplificării funcție de nivelul de luminanță

Suprafața de corecție a amplificării muchiilor

După cum s-a amintit în descrierea cerințelor de amplificare a tranzițiilor, procesul necesită o abordare bi-dimensională, în care una dintre dimensiuni este reprezentată de amplitudinea tranzițiilor, iar cea de-a doua este reprezentată de intensitatea luminoasă a pixelilor.

Suprafața de corecție căutată este reprezentată în fig. 4.38, și se obține prin ponderarea, conform relației (4.28), a răspunsului celor două curbe de corecție din fig. 4.34 (vezi relațiile (4.26) și (4.27)).

$$S_G = K_\Delta \cdot K_V \quad (4.28)$$

Variația factorului de amplificare cu amplitudinea muchiilor și cu valoarea de luminanță

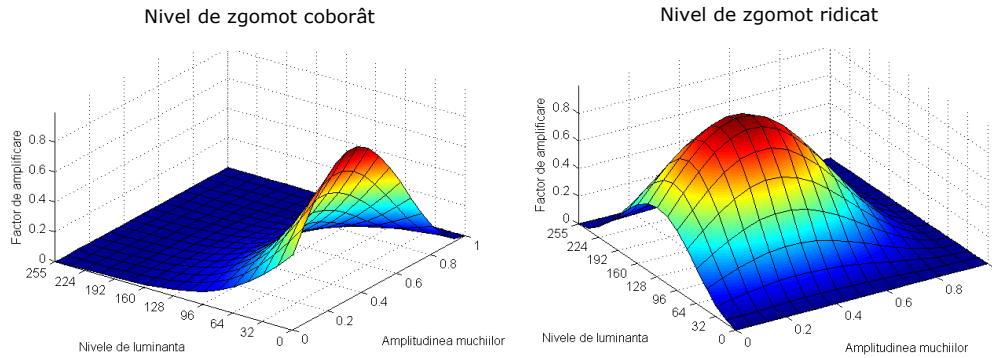


Fig 4.38 Suprafața de corecție a ACFL pentru nivel de zgomot coborât, respectiv ridicat

4.7.2. Calculul factorilor de amplificare adaptivă

Ambele tipuri de control adaptiv al amplificării muchiilor se bazează pe aceleași operații de calcul.

Calcularea coeficienților pentru ambele cazuri se realizează printr-un proces de mapare a semnalului de intrare la valori specificate de curba de corecție specifică operației respective. Astfel, pentru corecția adaptivă la amplitudinea muchiilor, semnalul care necesită maparea este amplitudinea tranzițiilor. Similar, pentru corecția adaptivă la nivelul de luminanță, semnalul care necesită maparea este valoarea pixelului curent.

Procesul este descris de relația (4.29):

$$G = K(i) \cdot (1 - \alpha) + K(i + 1) \cdot \alpha \quad (4.29)$$

unde: G reprezintă factorul de amplificare al tranzițiilor rezultat, K reprezintă coeficienții curbei de interpolare, α reprezintă partea fracționară din semnalul de intrare, iar i reprezintă partea întreagă a semnalului de intrare. După cum s-a amintit anterior, numărul de nivele alocate pentru α , respectiv pentru i este determinat de alegerea numărului intervalelor de interpolare n .

Părțile întregă și fracționară a semnalului de intrare se extrag conform relației (4.30).

$$i = \text{int} \left[\frac{\text{abs}(IN)}{n} \right] \tag{4.30}$$

$$\alpha = n - i$$

unde: IN reprezintă amplitudinea muchiilor de intrare, iar n reprezintă numărul intervalelor de interpolare, respectiv numărul de coeficienți ai curbei de corecție.

Controlul global al amplificării

Una dintre cerințele importante pentru blocul de ACF , este de a oferi posibilitatea unui control facil al amplificării, care să nu afecteze performanțele de imunitate la zgomote ale algoritmului.

Cu toate că în forma originală, curba de corecție a amplificării prevede amplificări reduse pentru nivele caracteristice zgomotului analogic, aplicarea unei amplificări globale după calcularea lui G , ar conduce la amplificarea simultană a tranzițiilor și a zgomotelor. Astfel, modificând relația (4.29), se propune o procesare separată a tranzițiilor legitime de tranzițiile din regiunea de zgomot, conform relației (4.31):

$$G = \begin{cases} G_{GLOBAL} \cdot \{K(i) + [K(i+1) - K(i)] \cdot \alpha\}, & \text{pentru } |\Omega| > N_{ZGOMOT} \\ K(i+1), & \text{pentru } |\Omega| \leq N_{ZGOMOT} \end{cases} \tag{4.31}$$

unde: G_{GLOBAL} reprezintă controlul global de amplificare și N_{ZGOMOT} reprezintă pragul global de zgomot.

Structura blocului de control adaptiv al amplificării muchiilor

Implementarea relației (4.31), corespunde diagramei de implementare a blocului de control adaptiv al amplificării muchiilor din fig. 4.39. Se observă simplitatea și costul extrem de redus al soluției. Separarea părții întregi, respectiv părții fracționare din tranziții, necesită o operație de mascare a biților MSB fiind realizată din combinații simple de porți logice. Operația de interpolare necesită un multiplicator și două sumatoare. Un al doilea multiplicator este necesar pentru controlul global al amplificării, iar un al treilea multiplicator este folosit pentru generarea tranzițiilor finale.

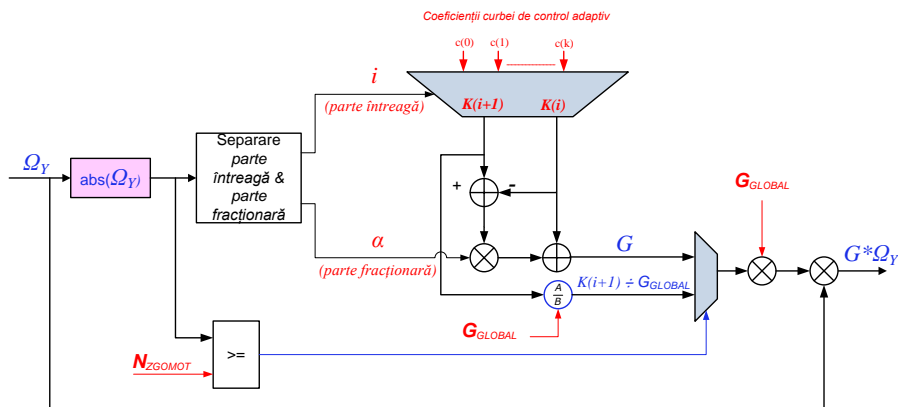


Fig 4.39 Blocul de control adaptiv al amplificării muchiilor

Structura ACF cu control adaptiv al amplificării muchiilor

Structura ACF cu control adaptiv al amplificării muchiilor este prezentată în fig. 4.40. Structura prezintă interacțiunile dintre funcționalitățile descrise în paragrafele 4.6 pînă la 4.8.

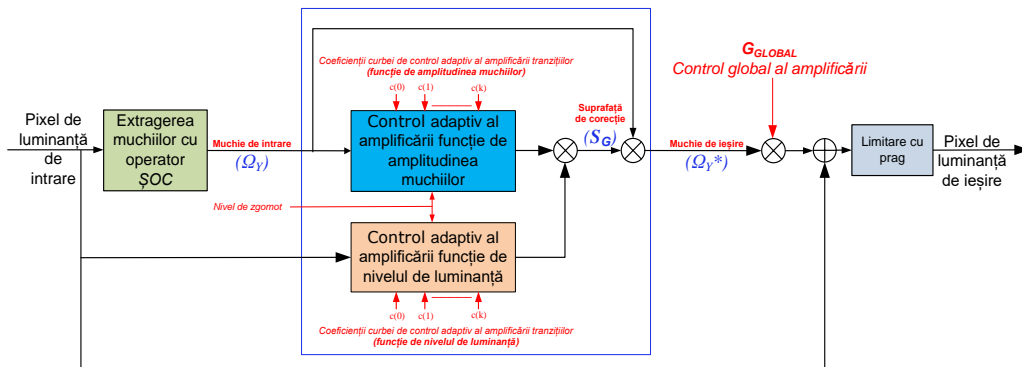


Fig 4.40 Structura ACF cu control adaptiv al amplificării muchiilor

Semnalul de luminanță de intrare este aplicat operatorului ȘOC pentru extragerea muchiilor. Controlul amplificării muchiilor se efectuează în conformitate cu suprafața de control a amplificării produsă prin multiplicarea răspunsului celor două blocuri de amplificare adaptivă a tranzițiilor.

După aplicarea controlului global de amplificare, muchiile amplificate sunt însumate cu semnalul de luminanță original, pentru a produce imaginea de luminanță cu muchii amplificate.

Se observă că întregul proces în cadrul ACF este nerecursiv și decurge fără memorii suplimentare, ceea ce constituie un avantaj major din punctul de vedere al costului implementării.

Rezultate experimentale

Evaluarea răspunsului algoritmului ACF cu control adaptiv al amplificării muchiilor s-a efectuat pe o serie de imagini cu un conținut bogat de detalii și tranziții puternice suprapuse peste nivele extreme de luminanță.

Astfel, fig. 4.41 prezintă rezultatele procesării imaginii "fragment1". Imaginea originală este conținută în fig. 4.41(a), iar rezultatul ACF fără control adaptiv al amplificării este prezentat în fig. 4.41(b).

Se pot observa supracreșterile exagerate de-a lungul tranzițiilor puternice, precum și aliasingul introdus în porțiunea circulară cu frecvențe modulate (denumită și "chirp pattern").

Din fig. 4.41(c), se observă că o parte din aliasing este redus prin modularea factorului de amplificare cu ajutorul controlului adaptiv la amplitudinea muchiilor.

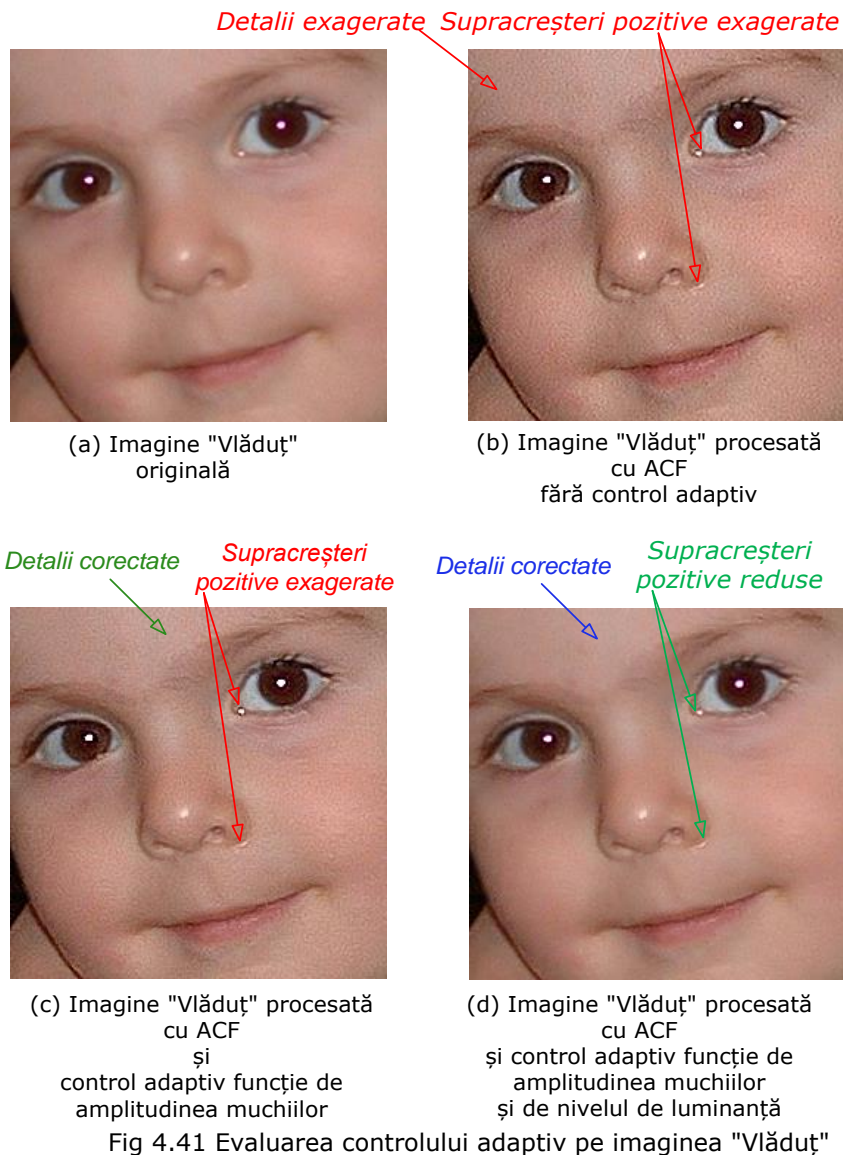
Modularea suplimentară a amplificării cu ajutorul controlului adaptiv la nivelul de luminanță, corectează suplimentar aliasingul și supracreșterile. Rezultatul se poate observa în fig. 4.41(d).

Figura 4.42(e) prezintă evoluția semnalului pentru fiecare din modalitățile de control adaptiv menționate. Formele de undă reprezentate corespund liniei marcate cu roșu în imaginea din fig. 4.41(d). Valorile semnalelor cu muchii amplificate au fost intenționat nelimitate superior (vezi nivelul "1" din fig. 4.41(d)), pentru a evidenția depășirea intervalului dinamic nominal datorită amplificării muchiilor. Se

poate observa că muchiile accelerate cu nivel constant depășesc adeseori nivelul nominal în special pentru pixelii de luminanță ridicată.

Amplificarea adaptivă la amplitudinea tranzițiilor produce tranziții cu supracreșteri mult reduse și cu un aspect mult mai natural, față de amplificarea neadaptivă. Imaginea cu detalii astfel amplificate devine mult mai naturală, dar și așa, riscul de amplificare al zgomotelor rămâne o problemă deschisă. Necesitatea utilizării controlului adaptiv la nivelul de luminanță, este în special justificată de prezența supracreșterilor de-a lungul muchiilor puternice, precum și prin prezența aliasingului în zona frecvențelor modulate (cercurile interioare).

Efectele amplificării controlate se pot analiza pe imaginea "Vlăduț" din fig. 4.41. Se poate observa reducerea amplificării în zona feței, precum și faptul că imaginea rezultantă câștigă un plus de claritate și totodată menține un aspect natural.



În fig. 4.42 (f) se pot observa efectele controlului combinat al amplificării muchiilor, care în regiunea de frecvențe înalte și nivel ridicat de luminanță (regiunea "chirp" din centrul imaginii) produce o accelerare extrem de redusă a muchiilor, și deci evită depășirea severă a intervalului dinamic nominal.

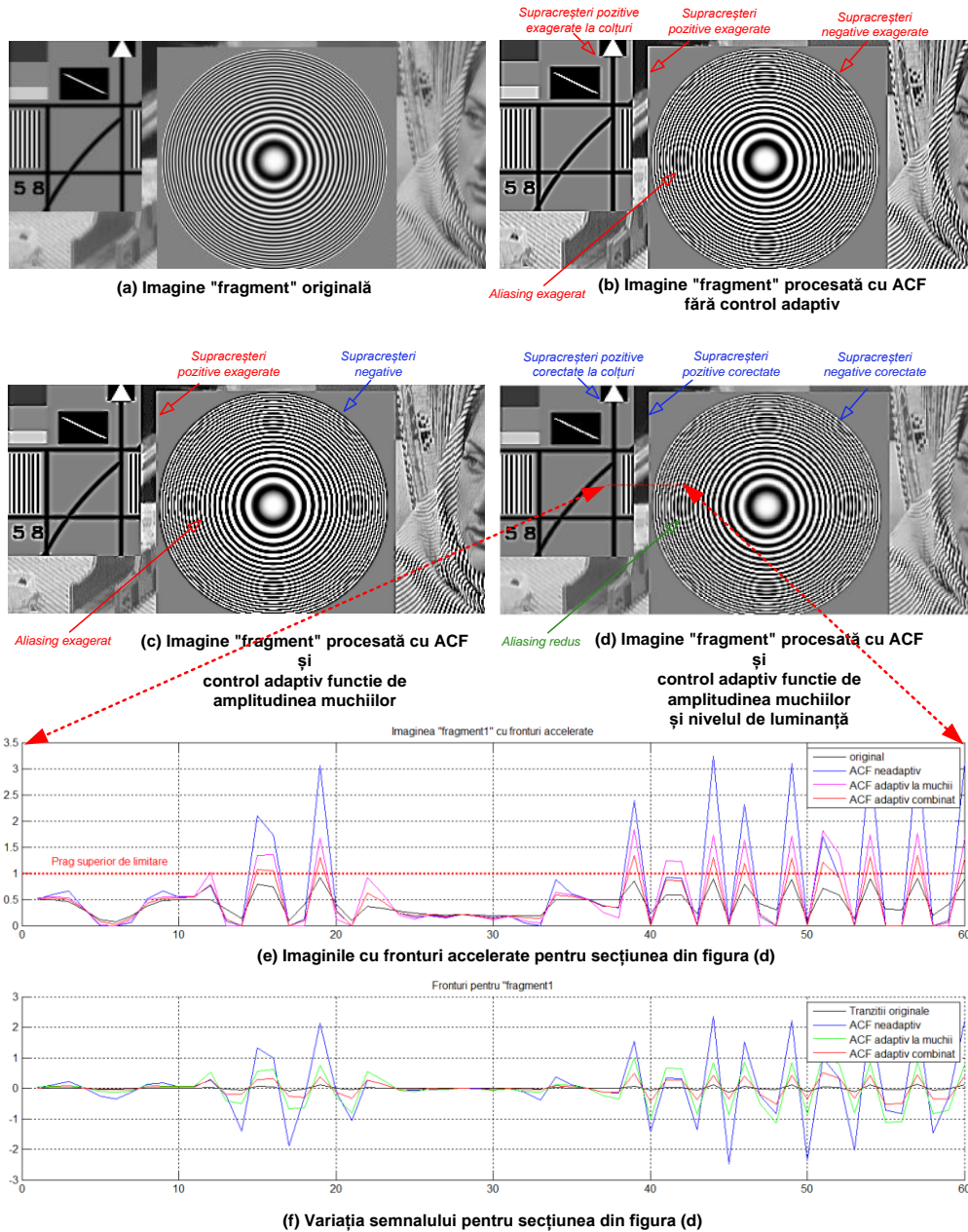


Fig 4.42 Evaluarea controlului adaptiv pe imaginea "fragment"

4.8. Separarea detaliilor

Separarea detaliilor este o componentă esențială a algoritmului de *ACF*, fiind necesară pentru controlul supracreșterilor și pentru controlul amplificării funcție de conținutul de culoare.

Marea majoritate a soluțiilor de *ACF* conțin un mecanism neadaptiv de limitare de amplitudine, limitarea fiind aplicată în aceeași măsură pe tranziții puternice și asupra tranzițiilor de detalii. [110], [106]. Imaginile rezultate prezintă un pronunțat aspect nenatural și artificial datorită modificărilor geometrice rezultate prin limitarea neadaptivă a amplitudinii detaliilor și muchiilor procesate cu algoritmi de *ACF*.

Cunoașterea regiunilor de detaliu este necesară și pentru controlul amplificării funcție de conținutul de culoare, situație în care amplificarea detaliilor de luminanță se aplică funcție de conținutul regional de culoare.

În continuare se prezintă, ca o contribuție personală, o soluție optimă de separare a imaginilor în detalii și în muchii. Se prezintă de asemenea și aplicațiile acestei metode pentru controlul supracreșterilor și pentru controlul amplificării funcție de conținutul de culoare.

Algoritmul de separare a detaliilor

Ideea de bază a algoritmului propus pleacă de la faptul că detaliile sunt conținute în tranzițiile de amplitudine mică din spectrul superior de frecvențe.

Extragerea componentelor spectrale ridicate se efectuează prin simpla separare a spectrelor cu un banc de filtrare QMF. Componenta continuă (DC) este aproximată prin versiunea filtrată trece-jos a semnalului de intrare. Componenta AC, conținând muchiile și detaliile, este aproximată prin versiunea filtrată trece-sus a semnalului conform relației (4.32).

$$f(x, y) = DC(x, y) + AC(x, y) \equiv P_{FTJ}(x, y) + P_{FTS}(x, y) \quad (4.32)$$

unde: $DC(x, y)$ și $AC(x, y)$ reprezintă componentele continuă, respectiv alternativă a semnalului $f(x, y)$.

Obținerea componentei filtrate trece-sus decurge din relația (4.33).

$$P_{FTJ}(x, y) = \sum_{i=-w}^w \sum_{j=-w}^w c(i, j) \cdot f(x + i, y + j) \quad (4.33)$$

$$P_{FTS}(x, y) = f(x, y) - P_{FTJ}(x, y)$$

unde: $c(i, j)$ reprezintă coeficienții de filtrare trece-jos, $P_{FTS}(x, y)$ reprezintă pixelii filtrați trece-sus, iar $P_{FTJ}(x, y)$ reprezintă pixelii filtrați trece-jos.

Detaliile și muchiile formează componenta trece-sus conform relației (4.34):

$$P_{FTS}(x, y) = M(x, y) + D(x, y) \quad (4.34)$$

Separarea muchiilor se realizează conform figurii 4.43, prin limitarea simetrică cu prag inferior a componentelor de înaltă frecvență, conform relației (4.35).

$$M(x, y) = P_{FTS}(x, y) - LIMSIM[P_{FTS}(x, y), C_{separ}(x, y)] \quad (4.35)$$

$$D(x, y) = P_{FTS}(x, y) - M(x, y)$$

unde: $LIMSIM$ reprezintă funcția de limitare simetrică cu prag inferior și C_{SEPAR} reprezintă o pondere de control determinată de pragul de separare a detaliilor.

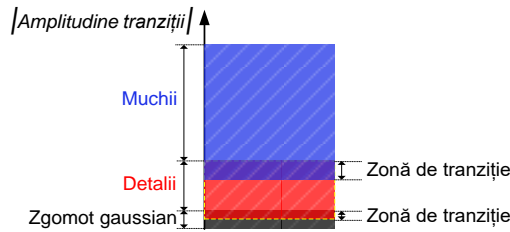


Fig 4.43 Separarea de amplitudine a detaliilor și a muchiiilor

Funcția de limitare simetrică cu prag inferior este prezentată în relația (4.36), cu caracteristica de transfer din fig. 4.44 :

$$LIMSIM(x) = \begin{cases} \max(x - P, 0), & x > 0 \\ \min(x + P, 0), & x < 0 \end{cases} \quad (4.36)$$

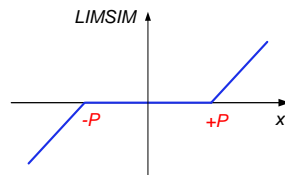


Fig 4.44 Caracteristica de transfer a funcției LIMSIM

Pentru a asigura o tranziție netedă relativ la pixelii învecinați, ponderea de separare C_{SEPAR} este calculată relativ la nivelul maxim de variații locale. Expresia C_{SEPAR} este prezentată în relația (4.37)

$$C_{separ} = \begin{cases} -\text{sign}(N_{tranz}) \frac{N_{tranz}}{P_{detaliu}}, & N_{tranz} \in [-P_{detaliu}, P_{detaliu}] \\ 1, & \text{în rest} \end{cases} \quad (4.37)$$

unde: N_{tranz} reprezintă nivelul de variații local, iar $P_{detaliu}$ este pragul de separare al detaliilor.

Figura 4.45 prezintă forma de variație a ponderii C_{SEPAR} cu amplitudinea variațiilor locale N_{tranz} .

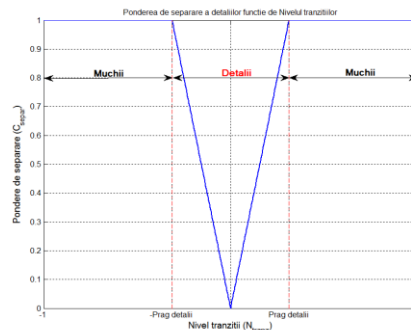


Fig 4.45 Variația ponderii de separare a detaliilor cu nivelul tranzițiilor locale

Se poate observa că în regiunea de detalii panta ponderii de separare depinde de valoarea aleasă pentru pragul $P_{detalii}$, fiind simetrică în jurul trecerii prin zero a tranzițiilor locale. Ponderea este egală cu unitatea în regiunilor de amplitudine corespunzând muchiilor.

Variațiile locale sunt denumite și contrast local, și se calculează pe pixelii originali de pe suportul spațial al filtrului P_{FTJ} , conform relației (4.38). Termenul 0.5 este introdus pentru simetrie în jurul lui zero.

$$N_{tranz}(x, y) = \left[\max[f(x, y)]_{\substack{|x| \leq N \\ |y| \leq N}} - \min[f(x, y)]_{\substack{|x| \leq N \\ |y| \leq N}} \right] - 0.5 \quad (4.38)$$

unde: $f(x, y)$ reprezintă pixelii din semnalul original, iar $2*N+1$ reprezintă dimensiunea suportului spațial al filtrului gaussian bidimensional P_{FTJ} ,

Structura blocului de separare a muchiilor și a detaliilor

Implementarea relației (4.35) este prezentată în fig. 4.46. Se poate observa simplitatea și costul extrem de redus al implementării. Pentru menținerea costului scăzut, în practică filtrul gaussian utilizat poate avea o lungime între 5x5 și 11x11 operând pe același grilă ca și celelalte nuclee de filtrare ale algoritmului ACF.

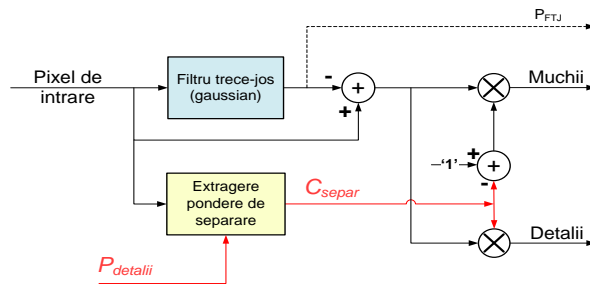


Fig 4.46 Structura blocului de separare a muchiilor și a detaliilor

Extragerea ponderii de separare C_{SEPAR} pe baza relației (4.37) este prezentată în fig. 4.47:

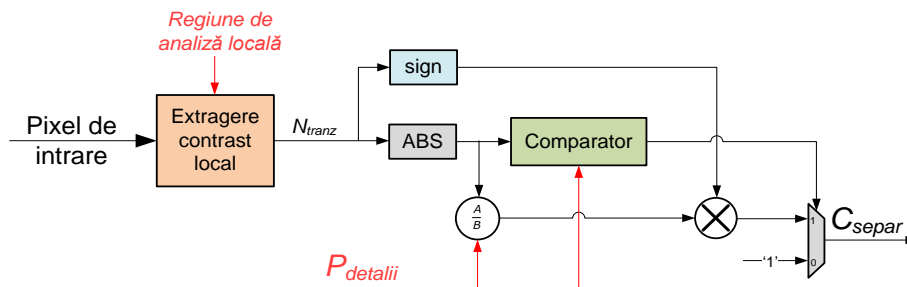


Fig 4.47 Extragerea ponderii de separare

Rezultate experimentale

Rezultatele experimentale din cele ce urmează au fost produse pentru un prag de separare a detaliilor $P_{detalii} = \pm 10$. Tranzițiile au fost extrase cu un filtru de

netezire (gaussian) cu o lungime de 11x11 având deviația standard $\sigma = 5$, Răspunsurile filtrului sunt prezentate în fig. 4.48.

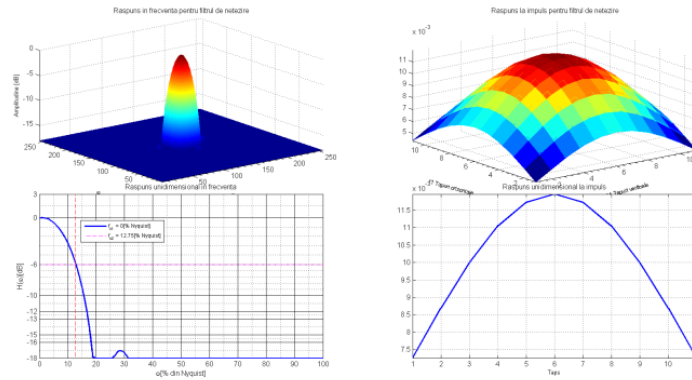
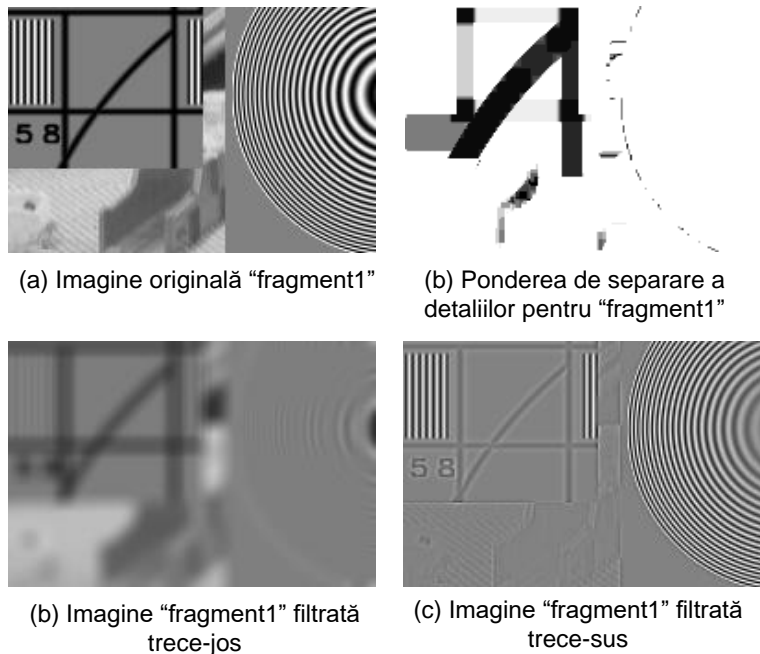


Fig 4.48 Filtrul gaussian de netezire de ordinul 11x11 și $\sigma = 5$

Din fig. 4.49 și fig. 4.50 se poate observa că pentru valorile de contrast local extrase peste 11x11 pixeli, harta ponderii de separare a detaliilor izolează foarte precis muchiile puternice de restul tranzițiilor. Aceasta se poate observa și prin compararea figurilor 4.49 (b), (c) și (d).

Formele de undă din fig. 4.50 (e) corespund regiunii în chenar roșu din fig. 4.50 (c) și (d). Se poate observa precizia remarcabilă cu care s-a reușit delimitarea detaliilor de muchii. Acest aspect este extrem de important deoarece deschide posibilitatea controlului amplificării separate a celor două tipuri de tranziții.



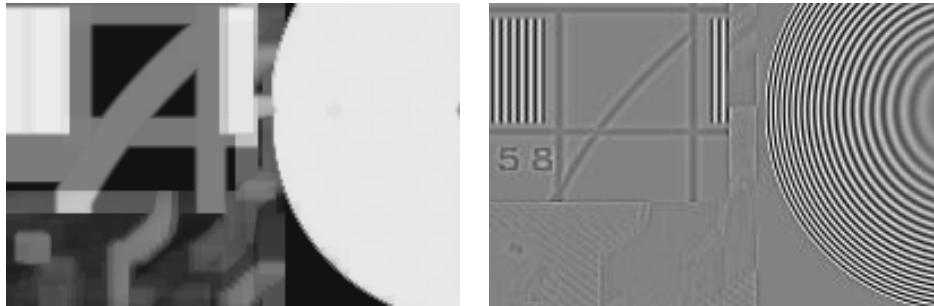
(a) Imagine originală "fragment1"

(b) Pondere de separare a detaliilor pentru "fragment1"

(d) Imagine "fragment1" filtrată trece-jos

(c) Imagine "fragment1" filtrată trece-sus

Fig 4.49 "fragment1" - Pondere de separare și rezultatul filtrării

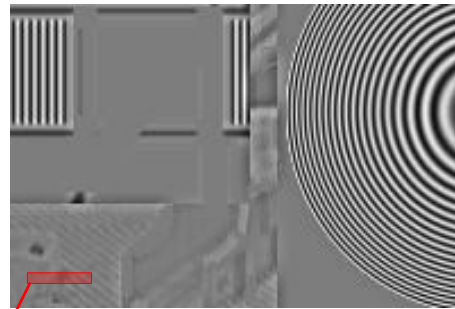


(a) Contrast local pentru regiuni de 11x11

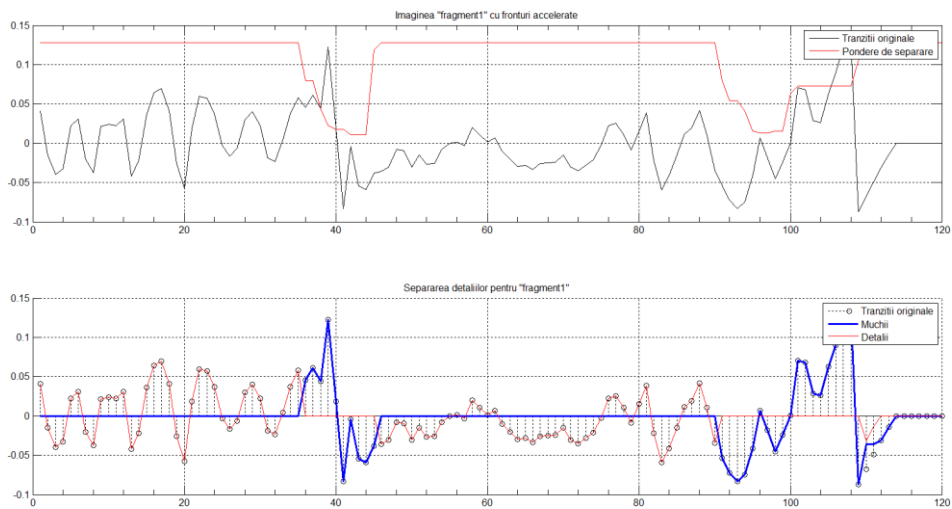
(b) Tranziții (Muchii + Detalii)



(c) Muchii separate din (b)



(d) Detalii separate din (b)



(e) Forme de undă pentru regiunile selectate (—)

Fig 4.50 Contrastul local și hărțile de tranziții pentru imaginea "fragment1"

4.9. Controlul supracreșterilor

În paragraful 4.11 s-au demonstrat performanțele operatorului ȘOC, concluzionând că nivelul redus de supracreșteri rezultate necesită o reducere suplimentară.

Companii precum LG preferă o reducere parțială a supracreșterilor, datorită impresiei subiectiv create de imagini cu muchii foarte accentuate. Pe de altă parte, Samsung sau Philips preferă reducerea completă a supracreșterilor, chiar cu riscul introducerii de efecte artificiale în imagine.

Supracreșterile pot fi foarte simplu eliminate complet, prin limitarea semnalului cu muchii accelerate la maximumul, respectiv la minimumul regional. Prin această operație însă, regiunile largi de detalii ar fi distorsionate conducând la defecte dezastruoase asupra imaginii rezultate.

Pentru evitarea acestei situații, se propune ca o contribuție personală, o metodă adaptivă, simplă și eficientă de control al amplitudinii și lățimii supracreșterilor. Structural, algoritmul controlează pragurile de limitare ale blocului final de limitare cu prag din fig. 4.40.

Controlul supracreșterilor se bazează pe modificarea răspunsului la semnal treaptă a unui filtru obținut ca o combinație liniară între derivatele de ordinul I și derivatele de ordinul II. Semnalul astfel generat este folosit pentru a controla pragul minim, respectiv maxim de limitare a semnalului final. Totodată, limitarea este efectuată doar asupra tranzițiilor puternice (muchii), fiind strâns legată de blocul de separare a detaliilor descris în paragraful 4.8.

Relația (4.39) descrie operație de extragere a semnalului de control al supracreșterilor:

$$SC(x, y) = \text{abs}\left(\frac{\partial f(x, y)}{\partial x \partial y}\right) - \text{abs}\left(\frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2 \partial y^2}\right) \quad (4.39)$$

Figura 4.51 conține răspunsurile la semnal treaptă pentru nucleele de filtrare folosite în generarea semnalului SC din relația (4.39). Se poate observa că valorile extreme ale semnalului CS se suprapun cu fronturile crescătoare, respectiv descrescătoare ale semnalului treaptă de intrare, și au aceeași localizare și formă ca și supracreșterile introduse modificarea vitezei de creștere a tranzițiilor.

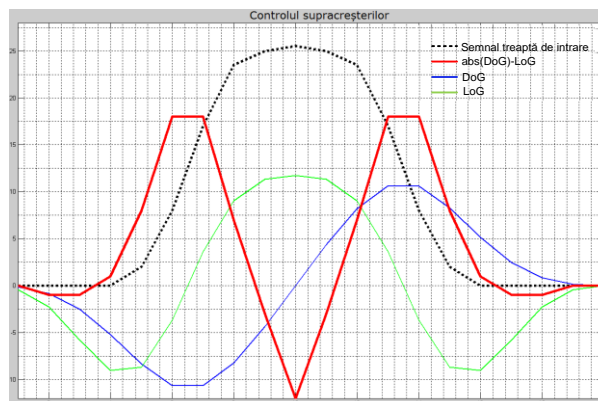


Fig 4.51 Semnalul de control al supracreșterilor

Prin urmare, modularea amplitudinii semnalului CS permite controlul nivelului supracreșterilor, concomitent cu păstrarea nealterată a pantei accelerate a tranzițiilor.

Figura 4.52 prezintă funcționarea algoritmului de control al supracreșterilor pe un semnal compus din două segmente de semnal treaptă. Din fig. 4.52 (a), se poate observa că primul segment a fost ales astfel încât să conțină tranziții puternice (muchi), respectiv cel de-al doilea segment a fost ales cu tranziții mai slabe (detalii). Pragul de detalii al algoritmului de reducere a supracreșterilor a fost astfel ales încât să includă segmentul cu detalii din semnal. Se poate observa că supracreșterile din semnalul procesat cu ACF sunt foarte pronunțate atât pentru segmentul de muchii, cât și pentru cel de detalii.

După cum se poate observa din fig. 4.52 (b), algoritmul de control al supracreșterilor oferă posibilitatea unei corecții selective a semnalului de ACF, datorită separării detaliilor și aplicării controlului de supracreșteri doar asupra muchiilor din semnal. Astfel, supracreșterile muchiilor sunt îngustate fără a fi afectată accelerarea pantei tranzițiilor. Totodată, amplificarea detaliilor este redusă aproape de zero, pentru evitarea aspectelor artificiale din imagine.

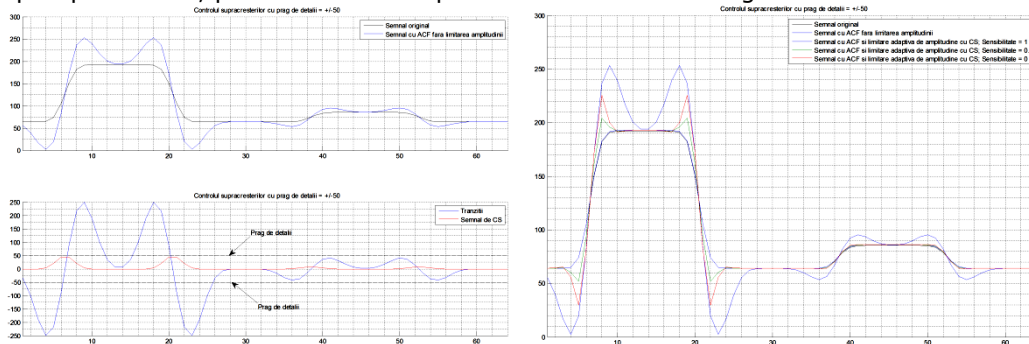


Fig 4.52 Variația supracreșterilor funcție de semnalul de control CS

Structura blocului de control al supracreșterilor

Implementarea relației (4.39) este prezentată în fig. 4.53. Se poate observa simplitatea și costul extrem de redus al implementării. Informația de contrast local este reprezentativă pentru lățimea maximă a tranzițiilor de analizat. În practică, lățimea muchiilor necesitând a fi accelerate nu depășește 11 eșantioane. Prin urmare, lungimea maximă a filtrelor de diferențiere și suportul spațial pentru extragerea contrastului local nu vor depăși ordinul 11.

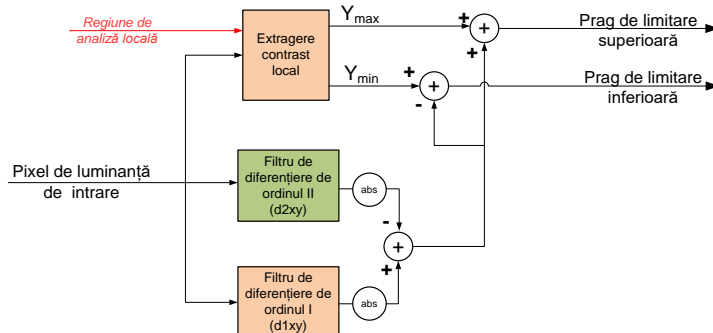


Fig 4.53 Extragerea pragurilor de limitare a supracreșterilor

4.10. Structura ACFL finală

Structura ACFL finală este prezentată în fig.4.54, fiind bazată pe funcționalitățile descrise în paragrafele 4.6 pînă la 4.10:

- extragerea și controlul adaptiv al amplificării muchiilor
- separarea detaliilor și
- controlul supracreșterilor

După cum s-a enunțat în partea introductivă, scopul algoritmilor descriși este pe de-o parte de a oferi o calitate superioară a prelucrării imaginilor, dar în aceeași măsură se urmărește realizarea unei arhitecturi paralele de procesare a imaginilor de intrare. Caracterul paralel al arhitecturii rezultate se poate observa din fig. 4.54.

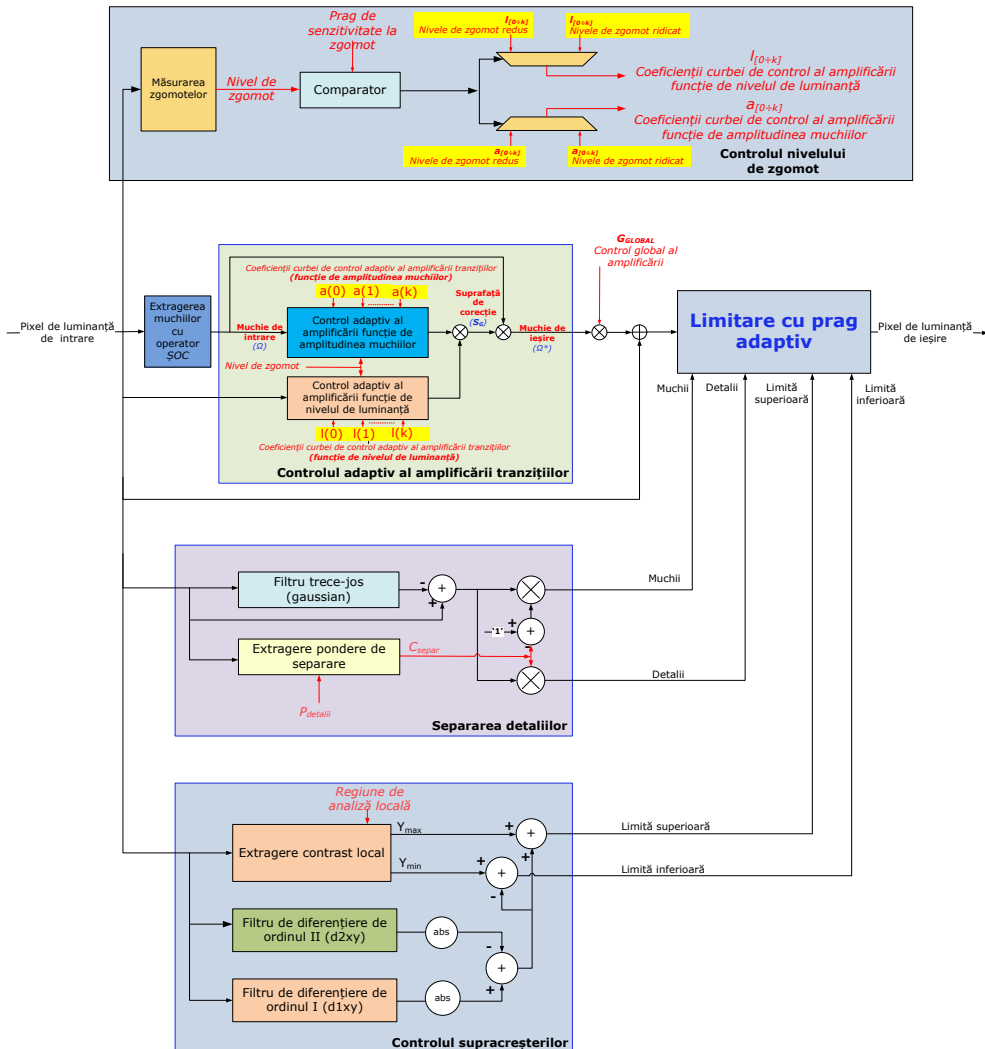


Fig 4.54 Structura ACFL finală, cu control adaptiv al amplificării muchiilor și separarea detaliilor

Semnalul de luminanță de intrare este aplicat operatorului \mathcal{SOC} pentru extragerea muchiilor. Controlul amplificării muchiilor se efectuează în concordanță cu suprafața de control a amplificării generată prin multiplicarea răspunsului celor două blocuri de amplificare adaptivă a tranzițiilor. După aplicarea controlului global de amplificare, muchiile amplificate sunt însumate cu semnalul de luminanță original, pentru a produce imaginea de luminanță cu muchii amplificate.

Blocul de control al nivelului de zgomot din fig. 4.54 se bazează pe algoritmi descriși în capitolul 2, și are rolul de a selecta între două seturi de coeficienți de interpolare. Funcționalitatea este detaliată în paragraful 5.5..

Se observă că întregul proces în cadrul ACF este nerecursiv și decurge fără memorii suplimentare, ceea ce constituie un avantaj major din punctul de vedere al costului implementării.

Rezultate experimentale

Efectul aplicării algoritmului de ACF pe imagini se poate analiza pe imaginea sintetică monocromă "Monoscope" din fig. 4.55, respectiv pe imaginea naturală "Landscape" din fig. 4.56.

Efectul controlului supracreșterilor se poate observa de-a lungul tranzițiilor puternice, unde lățimea supracreșterilor este micșorată treptat între imaginile (a), (b) și (c).

În fig. 4.55 (a) se pot observa supracreșteri pronunțate de-a lungul muchiilor reprezentate de acoperișul casei și de crengile copacului. Prezența supracreșterilor în regiunile de detalii din iarbă și frunze, conduce la o eliminare puternică a tranzițiilor fine, imaginea fiind acoperită de regiuni albe, specifice supracreșterilor.

Figura 4.55 (b) prezintă o atenuare completă a supracreșterilor de pe acoperișul casei, precum și din regiunea cu crengi. Totodată se poate observa că regiunile de detalii cu iarbă și frunze devin mult mai clare în imaginea procesată pentru supracreșteri reduse (fig. 4.55 (b)). Controlul separat al supracreșterilor pe muchii și pe detalii este realizat de algoritmul de separare a detaliilor.

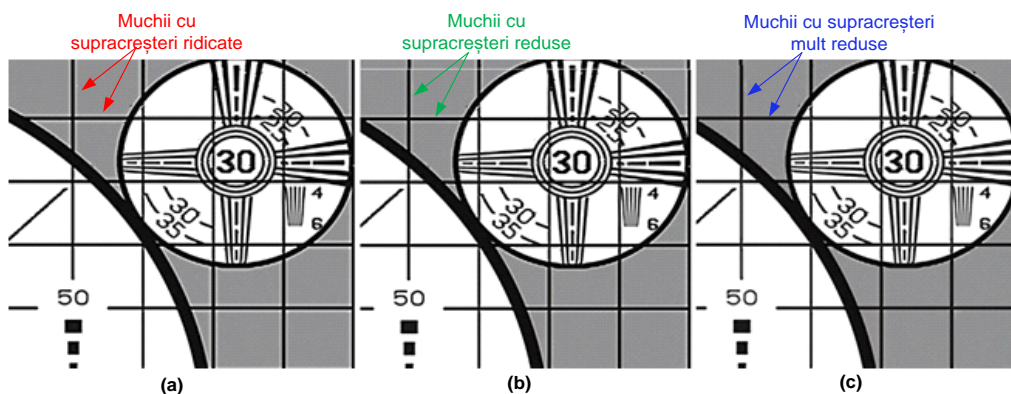


Fig 4.55 "Monoscope" - pentru trei valori ale semnalului de CS

Imaginea din fig. 4.56 (b) a fost procesată fără control adaptiv al $ACFL$. Se poate observa amplificarea exagerată a detaliilor din regiunea obrazilor, precum și supracreșterile vizibile de-a lungul cercului galben din jurul ochilor. O parte din

defecte sunt ameliorate în procesarea din fig. 4.56(c), corespunzând procesării ACFL cu control adaptiv la nivelul muchiilor.

Procesarea din fig. 4.56(d) conține rezultatul procesărilor cumulate de ACFL cu controlul adaptiv al luminanței și al supracreșterilor. Se poate observa calitatea ridicată a controlului nivelelor de detalii, independent de controlul muchiilor, precum și eliminarea supracreșterilor din regiunea ochilor.

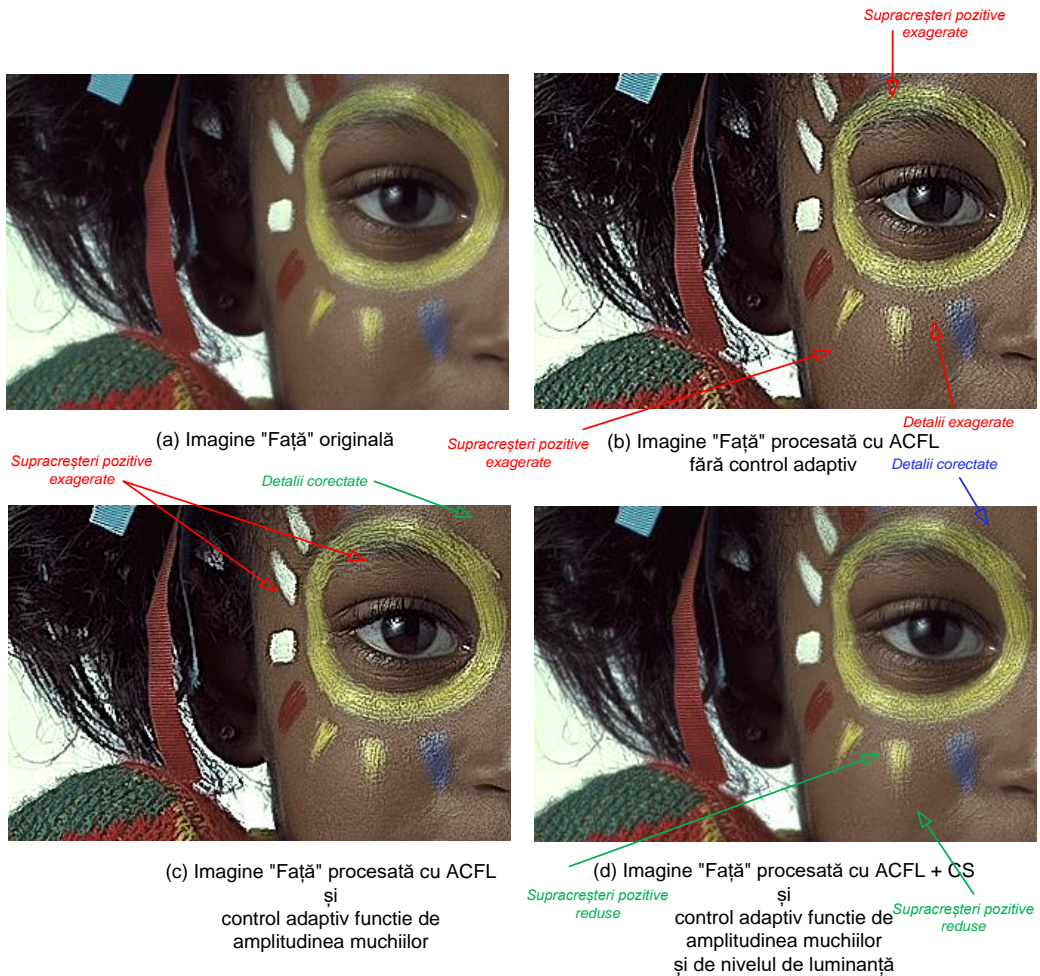
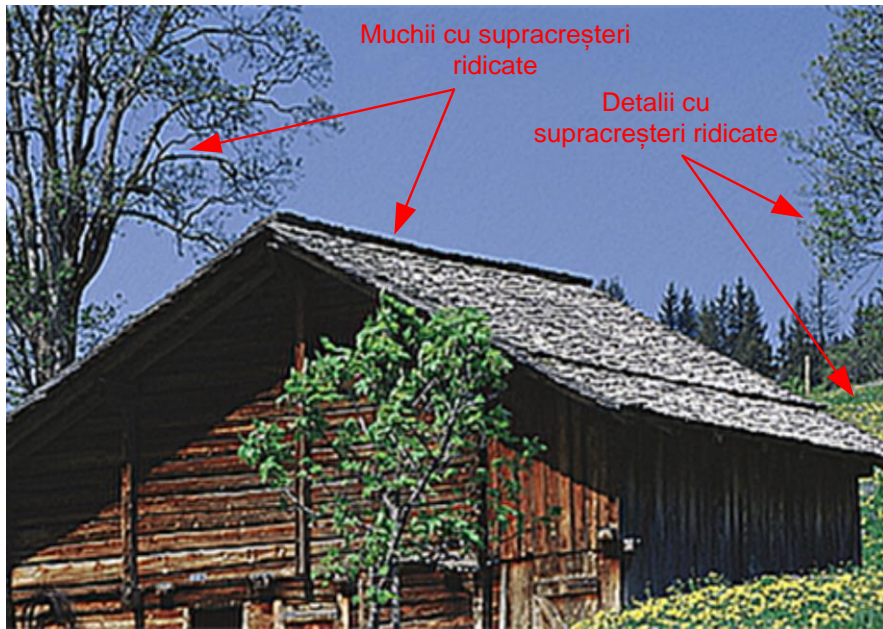


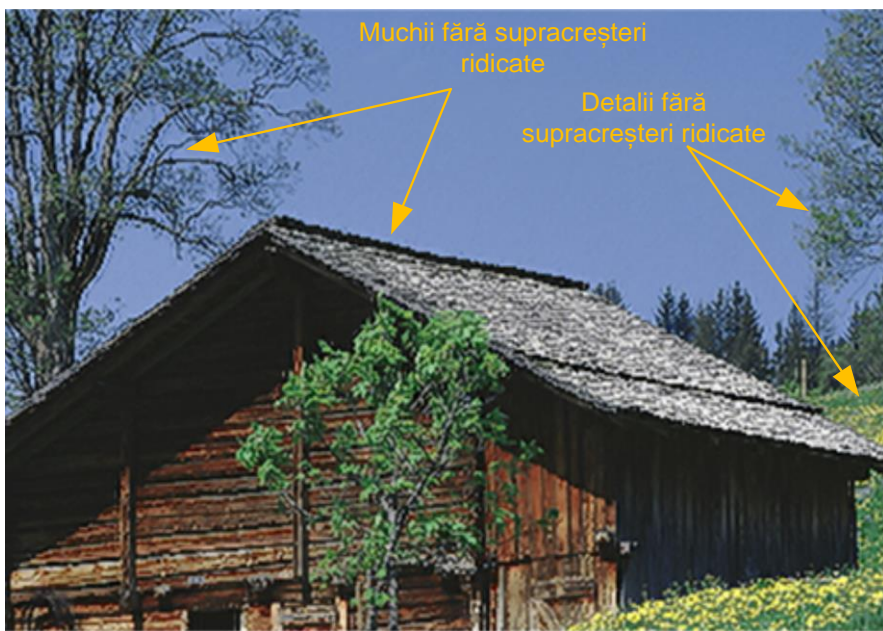
Fig 4.56 Evaluarea controlului adaptiv pe imaginea "Față"

În fig. 4.57 se pot observa efectele reducerii supracreșterilor pe imagine color. Figura 4.57 (a) reprezintă rezultatul procesării cu algoritmul ACF fără controlul supracreșterilor, iar fig. 4.57 (b) corespunde procesării cu supracreșteri.

Amplificarea muchiilor poate fi efectuată independent de amplificarea detaliilor, operația conducând la menținerea detaliilor fine din pajiștea din partea stîngă a imaginii din fig. 4.57 (b).



(a) Procesare fără CS



(b) Procesare cu CS

Fig 4.57 "Flori de câmp" - procesată fără CS și cu CS

5. PROCESĂRI SUPLIMENTARE

5.1. Introducere

Capitolele anterioare au tratat problematica a trei blocuri de procesare spațială esențiale pentru orice receptor *TVD*: reducerea zgomotelor, scalarea imaginilor și respectiv accelerarea tranzițiilor de luminanță.

Capitolul de față descrie câteva dintre procesările suplimentare care pot fi efectuate ca și adăugiri la blocurile funcționale principale ale lanțului video. Scopul procesărilor suplimentare este de a conduce la o diferențiere calitativă a procesoarelor video care le încorporează.

Capitolul de față își propune descrierea a patru soluții algoritmice și structurale legate de:

- procesarea eficientă a culorilor
- controlul amplificării tranzițiilor de luminanță funcție de conținutul de culoare
- controlul nivelului de zgomot de-a lungul lanțului de procesare video
- restaurarea rezoluției originale a semnalului video printr-o metodă de super-rezoluție spațială.

În marea lor majoritate, receptoarele *TVD* se bazează pe o arhitectură secvențială pentru procesarea tranzițiilor și a culorilor din imagini (vezi fig. 5.1).

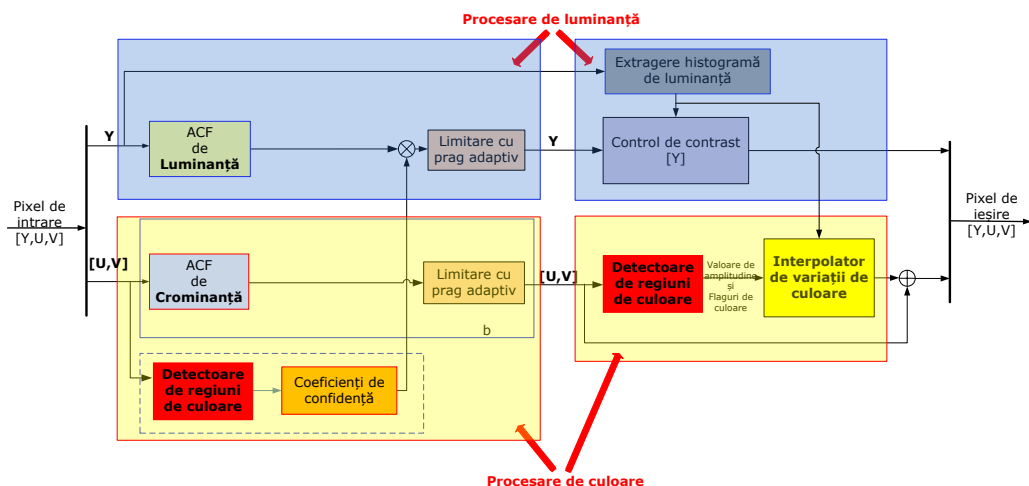


Fig 5.1 Structura secvențială (clasică) de procesare a luminanței și a culorilor

Se observă că accelerarea tranzițiilor de culoare și de luminanță sunt efectuate în paralel, fiind parte componentă a algoritmului de *ACF*. Din punctul de vedere arhitectural, procesarea culorilor și a contrastului se efectuează după algoritmul de *ACF*.

Poziționarea corecției de culori după algoritmul de *ACF*, practic decuplează informația de muchii de cea de pixel, ceea ce conduce la o procesare total

independentă a fiecăruieia dintre aceste elemente. Soluția prezintă pe lângă dezavantajul amintit, și pe cel al unui cost mai ridicat datorat prezenței a mai multor copii ale detectoarelor de regiuni de culoare. De asemenea, cascada procesării introduce erori de cuantizare crescute.

Din punctul de vedere al calității imaginilor finale, cascada procesărilor de pixel (luminanță sau culoare) produce rezultate dependente de nivelul de accelerare a muchii în special pe canalele de cromaticitate; datorită faptului că detectoarele de regiuni de culoare nu mai operează pe pixelii originali. Defectele cele mai des întâlnite sunt legate de modificarea nuanțelor și a saturației culorilor. De asemenea, se pierde din precizia controlului accelerării tranzițiilor, ceea ce conduce la procesarea nenaturală a culorilor în zonele de tranziții puternice.

Din punctul de vedere al costului de implementare, soluția din fig. 5.1 este relativ scumpă datorită faptului că necesită replicarea în cadrul blocului de ACF a cel puțin unora dintre detectoarele de regiuni de culoare conținute și în blocul de corecție a culorilor.

În cele ce urmează se prezintă, ca o contribuție personală, o arhitectură paralelă (vezi fig. 5.2) care permite reutilizarea informației de culoare între blocuri funcționale, oferind pe lângă costul mult redus și avantajul unei procesări mult mai flexibile și de calitate ridicată

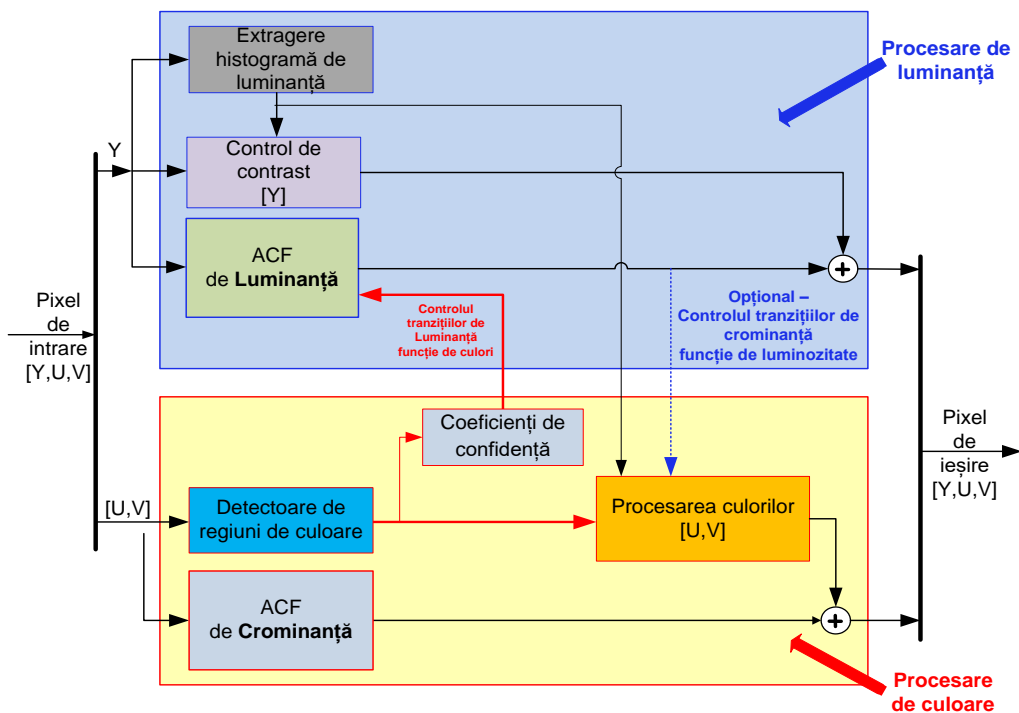


Fig 5.2 Structura paralelă de procesare a luminanței și a culorilor

5.2. Amplificarea tranzițiilor de cromaticitate în paralel cu corecția culorilor

Problema tratării regiunilor faciale este o problemă duală, implicând atât controlul amplificării tranzițiilor din regiunile de culoare, precum și corecția pixelilor de cromaticitate propriu-ziși.

Efectele amplificării arbitrare a tranzițiilor din regiunile de culoare (faciale, iarbă, cer) și în regiunile de luminanță ridicată au fost analizate în paragraful 4.6.4 (vezi figurile 4.28, 4.29, 4.30 și 4.31). În cele ce urmează se descrie, ca o contribuție personală [119], un algoritm pentru controlul adaptiv al amplificării culorilor precum și al tranzițiilor din imagini, bazat pe detecția conținutului regional de culoare și de luminanță.

Scopul algoritmului este de a permite controlul simultan și independent al valorilor pixelilor de cromaticitate și al vitezei de creștere a muchiilor de luminanță și de cromaticitate care formează pixelul de culoare.

Din punct de vedere structural, se urmărește găsirea soluției care oferă costul minim și flexibilitate maximă a procesării.

Se optează pentru o structură paralelă, care permite utilizarea eficientă a informației dintre blocuri funcționale fără amplificarea erorilor de cuantizare. În situația specifică a corecției de culoare, respectiv a corecției de contrast, toate operațiile de procesare se propune a fi efectuate paralel, pentru a evita procesarea multiplă a acelorași pixeli.

Structura de procesare paralelă propusă este prezentată în fig. 5.2. Se observă reorganizarea paralelă a blocurilor de control de contrast și de culoare cu blocul de ACF. Această modificare este posibilă datorită exprimării variaționale a corecțiilor introduse de cele două blocuri care astfel pot fi însumate cu componentele variaționale (muchii și detalii) accelerate de algoritmul ACF.

Analiza algoritmului se efectuează pe regiunile de culoare a pielii (CAP culoare a pielii), și este apoi generalizată pentru regiunile cu conținut de culoare verde cum ar fi iarbă și frunze, respectiv cu regiuni albastre - caracteristice culorii apei și a cerului. Pentru a elimina efectele nenaturale descrise în paragraful 4.8, corecțiile rezultate ca urmare a extragerii informației de culoare sunt aplicate pe regiunile de culoare, și în același timp sunt folosite pentru controlul amplificării tranzițiilor de luminanță.

Algoritmul propus constă în realizarea legăturii dintre cele două secțiuni majore : secțiunea de control a tranzițiilor de luminanță, respectiv secțiunea de corecție a regiunilor de culoare.

Interdependențele dintre cele două secțiuni rezultă din realizarea funcționalităților căutate, și anume:

- corecția tranzițiilor de culoare pe baza informației de luminanță
- controlul tranzițiilor de luminanță pe baza informației de culoare.

5.2.1. Algoritmul de corecție a regiunilor de culoare

Localizarea regiunilor de culoare - regiunile de culoare a pielii (CAP)

Adeseori se impune corecția regiunilor de culoare, atunci când acestea prezintă accentuări nedorite [119]. Exemplul tipic este cazul preluării în Europa sau America a semnalului video transmis de pe canale asiatice. Este cunoscut faptul că preferințele de culoare în regiunile asiatice constau în exagerarea culorilor, în special în regiunile faciale. În aceeași măsură, canalele europene adesea urmăresc

accentuarea culorilor verde și roșu pentru a crea impresia unor imagini mai bogate în conținut.

Ambele situații descrise necesită detecția regiunilor de culoare dorite pentru a fi prelucrate. Regiunile de culoare, și în special regiunile de CAP, sunt cel mai ușor reprezentate în coordonate polare conform figurii 4.56. Spațiul de culoare reprezentativ pentru culoarea pielii este denumit în literatură $[I, Q]$ și corespunde unei rotații a spațiului $[U, V]$ cu un unghi de aproximativ $\alpha = 33^\circ$. Intervalul de saturație specific regiunii de CAP este cuprins între 25% și 75% din nivelele extreme ale componentei I . [120]¹

În practică, unghiul de rotație α este păstrat variabil pentru a permite utilizarea algoritmului de CAP în diverse regiuni geografice. Pentru zonele cu populație predominant caucaziană, $\alpha = 33^\circ$, ceea ce corespunde unei rotații a spațiului $[U, V]$ de $-(90 + 33)^\circ = -123^\circ$. Pentru regiunile asiatice, $\alpha = 25^\circ$, iar pentru regiuni africane, $\alpha = 41^\circ$.

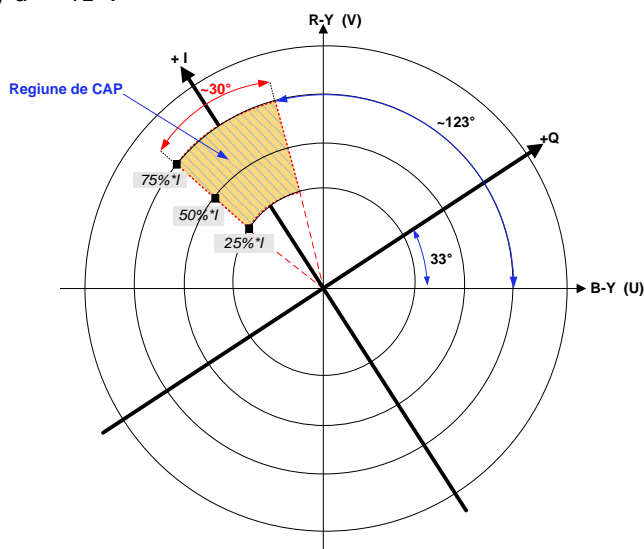


Fig 5.3 Reprezentarea CAP în spațiul de culoare UV/IQ

Metode de corecție a regiunilor CAP

Corecția generală Q/2 este cea mai simplă abordare a corecției de CAP, prin care nivelele de culoare de pe axa Q sunt reduse la jumătate. Deși foarte simplă, metoda corectează nediscriminatoriu toate nivelele de culoare, inclusiv regiunile de CAP.

Corecția Q/2 pe niveluri de saturație, este în esență cvasi-identică cu metoda anterioară (*Corecția generală Q/2*), cu mențiunea că reducerea la jumătate a valorilor Q este efectuată doar pentru valorile de culoare cu nivele de saturație cuprinse în intervalul [25, 75]% din nivelele de saturație de pe axa +I. Metoda generează variații mari de nuanță și produce corecții nenaturale de CAP.

¹ Datorită costului mare de implementare, reprezentarea semnalului video în spațiul de culoare $[Y, I, Q]$ este aleasă doar când se urmărește separarea eficientă a regiunilor de culoare; prin analogie cu reprezentarea în coordonate $[Y, U, V]$, componenta I reprezintă componenta în fază, iar Q reprezintă componenta în cuadratură a spațiului $[Y, I, Q]$.

Algoritmul de CAP

Algoritmul propus constituie o contribuție personală a autorului, fiind parte componentă, în diferite variante, a mai multor procesoare de imagini din receptoare TVD cunoscute, cum ar fi LG sau Philips.

Ideea de bază a algoritmului este de a corecta amplificarea diferențelor de culoare doar din regiunile de interes oferind o tranziție cât mai lină între regiunile de culoare.

Regiunea de CAP este extrasă din spațiul diferență de culoare $[U, V]$, fiind delimitată de componentele de culoare conținute între tangenta la cele două semnale diferență de culoare. Metoda îmbunătățește algoritmul din [121] prin aplicarea corecției de CAP doar în regiunea de interes și doar pe variațiile de culoare locale. Această abordare conduce la reducerea semnificativă a erorilor de cuantizare și totodată oferă un cost al implementării considerabil redus.

Conversa spațiului de culoare $[U, V]$ în spațiul de culoare $[I, Q]$ este descrisă de relația (5.1):

$$\begin{bmatrix} I & Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U & V \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) \\ \cos(\alpha) & \sin(\alpha) \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

unde: α reprezintă unghiul de rotație al spațiului de culoare.

Forma de S a curbei de corecție poate fi echivalată cu o corecție sinusoidală conform relației (5.2) și este determinată de necesitatea producerii unui maxim al corecției la mijlocul regiunii de culoare, oferind simultan o tranziție lină dintre regiunile de CAP și cele din afara acestora.

$$y = x + A \cdot \sin(x) \quad (5.2)$$

Detectia regiunii de culoare

Detectia regiunii de culoare (DRC - **d**etectia **r**egiunii de **c**uloare) reprezintă una dintre contribuțiile autorului și se poate regăsi în mai multe receptoare TV de pe piață. Detectia regiunii de culoare este esențială pentru procesarea de cromaticitate, fiind necesară atât pentru corecția culorilor, cât și pentru procesarea tranzițiilor de luminanță funcție de conținutul de culoare.

Detectia regiunii de culoare este efectuată printr-o abordare geometrică conform figurii 5.4. Astfel, spațiul $[I, Q]$ este obținut prin rotirea cu $\alpha=33^\circ$ a sistemului de coordonate inițial $[U, V]$, ținând cont de apertura $\theta \cong 30^\circ$ a regiunii de CAP conform relației (5.3):

$$\begin{aligned} \theta &\in [33^\circ, 180^\circ + 33^\circ], \\ \Delta\theta &\in [123^\circ - \frac{\alpha}{2}, 123^\circ + \frac{\alpha}{2}] \end{aligned} \quad (5.3)$$

Aplicând curba de corecție sinusoidală în noile coordonate $[I, Q]$, relația (5.4) devine:

$$\theta_c = \Delta\theta + A \sin\left(2\pi \frac{\Delta\theta - \min(\Delta\theta)}{2\Delta\theta}\right) \quad (5.4)$$

Regiunea de CAP este extrasă prin calcularea tangentei unghiului de rotație conform relației (5.5):

$$\begin{aligned}\tan(123^\circ - \theta) &= \frac{I_0}{Q_0}, \\ \tan(123^\circ - \theta_C) &= \frac{I_1}{Q_1}\end{aligned}\quad (5.5)$$

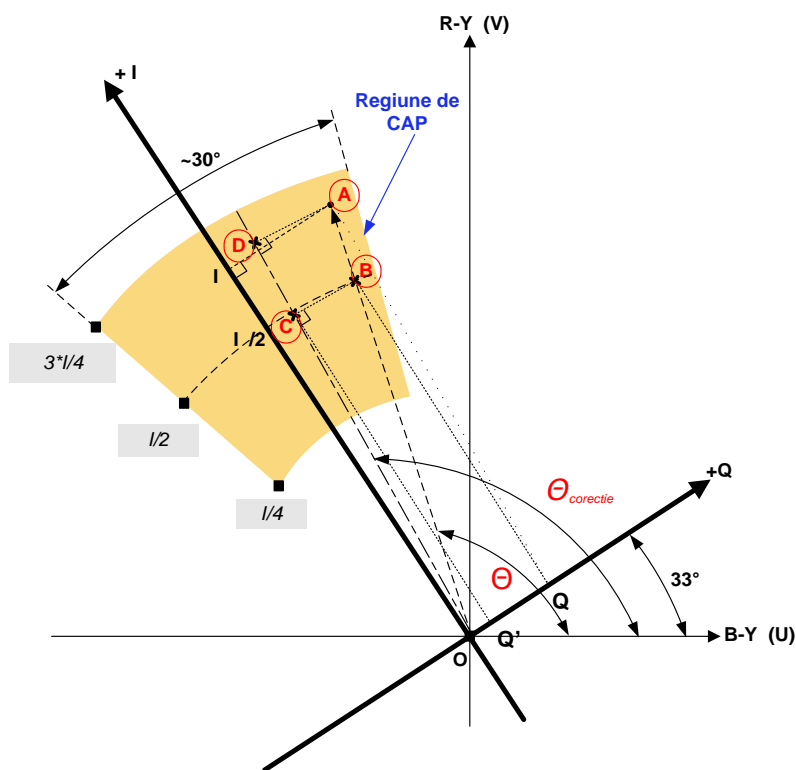


Fig 5.4 Extragerea regiunii de culoare

Conform standardului ITU-601 valoarea maximă a lui I este $I_{Max} = 112$. Prin urmare, specificând curba de corecție pentru mijlocul intervalului de valori ale lui I , unghiul de rotație θ poate fi determinat cu relația (5.6):

$$\theta = \arctan\left(123^\circ - \frac{112}{2Q}\right) \quad (5.6)$$

Limita inferioară a componentei Q este obținută din relația (5.7):

$$Q_1 = \frac{\frac{I_{Max}}{2}}{2 \cdot \tan(123^\circ - \theta)} = \frac{56}{\tan(\Delta\theta) + A \cdot \sin\left(2\pi \frac{\Delta\theta - \min(\Delta\theta)}{2\Delta\theta}\right)} \quad (5.7)$$

După cum se va arăta în cele ce urmează, regiunea de CAP se poate extrage pe baza relației (5.8) simultan cu respectarea condiției de amplitudine a componentelor în fază I .

$$I \in \left[\frac{112}{4}, 3 \frac{112}{4} \right] = [28, 84] \quad (5.8)$$

Pentru aperturi $\theta=30^\circ$, toate punctele din regiunea CAP sunt caracterizate de relația (5.8), respectiv (5.9):

$$\tan(90 - \theta) = \sqrt{3}, \quad (5.9)$$

$$I \geq Q\sqrt{3}, \quad (5.10)$$

Pentru reducerea costului de implementare, se propune o optimizare suplimentară, prin care utilizatorul poate selecta valori Q ca puteri de 2, iar valoarea maximă a lui I se aproximează cu $I_{Max}=64$. Astfel, relația (5.11) devine:

$$\tan(90 - \theta) = \frac{64}{Q_{Max}} = \frac{64}{2^n}, n \in \mathbb{N} \quad (5.11)$$

În această situație, procesul de detecție a regiunii de CAP se reduce la o simplă detecție de tranziții de-a lungul unei linii caracterizate de un unghi constant θ , unde unghiul de rotație permite detecția regiunii de CAP prin simpla translatare a unor valori constante.

Interpolarea curbei de corecție

Pentru obținerea corecției tuturor valorilor de culoare de-a lungul axei I, se propune o operație de mapare punctuală $A \rightarrow A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow D$. Operația este posibilă datorită valorilor de apertură reduse ale regiunii de CAP. Astfel, pentru $|\theta| \leq 15^\circ$, din fig. 5.4, unghiurile $\widehat{AOD} \cong \widehat{AOI}$, și implementarea operației de mapare punctuală se poate efectua conform relației (5.12):

$$[U, V] \rightarrow [I, Q_0] \rightarrow \left[\frac{I}{2}, Q_0 \right] \rightarrow \left[\frac{I}{2}, Q_1 \right] \rightarrow [I, Q_1] \rightarrow [U', V'] \quad (5.12)$$

Curba de corecție este exprimată pentru valorile de mijloc ale componentei de culoare I. Acoperirea eficientă a întregului interval de valori ale lui I se realizează prin interpolare liniară. Operația permite implicit acoperirea tuturor valorilor Q, conform relației (5.13):

$$\bar{Q} = Q_{cor}\lambda_{cor} + Q(1 - \lambda_{cor}) = Q + (Q_{cor} - Q)\lambda_{cor} \quad (5.13)$$

unde: \bar{Q} reprezintă valorile interpolate ale componentei Q, Q_{cor} reprezintă valorile de corecție generate de curba de corecție și λ_{cor} partea fracționară componentei Q.

Abordarea variațională

Abordarea variațională permite exprimarea valorilor de culoare Q corectate, ca o sumă dintre valoarea originală și componenta variațională. Aceasta se obține rescriind relația (5.13) în forma (5.14):

$$\bar{Q} = Q + \lambda_{cor}(Q_{cor} - Q) = Q + \lambda_{cor}\Delta Q \quad (5.14)$$

Relația (5.14) presupune modificarea componentelor Q pentru valori constante ale componentelor în fază I , conform relației (5.15):

$$\begin{aligned}\Delta I &= 0 \\ \Delta U &= \Delta Q \cdot \cos(\alpha) \\ \Delta V &= \Delta Q \cdot \sin(\alpha)\end{aligned}\quad (5.15)$$

Prin urmare, valorile corectate $[\bar{U}, \bar{V}]$, pot fi obținute prin adăugarea la componentele curente $[U, V]$ a variațiilor acestora $[\Delta U, \Delta V]$, conform relației (5.16):

$$\begin{aligned}\bar{I} &= I \\ \bar{U} &= U + \Delta U \\ \bar{V} &= V + \Delta V\end{aligned}\quad (5.16)$$

Implementarea curbei de corecție

Implementarea corecției pe regiunea de culoare este similară cu cea descrisă în paragraful 4.6.3, programată însă pentru noua formă a curbei de corecție și aplicată pe regiunile de culoare de interes.

Corecția de *CAP* este produsă prin interpolarea valorilor componente Q cu coeficienții programabili specificați de forma curbei de corecție. Rezultatele optime au fost obținute prin aproximarea corecției cu 17 coeficienți memorati într-o matrice LUT. Numărul locațiilor de memorie poate fi redus la jumătate datorită simetriei curbei de corecție și datorită valorii nule a coeficientul central.

Figura 5.5 prezintă un exemplu de curbă de corecție funcție de valoarea unghiului de rotație θ . Se observă simetria curbei, precum și faptul că valoarea coeficienților extremi este nulă.

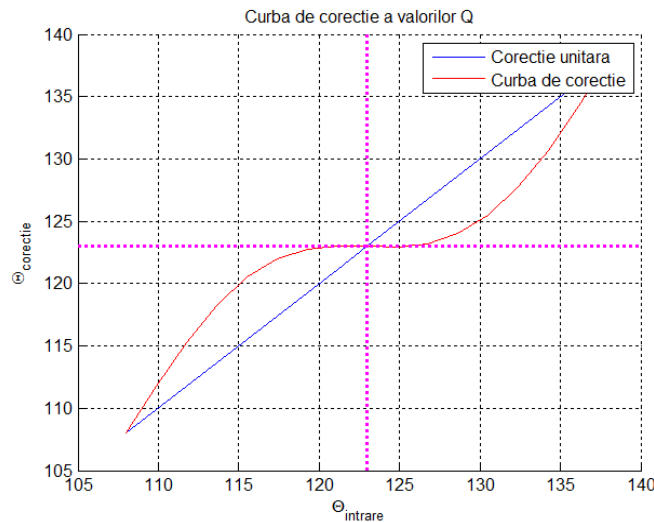


Fig 5.5 Curba de corecție de culoare funcție de unghiul de rotație

Curba de corecție a *CAP* mai des utilizată este restrânsă la o variație de maximum $\pm 15^\circ$ în jurul axei I . Un exemplu de curbă de corecție este prezentat în fig. 5.6.

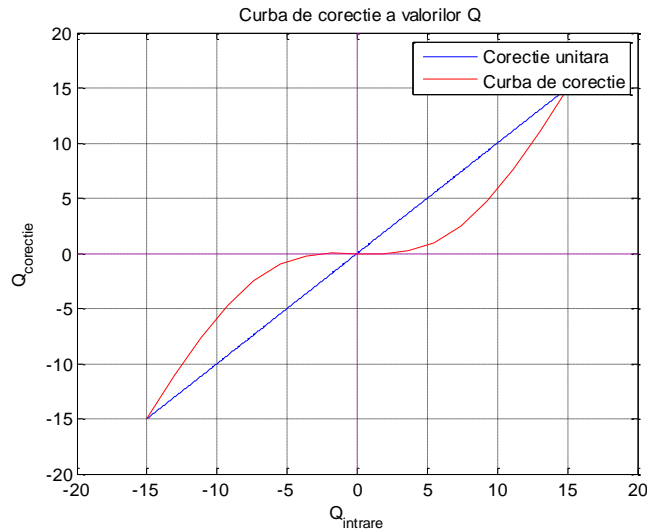


Fig 5.6 Curba de corecție de culoare funcție de valorile unghiului de intrare

Efectele corecției regiunii de CAP cu curba din fig. 5.6 sunt prezentate în fig. 5.7, reprezentând variațiile valorilor Q de ieșire funcție de valorile componentei Q de intrare.

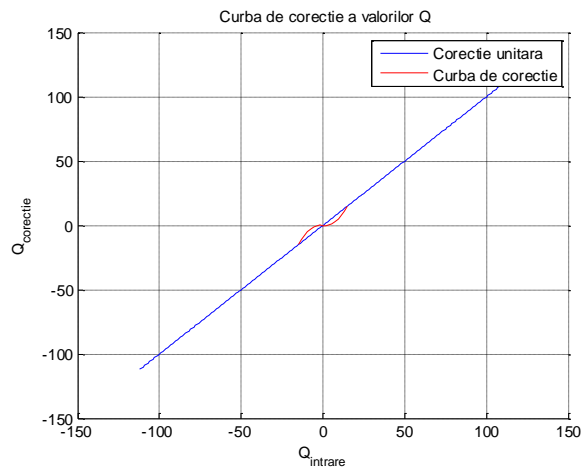


Fig 5.7 Curba de corecție pe întreg spațiul de culoare funcție de Q

Structura algoritmului de corecție a CAP

Structura algoritmului de corecție de CAP este prezentată în fig. 5.8.

Se observă componentele principale ale algoritmului: conversia din domeniul $[U,V]$ în coordonate $[I,Q]$, Detectorul de regiune de culoare este controlat de unghiul de rotație θ și produce un semnal de inhibiție pentru interpolatorul de coeficienți de corecție. Interpolatorul de coeficienți de corecție produce valoarea de corecție ΔQ care urmează să fie convertită în domeniul original $[U,V]$ de etajul de conversie $IQ2UV$. Semnalul de culoare corectat este obținut prin însumarea corecțiilor la valorile originale de cromaticitate.

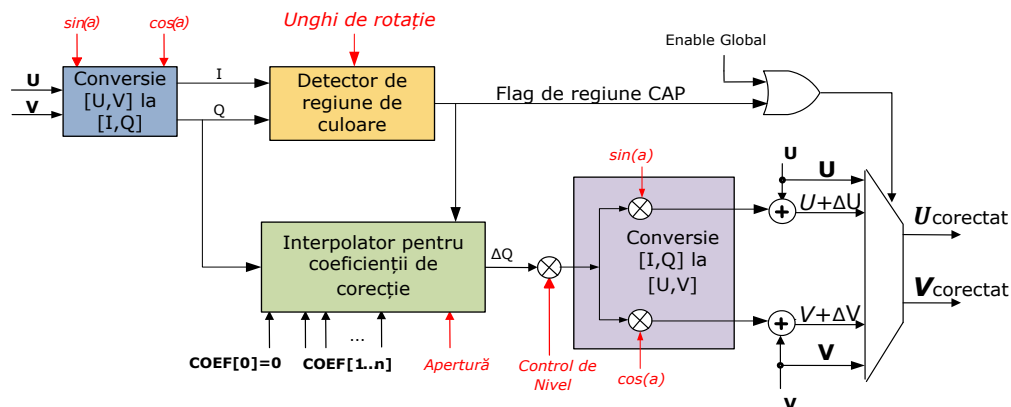


Fig 5.8 Structura algoritmului de corecție a culorilor

Rezultatele experimentale

Performanțele de detecție a regiunii de CAP au fost analizate pe imaginea sintetică ("ColorWheel") din fig. 5.9. Imaginea conține intregul spectru de culoare permițând astfel analiza ilustrativă a performanțelor algoritmului.

Procesarea a fost efectuată pe regiunea de culoare a pielii, folosind o curbă de corecție cu 17 coeficienți și o apertură de 30° . Coeficienții curbei de corecție utilizate sunt prezentați în ANEXA 2.

În imaginile din fig. 5.9 se poate observa accentuarea culorilor doar din regiunea de culoare a pielii; diferențele de procesare au fost amplificate de 2 ori. Se poate observa corecția mai pronunțată de culoare în regiunea centrală de CAP. Totodată, se poate observa că regiunile adiacente zonei de CAP nu au fost afectate de procesare, iar curbei de corecție aleasă asigură o tranziție lină între regiunile de culoare.

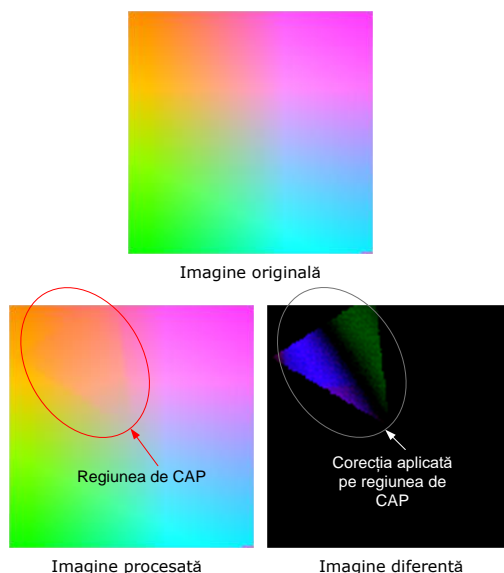


Fig 5.9 Imaginea "ColorWheel" - Rezultatul procesării cu algoritmul de CAP

Figura 5.10 prezintă rezultatele aplicării algoritmului de *CAP* pe o imagine naturală "Oana". Apertura procesării *CAP* fost redusă la 15° . Imaginea diferență arată că regiunea de *CAP* a fost extrasă corect, deoarece corecțiile de culoare au fost aplicate doar pe regiunea de *CAP*, iar culorile adiacente regiunii de *CAP* (roz, galben) nu au fost afectate de corecțiile de culoare.

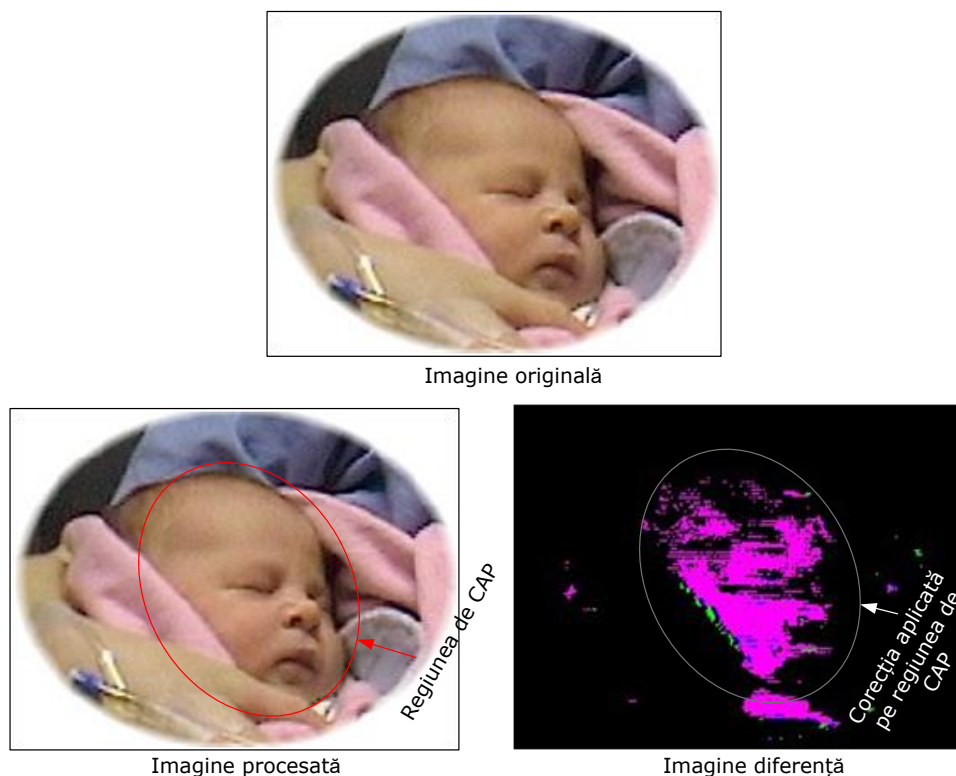


Fig 5.10 "Oana" - Rezultatul procesării cu algoritmul de *CAP*

5.2.2. Algoritmul de corecție a tranzițiilor de lăminanță pe baza informației de culoare (*ACFLC*)

Efectele amplificării arbitrare a tranzițiilor din regiunile de culoare (faciale, iarbă, cer) au fost analizate în paragraful 4.6.4 (vezi fig. 4.30 și fig. 4.31).

În cele ce urmează se descrie, ca o contribuție personală, un algoritm pentru controlul adaptiv al amplificării tranzițiilor de lăminanță funcție de conținutul regional de culoare (*ACFLC*). Soluția propusă combină algoritmul de corecție a regiunilor de culoare descris în paragraful 5.2.1 cu algoritmul de accelerare a fronturilor de lăminanță (*ACFL*) descris în capitolul 4.

Astfel, algoritmul propus permite reducerea accelerării muchiilor de lăminanță din regiunile faciale, și o accelerare crescută a muchiilor conținute de regiuni cu iarbă sau frunze. Pentru producerea corecțiilor urmărite, algoritmul presupune că regiunile de culoare alese pentru corecție nu prezintă o suprapunere semnificativă.

Detecția regiunilor de culoare este realizată cu ajutorul detectorului regiunilor de culoare descris în paragraful 5.2.1. Corecția amplificării de luminanță este realizată prin modificarea aditivă a nivelului de accelerare de muchii cu un set de coeficienți de confidență a regiunii de culoare, conform relației (5.17)

$$G_{Global}^* = G_{Global} + \beta \quad (5.17)$$

unde: G_{Global} reprezintă coeficientul de amplificare global al tranzițiilor, β reprezintă coeficientul de corecție al amplificării, obținut din curba coeficienților de confidență din fig 5.11. G_{Global}^* reprezintă coeficientul de amplificare global corectat funcție de conținutul de culoare.

Coeficienții de confidență sunt generați prin interpolarea unei curbe de corecție predeterminată printr-o modalitate identică cu cea propusă pentru corecția de culori din paragraful 5.2.1.

Singura deosebire constă în faptul că coeficienții curbei de corecție nu prezintă antisimetrie. Astfel, pentru amplificarea tranzițiilor de luminanță dintr-o anumite regiune de culoare, coeficienții curbei de nivel de confidență trebuie să fie pozitivi. Similar, dacă se dorește atenuarea tranzițiilor de luminanță, curba va conține valori negative. Un exemplu de curbă de confidență este cel din fig. 5.11. Se poate observa că forma curbei permite evitarea apariției de discontinuități la tranziția dintre regiunile de culoare.

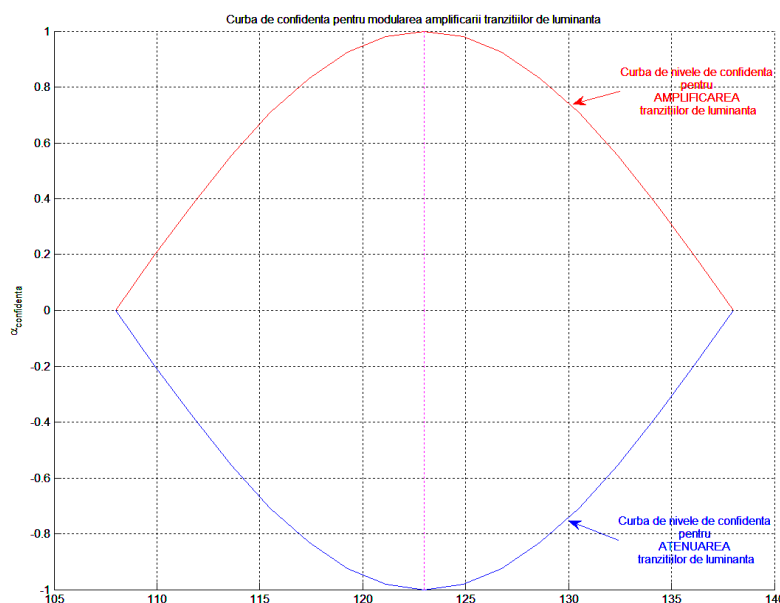


Fig 5.11 Nivelul de confidență al regiunii de culoare

Corecția aplicată semnalului de luminanță se bazează pe relația (5.14) fiind dată de relația (5.17):

$$\beta = \alpha \cdot \Delta Q \cdot \sin(\theta) \quad (5.18)$$

unde: α reprezintă valoarea de confidență asupra regiunii de culoare, ΔQ reprezintă variațiile locale de culoare în coordonate [I,Q], iar θ reprezintă unghiul de rotație necesar pentru a separa o anumite regiune de culoare.

Fiind bazată pe structura propusă pentru corecția regiunilor de culoare a pielii din 5.2.1, structura algoritmului de control al amplificării tranzițiilor de luminanță pe baza informației de cromaticitate este foarte asemănătoare și este prezentată în fig. 5.12.

Se observă structura de procesare paralelă a luminanței, a cromaticității și a detecției de regiuni de culoare. Parametrul β , reprezentând factorul de corecție al tranzițiilor de luminanță pe baza valorilor de cromaticitate, acționează ca factor multiplicativ asupra corecției finale produse de ACFL.

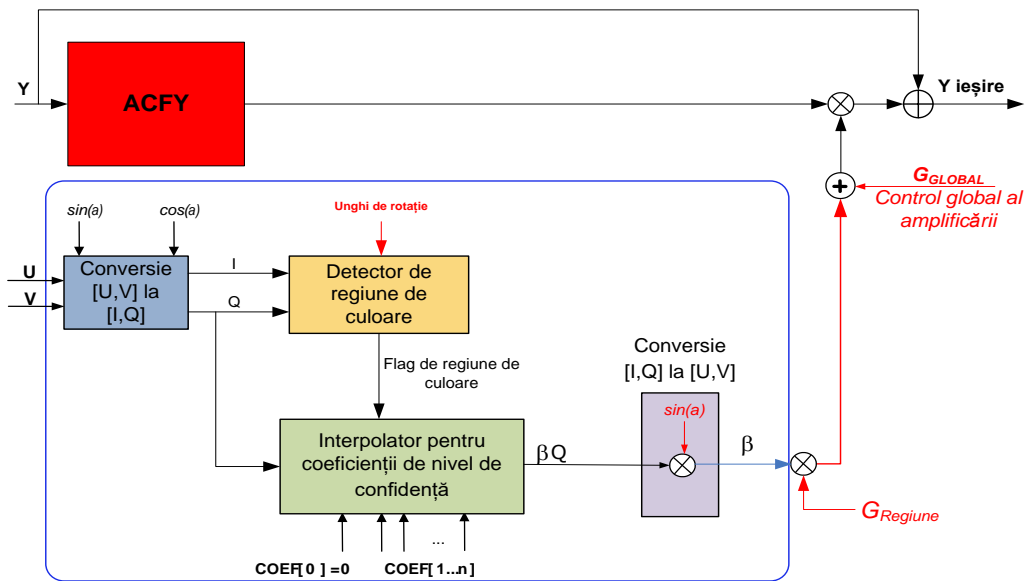


Fig 5.12 Structura algoritmului de control al amplificării tranzițiilor pe baza culorilor

Rezultate experimentale

Performanțele corecției tranzițiilor de luminanță pe baza conținutului de culoare au fost analizate pe imaginea naturală ("Vlăduț") din fig. 5.13. Fiind o regiune facială, imaginea conține o multitudine de detalii și muchii care necesită procesări specifice zonei de culoare din care fac parte.

Detecția regiunii de culoare este identică cu cea folosită în paragraful 5.2.1. Pentru interpolarea coeficienților de încredere al conținutului de culoare regional, s-a utilizat curba de atenuare (de culoare albastră) din fig. 5.11, cu 17 coeficienți de încredere.

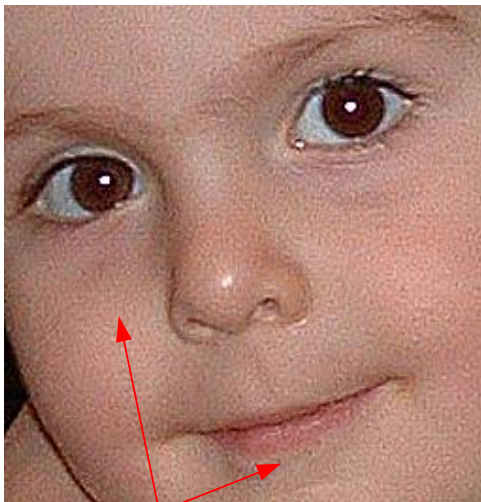
În imaginile din fig. 5.13 (b) se poate observa că în lipsa controlului de culoare, detaliile din regiunea de culoare a pielii sunt amplificate exagerat de ACF. Efectele controlului amplificării ACF pe baza culorilor se pot observa în fig. 5.13.(c), unde amplificarea detaliilor din regiunea obrazilor și a frunții este mult redusă, iar muchiile de-a lungul ochilor și a celorlalte regiuni din afara culorii de piele, prezintă amplificări substanțiale. Accelerarea mai puternică a muchilor din zona ochilor se datorează faptului că zona de culoare corespunzând acestora este în afara regiunii de CAP, pentru care coeficienții de încredere generați de detectorul de regiuni de culoare a pielii sunt nuli.

Totodată, se pot observa tranzițiile lineare dintre regiunile de culoare adiacente zonei de CAP, unde lipsa oricăror variații nenaturale se datorează formei monoton

crescătoare cu valori reduse a formei caracteristicii curbei coeficienților de confidență (vezi fig. 5.11).



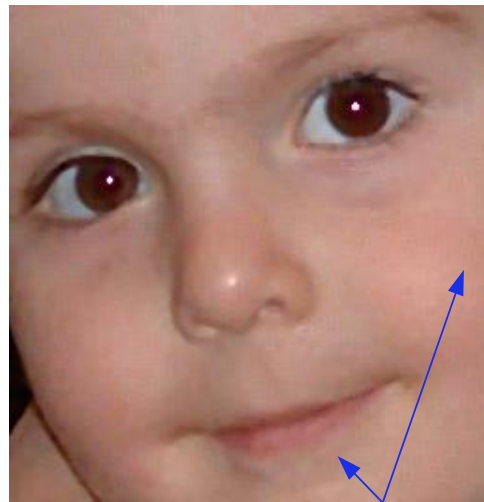
(a) Imagine originală



Culoarea pielii cu detalii amplificate exagerat

(b)

Imagine procesată cu ACF
fără control de culoare



Culoarea pielii cu detalii amplificate natural

(c)

Imagine procesată cu ACF
cu control de culoare

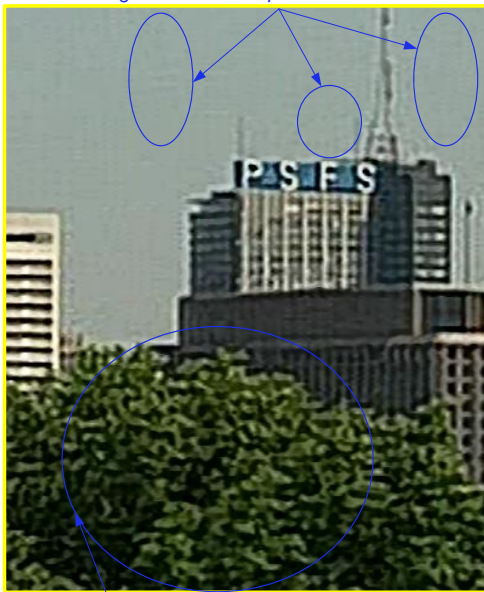
Fig 5.13 Procesare ACF cu și fără controlul culorilor în regiune facială

În imaginile din fig. 5.14 (b) se poate observa amplificarea exagerată a zgomotelor de compresie din regiunea cu cer (albastră), precum și lipsa detaliilor din regiunile de culoare verde (frunze).



(a) Imagine originală

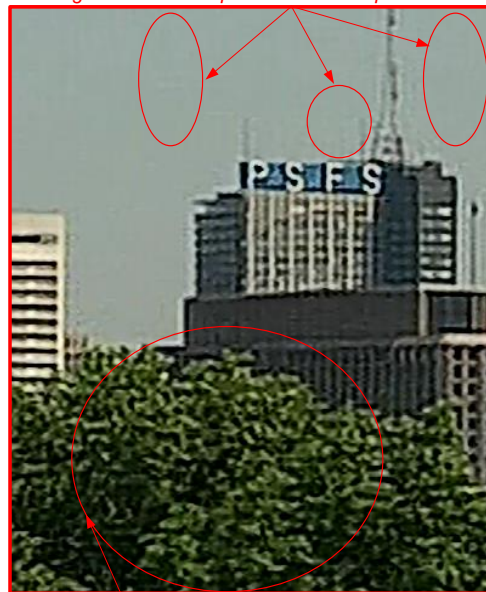
*Tranzițiile din regiunile albastre au
amplificare neadaptivă (constantă);
Zgomotele de compresie foarte vizibile*



*Tranzițiile din regiuni verzi au amplificare neadaptivă
(constantă);
Detaliile din frunze sunt puțin vizibile*

(b) Imagine procesată cu
ACFL

*Tranzițiile din regiunile albastre au amplificare
adaptivă (foarte redusă pentru regiuni albastre);
Zgomotele de compresie nu sunt amplificate*



*Tranzițiile din regiuni verzi au amplificare
adaptivă (foarte puternică pentru regiuni verzi);
Detaliile din frunze devin vizibile*

(c) Imagine procesată cu
ACFLC

Fig 5.14 Procesare ACF cu și fără controlul culorilor în regiuni albastre și verzi

Aceste efecte se datorează accelerării neadaptive la culori a muchiiilor de luminanță. Prin controlul amplificării *ACF* pe baza culorilor, se poate observa reducerea semnificativă a zgomotului de compresie din zona cerului, precum și creșterea vizibilă a percepției de detalii din regiunea cu frunze. Accelerarea nemodificată a muchiiilor gri din zona clădirii dintre fig. 5.14 (b) și (c) se datorează faptului că zona de culoare corespunzând acestora este în afara regiunilor de culoare programate (culoarea pielii, albastru, verde), pentru care coeficienții de confidență generați de detectoarele de regiune de culoare sunt nuli.

5.2.3. Algoritmul de corecție a tranzițiilor de culoare (ACFC) fără informație de luminanță

Spre deosebire de algoritmul de corecție al culorilor descris în paragraful 5.2, tipul de algoritmi foarte des întâlnit în receptoarele TV digitale este acela al **accelerării fronturilor de culoare (ACFC)**. Acest tip de algoritm se referă strict la modificarea tranzițiilor din regiunile de cromaticitate [81].

Tehnicile de procesare a tranzițiilor de cromaticitate se bazează pe metode simple de detecție a muchiiilor urmate de amplificarea tranzițiilor și limitarea adaptivă a semnalului de cromaticitate final.

Adesea, conținutul sărac în tranziții de pe canalele de cromaticitate face posibilă și decimarea acestuia pentru reducerea suplimentară a cantității de date (YUV422, YUV420, YUV410, etc.). Acest aspect crește ușor costul implementării *ACFC*, datorită faptului că lungimea nucleelor de filtrare trebuie mărită proporțional cu factorul de decimare.

Ideea de bază a algoritmului este de a accelera tranzițiile de cromaticitate, și apoi a le însuma cu semnalul original, fără introducerea de supracreșteri.

Din motive de cost, extragerea muchiiilor se face cel mai adesea cu o filtrare separabilă, urmând ca pentru eliminarea supracreșterilor, tranzițiile amplificate să fie limitate cu valori de prag egale cu valorile extreme de cromaticitate de pe suportul spațial al filtrelor de detecție. Tot din motive de cost, filtrele de extragere a muchiiilor sunt cel mai adesea filtre-trece-sus de ordinul I, constând dintr-un circuit de mediere a pixelilor de cromaticitate originali pe lungimea suportului spațial ales, urmată de scăderea valorii medii din valoarea pixelului central. Relația (5.19) descrie procesul de *ACFC*:

$$\overline{UV} = \min \left\{ \max \left[UV + g(UV \oplus h_{rb}), \min_N(UV) \right], \max_N(UV) \right\} \quad (5.19)$$

unde: *UV* reprezintă semnalul de cromaticitate de intrare, \overline{UV} reprezintă semnalul de cromaticitate de ieșire, *g* reprezintă coeficientul de amplificare al pantei tranzițiilor, *h* reprezintă răspunsul la impuls al detectorului de muchii, $\min_N(UV)$, respectiv $\max_N(UV)$ reprezintă valorile extreme de cromaticitate de pe suportul spațial *N* al filtrelor de detecție.

Structura generică a algoritmului separabil de *ACFC* este prezentată în fig. 5.15; implementarea algoritmului este identică pentru ambele direcții de procesare (verticală, respectiv orizontală).

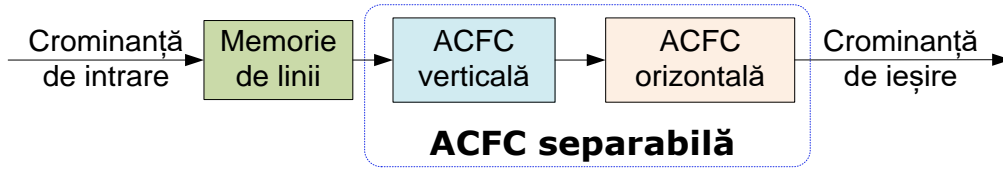


Fig 5.15 Structura generică a algoritmului de ACFC separabilă

Implementarea relației (5.19) pentru un etaj de procesare separabilă ACFC este prezentată în fig. 5.16.

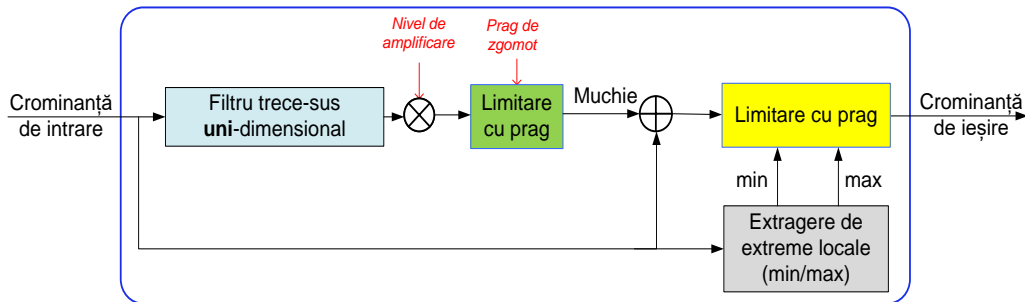


Fig 5.16 Structura generică a unui etaj de procesare ACFC separabilă

Pentru reducerea suplimentară a costului de implementare, se propune înlocuirea detecției de muchii cu două filtre separabile, cu un nucleu unic de filtrare neseparabil, având răspunsul la impuls circular-simetric. Totodată, pentru reducerea amplificării aliasingului potențial din imagini, se propune ca o nouă contribuție personală, înlocuirea filtrului de diferențiere trece-sus cu un filtru trece-bandă bidimensional. Cel mai simplu filtru de diferențiere circular simetric cu prezervare de fază este filtrul LoG descris în paragraful 4.6.1.

Optimizarea propusă implică substituirea nucleelor de filtrare unidimensionale cu un singur nucleu de filtrare bidimensional. Aceasta conduce la reducerea celor două etaje cascade de ACFC din fig. 5.15, la un singur etaj, conform arhitecturii prezentate în fig. 5.17, respectiv fig. 5.18:

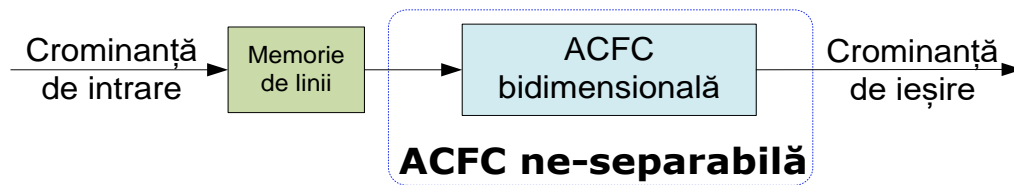


Fig 5.17 Structura generică a algoritmului de ACFC ne-separabilă

Figura 5.18 prezintă structura de ACFC cu operator bidimensional de extragere a tranzițiilor de cromaticitate. Prezența unui nucleu de filtrare trece-bandă este justificată de necesitatea menținerii efectelor de aliasing la valori coborâte.

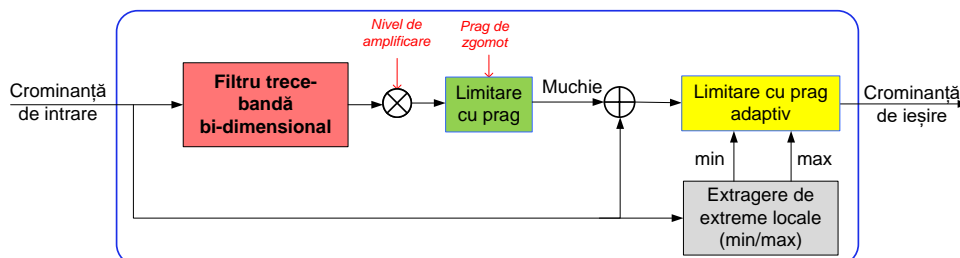


Fig 5.18 Structura algoritmului cu procesare ACFC ne-separabilă

Evaluând algoritmul de ACFC pe imagini naturale cu conținut mixt de tranziții puternice și de detalii, se poate observa că limitarea detaliilor produce efecte nenaturale vizibile. Acestea sunt similare cu cele descrise pentru aplicarea nediscriminatorie a limitării cu prag atât asupra tranzițiilor de luminanță puternice cât și asupra detaliilor (vezi paragraful 4.9). Se impune astfel ca separarea detaliilor de luminanță descrisă în paragraful 4.9 să fie extinsă și pentru pixelii de crominanță, conform fig. 5.19.

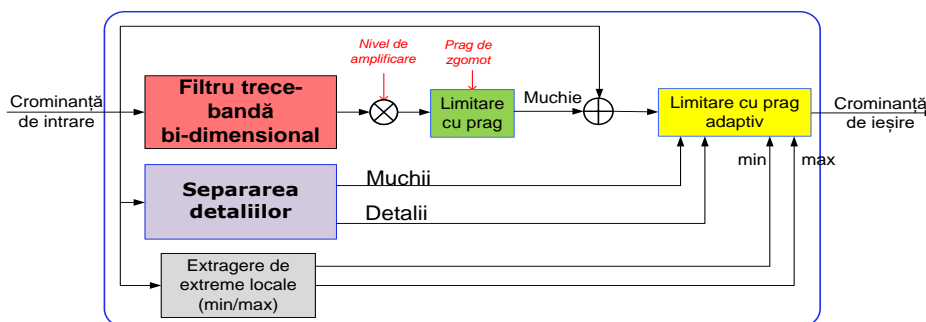


Fig 5.19 Structura algoritmului cu procesare ACFC ne-separabilă

Rezultate experimentale

Evaluarea răspunsului algoritmului de ACFC propus s-a efectuat pe imagini cu tranziții de crominanță puternice suprapuse peste nivele coborâte de luminanță. Astfel, fig. 5.20 prezintă rezultatele procesării imaginii "Bare de culoare". Imaginea originală este conținută în fig. 5.20(a), iar rezultatul ACFC este prezentat în fig. 5.20(b). Se poate observa accelerarea tuturor tranzițiilor de culoare din imaginea originală, precum și lipsa oricăror supracreșteri de-a lungul muchiilor accelerate.

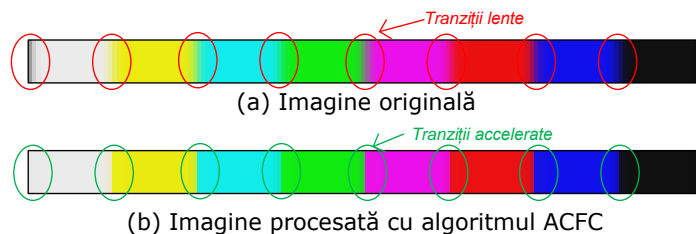


Fig 5.20 "Bare de culoare" - procesare cu algoritmul de ACFC neseparabil

Rezultatele procesării ACFC cu separarea detaliilor sunt analizate pe imaginea "Flori de câmp" din fig. 5.21. Se poate observa că rezultatul procesării cu ACFC și separarea detaliilor din imaginea (c) prezintă muchii și detalii accelerate cu un aspect extrem de plăcut, datorită evitării limitării cu prag a detaliilor de cromaticitate.



(a) Imagine originală

Efecte nenaturale *Efecte de scară*



(b) Imagine procesată cu algoritmul ACFC **fără** separarea detaliilor

Amplificare cu aspect natural



(c) Imagine procesată cu algoritmul ACFC **cu** separarea detaliilor

Fig 5.21 "Flori de câmp" - procesare cu algoritmul de ACFC neseparabil și separarea detaliilor de cromaticitate

5.2.4. Structura ACF finală

Structura finală a algoritmului de ACF este prezentată în fig. 5.22 și combină toate funcționalitățile descrise pe parcursul capitolelor 4 și 5.

Se observă operarea în paralel a corecțiilor de luminanță cu cele de cromatică, precum și re folosirea detectoarelor de culoare pentru corecțiile de muchii și pentru cele de pixel.

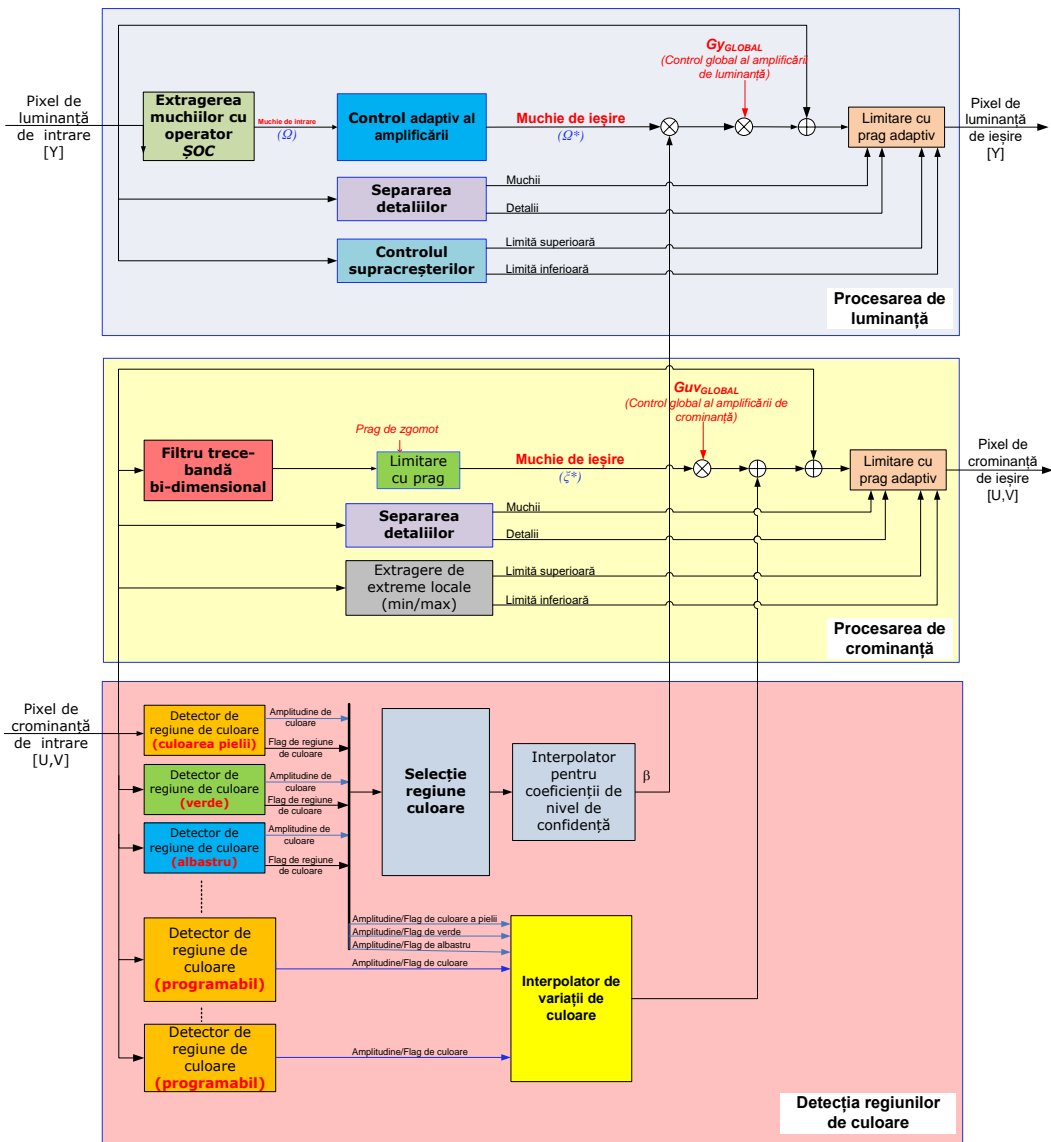


Fig 5.22 Structura paralelă ACF cu control adaptiv al amplificării muchiilor și al culorilor

5.3. Super-rezoluția

5.3.1. Introducere

Dimensiunile și rezoluțiile crescânde ale dispozitivelor de afișaj, au contribuit la necesitatea stringentă de a oferi soluții tot mai performante, flexibile și eficiente pentru procesarea surselor video de cele mai diverse rezoluții. Introducerea formatului 4K a condus la necesitatea introducerii de procesări tot mai performante pentru toate rezoluțiile video. Obiectul acestor procesări se referă atât la sursele de înaltă definiție (HD), cât și la sursele video de rezoluție standard (SD) sau în format CIF (de pe internet) compresat și adesea puternic decimat spațial și/sau temporal.

Această evoluția tehnologică a dispozitivelor de afișaj a condus la o schimbare de fond a semnificației termenului de "rezoluție". Dacă inițial, termenul de "rezoluție" se referea la "numărul maxim de pixeli afișați", noua sa semnificație s-a modificat în "numărul maxim de pixeli **DISTINCTI** afișați". Diferențele dintre cele două definiții sunt fundamentale, pentru că noua semnificație presupune un conținut mult mai mare în detalii a imaginilor scalate la dimensiunile ecranelor de rezoluție înaltă.

Abordarea tradițională a problemei rescalării presupune utilizarea tehnicilor de interpolare spațială, cum ar fi scalarea biliniară sau bicubică cu filtre polifazice nedirecționale sau direcționale. După cum s-a arătat în capitolul 3, metodele de scalare polifazică permit modificarea dimensiunilor imaginilor, dar nu reușesc să ofere și o creștere a rezoluției efective a acestora. Explicația rezidă în faptul că eșantioanele interpolate prin filtrare polifazică nu conțin informație "nouă", ci doar contribuții ponderate ale eșantioanelor originale vecine.

Eforturile ultimilor ani s-au concentrat pe găsirea unor metode eficiente de scalare a imaginilor care să permită și îmbogățirea conținutului de detalii, fie prin recuperarea eșantioanelor eliminate în decursul procesului de decimare, fie prin crearea unor eșantioane noi, care să înlocuiască termenii interpolați altfel produși prin metodele clasice de scalare.

Denumirea generică a acestor metode este de super-rezoluție. Super-rezoluția este astfel procesul de recuperare a unei imagini de înaltă rezoluție (HR) dintr-un set de imagini sau o singură imagine de rezoluție redusă (LR). Denumirea de super-rezoluție provine din faptul că frecvența de eșantionare a eșantioanelor reconstruite (HR) este mai mare decât frecvența Nyquist a eșantioanelor din cadrele originale (LR).

Algoritmii de super-rezoluție sunt des folosiți în aplicații din cele mai diverse, toate având ca cerință comună creșterea detaliilor din imaginile finale. Astfel, tehnicile de super-rezoluție au fost aplicate în medicină pentru diagnosticarea precisă pe baza radiografiilor sau a imaginilor de RMN. NASA a recurs la tehnici de super-rezoluție pentru scalarea dimensiunilor și creșterea detaliilor din imaginile planetelor și ale altor obiecte cerești. O altă arie de aplicabilitate a tehnicilor de super-rezoluție este legată de identificarea cu mai mare acuratețe a obiectelor înregistrate de sistemele de supraveghere. Un exemplu particular sunt sistemele de citire automată a numerelor de înmatriculare de autovehicule în mișcare.

Câteva dintre metodele de super-rezoluție menționate în literatură [122] sunt:

- Metode de modificare a dimensiunilor imaginilor originale cu creșterea rezoluției prin determinarea mișcării din imagini. Aceste metode se regăsesc în literatură și sub denumirea generică de **super-rezoluție temporală (SRT)** [14], [86], [123], [124], [125]

- Metode de modificare a dimensiunilor imaginilor originale cu creșterea rezoluției pe bază de exemple (dicționare) (**super-rezoluție** pe bază de exemple - *SRE*) [126], [127], [128], [129], [130], [131]
- Metode spațiale de restaurare a imaginilor fără modificarea dimensiunilor acestora, dar cu creșterea rezoluției imaginilor originale (**super-rezoluție spațială** - *SRS*) [132], [133], [134], [135], [4]

Figura 5.23 prezintă modelul tipic de degradare al imaginilor originale HR în imagini de rezoluție scăzută LR. Scenele naturale analogice inițiale sunt distorsionate de factori atmosferici sau optici, chiar înainte de a fi achiziționate de sistemele de digitizare. Imaginile digitale sunt apoi supuse unor surse de distorsiune dintre cele mai diverse: pornind de la distorsiuni datorate vibrațiilor dispozitivului video-captor, până la distorsiuni de procesare sau de compresie introduse de restul etapelor de procesare din sistemul digital.

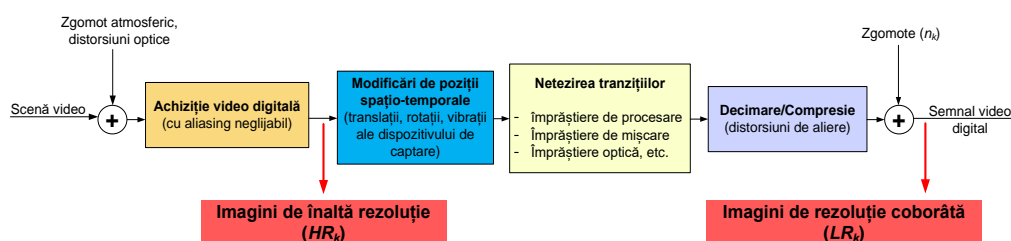


Fig 5.23 Modelul de observație pentru producerea de imagini LR din imagini HR

Metodele de super-rezoluție temporală (SRT)

Metodele de super-rezoluție temporală (SRT) produc imagini de rezoluție ridicată (HR) prin reconstruirea eșantionelor lipsă din imaginea curentă pe baza vecinilor temporali de rezoluție coborâtă (LR). Fiecare dintre imaginile LR permite adăugarea unui nou set de ecuații liniare, necesar pentru extragerea intensității pixelilor reconstruiți din imaginea HR. Setul de ecuații liniare astfel obținut devine determinat, doar pentru un număr suficient de ridicat de imagini LR cu conținut de mișcare fracționar [86], [123], [124], [125], [14].

Tehnicile de SRT exploatează aliasingul din imaginile LR pentru a produce imaginile de rezoluție ridicată HR. Din punct de vedere teoretic, super-rezoluția temporală are capacitatea de a recupera un număr oricât de mare de eșantioane, dacă numărul de candidați LR este cel puțin dublu, iar evoluția temporală a eșantioanelor existente produce valori fracționare ale vectorilor de mișcare asociați.

Procesul de estimare a mișcării este un proces complex, necesitând o căutare extrem de costisitoare și adesea iterativă a schimbării poziției obiectelor în imagini succesive. Informația de mișcare rezultă prin determinarea corelației maxime la nivel de pixel fracționar a grupurilor de pixeli similari din imaginile LRI învecinate.

În literatură s-au propus mai multe soluții ale problemei: de la abordarea în domeniul frecvență propusă de Tsai și Huang [136], la abordări în domeniul spațial, cum ar fi interpolarea pe grilă neuniformă a canalului de luminanță, propusă de Ur și Gros [137], respectiv pe canalele de luminanță și de crominanță propusă de Shah și Zakhor. Milanfar și Takeda au propus o metodă bazată pe undișoare [138, 139], iar Bose a propus o metodă de reducere a erorilor de înregistrare bazată pe minimizarea erorii pătratice minime [140]. Pentru stabilizarea procesului de

regularizare a imaginilor s-au propus metode iterative stohastice (Bayesiene) bazate pe estimarea probabilității maxime a posteriori [141], [142], respectiv metoda proiecției pe seturi convexe POCS [143], [144].

Metoda POCS este relativ simplă și exploatează caracteristicile modelului de observație spațial al imaginilor. De asemenea permite includerea convenabilă a informației a priori din imaginile LR. Dezavantajul major al metodei este legat de costul implementării cerut de caracterul iterativ, precum și de convergența lentă care conduce la imposibilitatea implementării unor soluții în timp real al metodei.

O abordare extrem de interesantă este metoda iterativă de proiecție înapoi a erorilor propusă de Irani, Zomet, Cohen, respectiv Peleg [145], [146], [147], [148].

În această abordare, imaginea HR este estimată prin proiecția înapoi a erorilor dintre imaginile LR originale și imaginile LR registrate (imaginile interpolate cu vectori de mișcare fracționari). Procesul de proiecție înapoi este repetat iterativ pînă când se obțin erorile minime.

Metodele *SRT* presupun așadar o extragere a vectorilor de mișcare dintre vecinii LR în ideea de a identifica poziția în imaginile LR a grupurilor de pixeli corelați.

Pentru a putea fi incluși în procesul de fuzionare a imaginii HR, pixelii de coordonate identificate a fi deplasate, sunt interpolați la coordonatele pixelilor HR printr-un proces denumit registrare.

Un exemplu de grilă temporală utilizată de metodele de *SRT* este prezentată în fig. 5.24. În exemplul prezentat, pentru producerea unei imagini HR sunt necesare 7 imagini consecutive învecinate temporal. Informația de mișcare extrasă la nivel fracționar prin tehnici specifice de estimare a mișcării, este apoi utilizată pentru interpolarea temporală a pixelilor din cadre succesive. Această operație este denumită în literatură "compensarea mișcării". În practică, rezultate foarte bune de reconstrucție a rezoluției originale, au fost obținute folosind 13 eșantioane LR succesive.

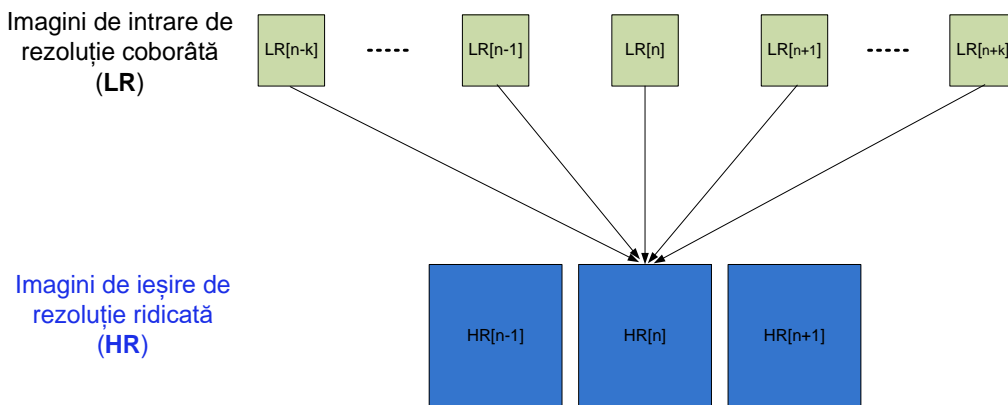


Fig 5.24 Grila temporală utilizată de *SRT*

În fig. 5.25 se prezintă procesul de reconstrucție temporală a unei imagini HR din vecinii temporali LR. Vecinii temporali LR se presupune a fi fost deja registrați, având astfel coordonate spațiale dispuse pe Grila de ieșire HR.

Numărul mare de eșantioane temporale LR necesar pentru sintetizarea unei imagini HR a condus la limitarea domeniilor de utilizare ale abordării temporale doar pentru aplicații care permit prelevarea mai multor imagini LR ale aceleiași scene video, și unde nu se impun constrângeri de execuție în timp real.

În plus, dat fiind conținutul aleator al mișcării din secvențele video, condiția de valori fracționare impusă asupra vectorilor de mișcare reduce dramatic aria de aplicabilitate a metodei *SRT*.

În special pentru circuite ASIC, unde costul este determinant, orice abordare devine prohibitivă încă din faza structurală, dacă aceasta necesită mai mult de 10-15 eșantioane temporale, datorită costului extrem de ridicat al memoriilor video, respectiv al limitărilor legate de banda de date necesară manipulării datelor stocate.

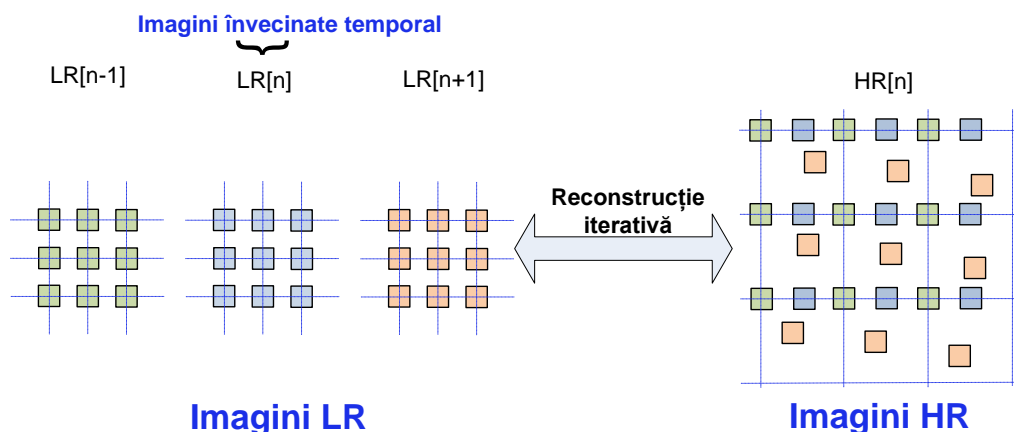


Fig 5.25 Reconstrucția HR be bază de registrarea și interpolarea imaginilor LR

Metodele de super-rezoluție bazată pe exemple (SRE)

Metodele de super-rezoluție bazată pe exemple (*SRE*) încearcă să rezolve o parte din limitările abordării temporale, prin căutarea corelațiilor dintre regiuni de imagine provenind din dicționare neuronale dedicate. Dicționarele sunt obținute printr-un proces de antrenare pe un set reprezentativ de imagini prelevat din imagini de rezoluție LR și HR

Avantajul major al metodelor *SRE* relativ la metodele *SRT*, este că nu necesită informație de mișcare, reconstrucția imaginilor HR fiind adesea posibilă folosind o singură sursă LR. Totodată, pentru seturile de imagini acoperite în decursul perioadei de antrenament, rezultatele *SRE* sunt de o calitate excepțională.

Dezavantajele metodei *SRE* rezultă din caracterul adesea iterativ al acestora, precum și la recurgerea la dicționare neuronale pentru acoperirea unui conținut fundamental aleator din imagini.

Caracterul iterativ este responsabil pentru implementări costisitoare, iar faptul că se bazează pe dicționare, face ca eșantioanele HR obținute să nu constituie întotdeauna replici complet corelate ale imaginilor LR originale. Imaginile astfel obținute sunt de o calitate adesea imprevizibilă, cu un aspect artificial și necorelat cu imaginile LR originale, motiv pentru care sunt adesea denumite și "halucinații" [130]

Metodele combinate de super-rezoluție (SRT + SRE)

Scopul metodelor *SRT* și *SRE* este de a recupera eșantioanele de imagine de înaltă rezoluție care nu se regăsesc în mod explicit în nici unul dintre cadrele video LR "disponibile"[130]. Pentru *SRT*, frecvențele înalte de recuperat se regăsesc în imaginile LR consecutive, iar pentru metodele *SRE* aceste frecvențe se regăsesc în dicționarele de imagini HR.

În [130] se propune o metodă recursivă, bazată pe observația că din punct de vedere statistic, imaginile conțin regiuni cu faze diferite care se repetă de-a lungul diverselor rezoluții de imagine. Corelarea acestor regiuni face ca reconstrucția HR să fie posibilă pornind chiar de la o singură imagine LR.

Dezavantajele majore ale soluției decurg din limitările fiecăreia dintre cele două metode în parte: astfel caracterul iterativ și includerea compensării mișcării rezultă într-un cost ridicat, iar imposibilitatea de a produce dicționare HR reprezentative pentru caracterul fundamental aleator al imaginilor conduce adesea la rezultate de calitate imprevizibilă.

Metodele de super-rezoluție spațială (SRS)

În situația în care se urmărește îmbogățirea componentelor spectrale originale în lipsa informației fracționare de mișcare, metodele preferate de super-rezoluție sunt fie metodele *SRE*, fie metodele spațiale (*SRS*).

După cum s-a arătat anterior, metodele *SRE* prezintă limitări fundamentale, legate de calitatea imprevizibilă a imaginilor HR produse, rezultată din imposibilitatea metodelor de a acoperi prin antrenarea rețelelor neuronale caracterul aleator al imaginilor video reale.

Pe de altă parte, metodele *SRT* nu permit îmbogățirea imaginilor HR decât în prezența valorilor fracționare de mișcare. După cum s-a amintit în paragraful anterior, condiția de mișcare de nivel fracționar între cadrele LR este nu este validă decât rar, ceea ce mărește interesul pentru abordări invariante la mișcare, cum este cazul metodei *SRS*.

Metodele de super-rezoluție spațială constituie un super-set al metodelor de restaurare spațială, cu scopul de a produce imagini HR de o calitate previzibilă, fără informație temporală și fără a se baza pe tehnici neuronale, specifice metodelor *SRE*.

Cel mai adesea, metodele *SRS* nu urmăresc modificarea dimensiunilor imaginii HR și exploatează corelația locală din regiuni adiacente.

Având în vedere că în cele mai multe cazuri, pierderea de detalii, respectiv atenuarea frecvențelor înalte din semnal, se datorează efectelor de netezire introduse de diversele etaje de procesare, soluția care ar oferi avantaje imediate este legată de compensarea acestor efecte.

În cele ce urmează, efectele de netezire a tranzițiilor vor fi denumite generic "împrăștiere", iar pentru procesul de compensare a efectelor de "împrăștiere" se va folosi denumirea generică de "deîmprăștiere". Funcția de transfer asociată procesului de împrăștiere, va fi denumită "*FDI*".

Majoritatea soluțiilor de super-rezoluție fie ignoră prezența *FDI* a tranzițiilor, fie o presupun total sau parțial cunoscută.

Importanța caracterizării complete a *FDI* este esențială, având în vedere că netezirea imaginilor poate avea loc chiar în decursul achiziției optice. Totodată, procesările digitale video în marea lor majoritate, produc într-o formă sau alta un efect de netezire al tranzițiilor.

Pentru compensarea efectelor de împrăștiere s-au propus mai multe soluții de interes, una dintre acestea fiind algoritmul de deconvoluție oarbă introdus de Maitre în [149] respectiv de Milanfar în [150].

Dezavantajul major al acestor metode este costul ridicat al implementării necesitat de extragerea funcției de împrăștiere prin rezolvarea unor sisteme de ecuații liniare.

5.3.2. Super-rezoluția spațială

Scopul cercetării

În încercarea de a genera imagini cu un conținut îmbogățit de frecvențe, marea majoritate a soluțiilor clasice de procesare se bazează pe metode *ACF*.

După cum s-a amintit în capitolul 4, îmbogățirea conținutului de frecvențe prin accelerarea tranzițiilor se bazează pe adăugarea la semnalul original a unor componente armonice de valori arbitrare, obținute prin extragerea muchiilor urmată de amplificarea acestora.

În această situație, singurul scenariu posibil pentru a produce componente spectrale peste frecvențele semnalului original cu metode *ACF*, este de a introduce componente armonice prin limitarea semnalului final. Această situație nu este de dorit, având în vedere că introducerea de armonici artificiale este echivalentă cu introducerea de aliasing puternic în imagini.

Eliminarea zerourilor dintre spectrul de bază și spectrele replicate odată cu reducerea factorului de scalare a imaginilor, crește potențialul de introducere a aliasingului. În special pentru surse de rezoluție nativă sau decimate, spectrele imagine vor fi adiacente sau chiar suprapuse cu spectrul de bază. În aceste situații, orice limitare cu prag a semnalului ar conduce la expandarea necontrolată a conținutului de armonici, producând suprapunerea imediată a spectrelor; imaginile rezultante ar fi puternic aliate, cu aspect artificial și cu un conținut nenatural de frecvențe înalte.

La extrema opusă, pentru mărirea dimensiunilor imaginilor, caracteristica trece-jos a filtrelor de scalare polifazică produce o netezire ("împrăștiere") a tranzițiilor. Efectul este cu atât mai vizibil cu cât factorul de rescalare este mai ridicat.

Se urmărește prin urmare găsirea unei soluții neiterative și cu un cost comparabil cu costul *ACF*, care să permită eliminarea efectelor de împrăștiere și îmbogățirea printr-o metodă analitică a componentelor spectrale finale peste frecvențele limită din imaginea originală.

Prezentare generală

Algoritmul propus constituie obiectul unei contribuții personale a autorului. Un rezumat al soluției propuse pentru compensarea detaliilor din imagini a fost prezentat în [134].

O primă versiune a algoritmului propus face obiectul unei propuneri de brevet de invenții [4] și a fost implementată în întreaga serie de receptoare TV produse de firmele LG, Philips și Vizio.

Soluția a fost prezentată de compania LG la târgul de bunuri electronice de consum de la Berlin (IFA) în 2010, ca și componentă specială a receptoarelor produse de aceasta. Compania a decis în premieră să aduge la meniul de control al tuturor receptoarelor TV de medie și înaltă calitate a facilității de "Super-rezoluție". Câteva fotografii cu prezentarea algoritmului de *SRS* la IFA, respectiv cu meniul de control din receptoarele LG, sunt incluse în ANEXA 3.

Algoritmul de *SRS* urmărește îmbogățirea conținutului de frecvențe a semnalului original pornind de la algoritmul de deconvoluție regularizată propus de Lucy-Richardson în [151], respectiv de Milanfar în [82].

Evitarea procesului iterativ pentru estimarea *FDI* prin metodele propuse de către autorii menționați anterior, a fost obținută cu ajutorul unui banc de undișoare operând în paralel pe mai multe scale de rezoluție ale imaginii originale. Evitarea introducerii de aliasing datorat eventualelor estimări incorecte ale *FDI* este realizată cu ajutorul unui termen de regularizare a imaginii finale.

După cum se va demonstra analitic, algoritmul propus produce într-o manieră analitică o îmbogățire a spectrului final, peste frecvențele maxime din imaginea originală, caracteristică care îl califică în categoria metodelor de SRS.

Modelul de împrăștiere și procesul de deconvoluție

Modelul de împrăștiere este prezentat în fig. 5.26. Se poate observa că netezirea tranzițiilor din imagini este introdusă atât în decursul procesului de achiziție a imaginilor (cu funcția de transfer b), precum și de restul etajelor de procesare digitală (cu funcția de transfer d).

Imaginea provenind din funcția combinată de netezire h , obținută prin convoluționarea funcțiilor de transfer b , respectiv d , este denumită generic "imagine LR".

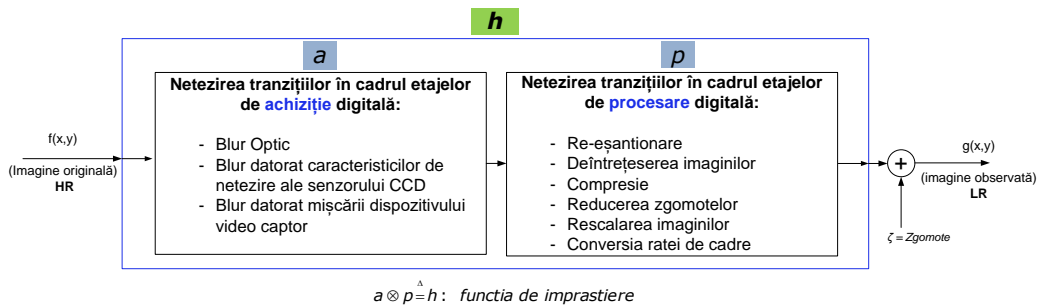


Fig 5.26 Modelul de împrăștiere

Aproximarea efectelor de împrăștiere conform modelului de convoluție din fig. 5.26 este descrisă de relația (5.20).

$$g = h \otimes f + \xi \tag{5.20}$$

unde: g reprezintă imaginea de observație LR cu conținut netezit de tranziții, f reprezintă imaginea HR originală, h reprezintă funcția combinată de FDI, iar ξ reprezintă contribuția componentelor de zgomot aditive.

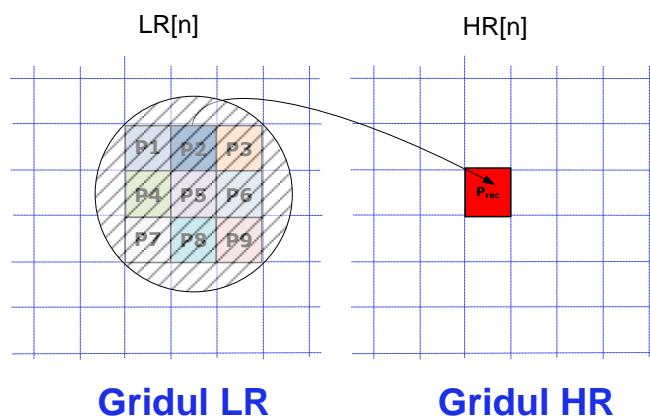


Fig 5.27 Efectele de împrăștiere asupra imaginii HR

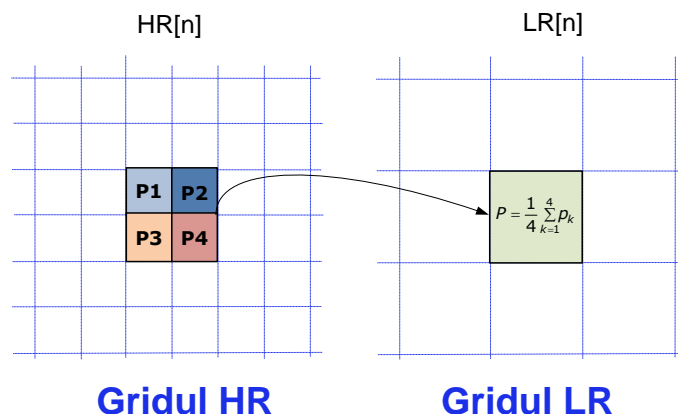


Fig 5.28 Efectele de împrăștiere asupra imaginii HR

Operația de compensare a efectelor de împrăștiere poate fi echivalată cu o operație de deconvoluție a imaginii de observație $g(x,y)$ cu o funcție h^T , aleasă astfel încât să aproximeze cât mai bine funcția de împrăștiere h . [152]

Conform relației (5.20), deconvoluția necesită cunoașterea cât mai precisă a nivelelor de zgomot ξ și a caracteristicilor funcției de împrăștiere h [153], [154].

În literatură sunt menționate două abordări distincte pentru deconvoluția imaginilor: deconvoluția în domeniul frecvență, respectiv deconvoluția în domeniul spațial.

Deconvoluția în domeniul frecvență

Pentru o FDI cunoscută, expresia în domeniul frecvență a relației (5.20) este dată de expresia (5.21):

$$G(k\omega) := H(k\omega) \cdot F(k\omega) + N_k \quad (5.21)$$

unde, $G(k\omega)$, $H(k\omega)$, $F(k\omega)$ sunt reprezentările în domeniul frecvență ale funcțiilor $g(x,y)$, $h(x,y)$, respectiv $f(x,y)$ din relația (5.20). Termenul N_k este reprezentarea în frecvență a componentelor de zgomot ξ .

Procesul de deconvoluție în domeniul frecvență este descris de relația (5.22):

$$f(x,y) := \text{fft}^{-1} \left(\frac{G(k\omega)}{H(k\omega)} \right) + \xi \quad (5.22)$$

Din relația (5.22) se poate observa că deconvoluția în domeniul frecvență presupune o simplă operație de diviziune [153], implementarea acesteia necesitând un cost modic.

Cu toată simplitatea implementării, soluția prezintă dezavantaje majore legate de influența zgomotelor asupra caracteristicilor FDI. În practică, în special pentru condiții de iluminare slabă, zgomotele introduse de dispozitivul video captor pot avea valori extrem de ridicate.

O altă limitare majoră este legată de prezența eventualelor zerouri în FDI. În aceste cazuri, operația de diviziune produce amplificarea masivă a componentelor de amplitudine coborâtă (de exemplu a componentelor de zgomot), datorită împărțirii la zero.

Deconvoluția în domeniul spațial

Soluția propusă se bazează pe un proces de deconvoluție în domeniul spațial [82], în ideea de a evita limitările deconvoluției în domeniul frecvență menționate anterior. [155].

Prin urmare, extragerea imaginii inițiale din relația (5.20) în domeniul spațial, necesită o operație inversă conform relației (5.23)

$$f(x, y) := h^T \otimes g(x, y) + \xi \quad (5.23)$$

Se poate observa că obținerea unor rezultate optime pentru imaginea $f(x, y)$ este determinată de cunoașterea cât mai corectă a caracteristicilor FDI și a nivelelor de zgomot din imagine.

Profilul suportului spațial al FDI relativ la caracteristicile imaginii este determinant pentru performanțele procesului de deconvoluție; astfel FDI cu suport spațial prea mic nu ar avea abilitatea de reconstrucție a muchiilor originale. La polul opus, un suport spațial al FDI prea mare, ar introduce ripluri vizibile de-a lungul muchiilor, care adesea acoperă detaliile din imagini.

Un FDI necorelat cu imaginea, poate produce în cazuri extreme valori negative ale imaginii rezultante. Evitarea acestei situații presupune definirea FDI pe o grilă cât mai densă, respectiv dacă evaluarea este efectuată pe rezoluții cât mai mari. În general, obținerea unor valori negative ale imaginii HR indică o depășire a numărului maxim de iterații permis. În această situație, imaginea finală corespunde ultimei iterații pentru care nu au fost generați pixeli de amplitudine negativă.

De asemenea, o aproximare mai bună s-ar putea atinge dacă măsurarea FDI s-ar efectua pe o grilă mai densă. Creșterea densității grilei de măsurare poate fi obținută combinând informația din regiuni translatate fracționar provenind din imagini succesive sau chiar din aceeași imagine. [116]

Abilitatea algoritmului de a controla nivelul de amplificare al muchiilor și al detaliilor rezidă în cunoașterea nivelului de zgomot. Astfel, pentru creșterea valorii RSZ final, este esențial ca algoritmul să poate oferi un control adaptiv al amplificării muchiilor și a detaliilor funcție de nivelul de zgomot local.

Algoritmul Lucy-Richardson (ALR)

Dintre algoritmi de deconvoluție spațială menționați în literatură, algoritmul Lucy-Richardson (ALR) [151] atrage atenția datorită performanțelor acestuia. Din punctul de vedere al implementării, dezavantajul major al algoritmului este legat de caracterul iterativ al procesului de extragere a FDI .

Algoritmul ALR este un algoritm statistic de deconvoluție, derivat din teorema lui Bayes, ce converge iterativ spre soluția de probabilitate logaritmică maximă, pentru distribuții Poisson ale datelor de intrare

Relația (5.24) prezintă procesul de convergență al algoritmului ALR, prin maximizarea soluției expresiei (5.20) [151]:

$$f_j^{(m+1)} := \left(H^T \oplus \frac{g_j^{(m)} + \xi}{(f \otimes H)^{(m)}} \right) = \left(\sum_i \frac{g_j + \xi}{\sum_n (f_n^{(m)} h_{i,n})} h_j \right) f_j^{(m)} \quad (5.24)$$

unde: H reprezintă funcția de împrăștiere (denumită și FDI), $m+1$ reprezintă numărul iterației curente, f reprezintă imaginea reconstruită, g reprezintă imaginea de observație, ξ reprezintă componentele de zgomot aditiv, h reprezintă coeficienții FDI (funcția H), iar i, j reprezintă pozițiile orizontală, respectiv verticală a pixelilor curenți.

Cu mici manipulări de variabile, relația (5.24) devine:

$$f^{(m+1)} = f^{(m)} \left[H^T \left(\frac{g_i}{Hf^{(m)}} \right) \right] \quad (5.25)$$

Din relația (5.25) se poate observa că, algoritmul ALR necesită, similar cu abordarea în frecvență, un circuit de divizare operând de această dată în domeniul spațial.

Avantajul major al soluției spațiale se datorează faptului că zgomotele sunt mult mai bine localizate în domeniul spațial decât în domeniul frecvență. De aici rezultă și faptul că amplificarea zgomotelor prin operația de împărțire, este mult redusă relativ în domeniul spațial relativ la abordarea în frecvență.

Distribuția Poisson, cu funcția de probabilitate conform relației (5.26) [156], [157] oferă calculul probabilității distribuției unui număr k de evenimente într-un interval de timp determinat.

$$f(n | \lambda) = \begin{cases} e^{-\lambda} \frac{\lambda^n}{n!}, & n \in \{0, 1, 2, \dots\} \\ 0, & \text{în rest} \end{cases} \quad (5.26)$$

unde: n reprezintă numărul de evenimente, λ reprezintă numărul așteptat, sau valoarea medie a numărului de evenimente înregistrate în intervalul de timp; deviația standard a acestei distribuții este egală cu rădăcină pătrată a valorii medii.

Forma distribuției Poisson pentru diferite valori ale parametrului n este prezentată în fig.5.29 [157].

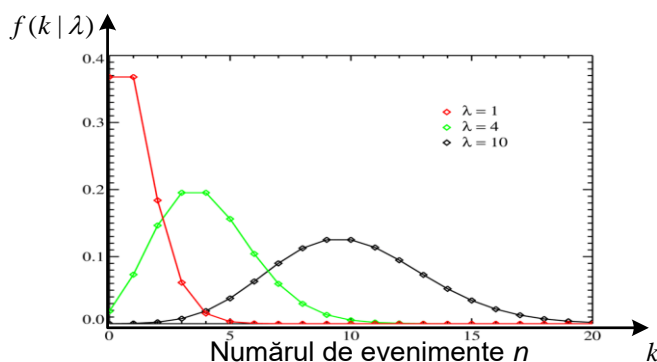


Fig 5.29 Funcția de distribuție Poisson

Pentru operatori FDI cu răspunsul la impuls circular și simetric, operația de corelație devine convoluție, conform relației (5.27):

$$H^T = H \quad (5.27)$$

Egalitatea din relația (5.27) permite ca operația de corelație din relația (5.25) să poată fi redusă la o operație de convoluție, conform relației (5.28):

$$f^{(m+1)} = f^{(m)} \left[H \left(\frac{g_i}{Hf^{(m)}} \right) \right] \quad (5.28)$$

unde: variabila m reprezintă numărul iterației curente.

Relația (5.28) reprezintă forma finală a *ALR* așa cum a fost introdus în [151]; se poate observa ponderarea fiecărui pixel din imaginea HR reconstruită cu valori obținute din raportul imaginii de observație și operatorul *FDI*.

Demonstrația algoritmului ALR

O demonstrație a algoritmului *ALR* este prezentată pe larg în [151], iar o variantă adaptată a acestei demonstrații la terminologia lucrării de față este inclusă în ANEXA 3.

Analizând forma finală a algoritmului *ALR* din relația (5.28) și (9.7) (vezi ANEXA 3), se poate observa că:

- termenul H^T se reduce la forma netranspusă pentru o *FDI* circulară și simetrică, conform relației (5.27)
- numitorul $Hf^{(m)}$ constituie de fapt setul de ponderi aplicați pixelilor curenți $f(i,j)$ pentru iterația t .
- ponderile trebuie să respecte condiția de răspuns unitar, conform relației (5.29)

$$H \left(\frac{g}{Hf} \right) = 1 \quad (5.29)$$

Din relația (5.29) se poate observa că imaginea deconvoaluită de algoritmul *ALR* este produsă prin multiplicarea fiecărui pixel din imaginea de observație g , cu o pondere obținută din raportul dintre pixelii reconstruiți și produsul de convoluție dintre pixelii originali și operatorul *FDI* ales.

Structura etajului de deconvoaluită

Structura termenului de deconvoaluită $\left(\frac{g_i}{Hf^{(m)}} \right)$ din relația (5.28) este prezentată în fig. 5.30 de mai jos.

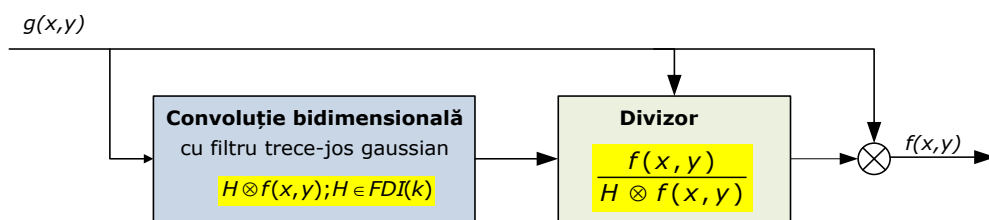


Fig 5.30 Structura etajului de deconvoaluită din *ALR*

Se poate observa simplitatea structurii. De menționat că operația de împărțire nu necesită o implementare scumpă, având în vedere că rezultatul împărțirii nu poate fi mai mare decât unitatea.

5.4. Algoritm de super-rezoluție spațială (SRS)

Algoritm *ALR* a fost inițial conceput fără constrângeri de execuție în timp real, fiind dedicat reconstrucției observațiilor astronomice, fiind necesare sute de iterații ale *FDI* pentru reconstrucții de calitate ale obiectelor cerești.

Utilizarea algoritmului ca atare pentru aplicații de timp real ar necesita accelerarea semnificativă a convergenței prin cunoașterea apriori a funcției de împrăștiere.

Problema deconvoluției este mult simplificată în cazul procesării imaginilor video, având în vedere că gradul de împrăștiere al muchiilor în acestea este mult mai redus decât în astronomie. De exemplu, imagini de calitate acceptabilă au fost obținute pentru trei iterații ale algoritmului *ALR* aplicate pe imagini de rezoluție standard.

Cu toate acestea, chiar pentru acest număr redus de iterații, algoritmul *ALR* rămâne neatractiv pentru implementarea în circuite ASIC, datorită cerințelor specifice de cost și procesare în timp real ale acestora.

Contribuția autorului constă în propunerea unei soluții de deconvoluție neiterativă ("accelerată"), bazată pe estimarea *FDI* în timp real pentru fiecare pixel, pe baza unui banc de filtre de analiză a împrăștierii locale. În această formă, algoritmul a fost implementat în circuite ASIC, fiind, în diferite variante, operațional într-o gamă largă de receptoare *TVD* produse de firme precum LG și Philips.

Controlul amplificării componentelor de zgomot relativ la detalii se realizează prin separarea acestora dintr-un semnal de corecție a compensării obținut din diferența dintre imaginea reconstruită (HR) și imaginea originală (LR). Algoritmul rezultat constituie o contribuție personală a autorului, și după cum se va arăta, produce rezultate superioare relativ la algoritmul *ALR* original, atât din punct de vedere al calității imaginilor, cât și din punct de vedere al costului de implementare. După cum se va demonstra, algoritmul de deconvoluție propus păstrează caracteristicile de super-rezoluție ale algoritmului *ALR* chiar și în lipsa caracterului iterativ.

Pentru desemnarea algoritmului pe parcursul capitolului, se va utiliza notația de *SRS*. (**S**uper-rezoluție **s**pațială).

5.4.1. Expresia variațională a procesului de deconvoluție

Relația (5.29) nu permite controlul separat al nivelului de deconvoluție pentru diferitele regiuni din semnal, operația de deconvoluție fiind efectuată neselectiv pe detalii, muchii, zgomote și pe regiuni fără tranziții.

Se pune astfel problema separării din imaginea HR a componentelor care prezintă modificări introduse de procesul de deconvoluție. Exprimarea procesului de deconvoluție în formă variațională ar permite controlul selectiv al contribuției detaliilor, muchiilor și al zgomotelor asupra rezultatului final.

Relația (5.30) prezintă expresia în formă variațională (aditivă) a procesului de deconvoluție descris de relația (5.28).

$$f^{(m+1)} = f^{(m)} + \Gamma^{(m)} \quad (5.30)$$

unde: termenul Γ reprezintă componenta variațională, sau *de corecție* a semnalului deconvoluționat.

Forma termenului variațional care satisface relația (5.30) este dedusă în relația (9.8) din ANEXA 3 pentru o *FDI* cu răspuns la impuls circular și simetric. Astfel, relația (5.30) poate fi rescrisă conform relației (5.31):

$$f^{(m+1)} \cong f^{(m)} + f^{(m)} H \left(\frac{g_i - Hf^{(m)}}{Hf^{(m)}} \right) \quad (5.31)$$

Termenul aditiv Γ conține corecția introdusă asupra imaginii f originale, și este exprimat de relația (5.32) prin simpla identificare a termenilor din relația (5.31).

$$\Gamma^{(m)} = f^{(m)} H \left(\frac{g_i - Hf^{(m)}}{Hf^{(m)}} \right) \quad (5.32)$$

Expresia numărătorului din relația (5.32) poate fi substituită cu $\Delta^{(t)}$ conform relației (5.33):

$$\Delta^{(m)} = g_i - Hf^{(m)} \quad (5.33)$$

Se poate observa că $\Delta^{(k)}$ este la rândul său în formă variațională, și prin urmare, pentru valori cunoscute ale termenului $Hf^{(t)}$, permite separarea componentelor responsabile de modificările propriu-zise din imaginea HR (termenul g_i).

Structura echivalentă a relației (5.33) este reprezentată de fig. 5.29

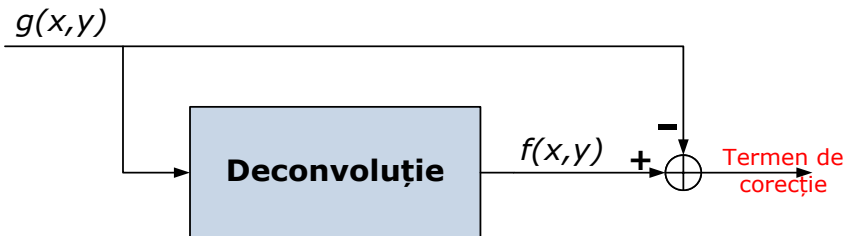


Fig 5.31 Expresia variațională a SRS

Forma variațională finală a procesului de deconvoluție se obține prin înlocuirea relațiilor (5.32), respectiv (5.33) în relația (5.31), conform expresiei (5.34):

$$f^{(m+1)} \cong f^{(m)} + f^{(m)} H \left(\frac{\Delta^{(m)}}{Hf^{(m)}} \right) \quad (5.34)$$

Analizând relațiile (5.33) și (5.34), se pot face următoarele observații:

- Termenul $\Delta^{(m)}$ conține doar diferențele dintre imaginea de observație și cea reconstruită, fiind prin urmare mult mai puțin sensibil la distribuții de zgomot uniforme.
- din punct de vedere arhitectural, separarea termenului de corecție permite controlul facil atât al nivelului corecțiilor aplicate imaginilor LR, cât și al amplificării zgomotelor relativ la nivelul de detalii din imaginea HR generată.

- operația de împărțire a numărătorului $\Delta^{(m)}$ cu termenul de convoluție Hf poate produce pentru valori reduse ale imaginii originale, o amplificare puternică a zgomotelor. Acest aspect constituie o limitare severă a algoritmului și necesită etaje măsuri adiționale de control.

După cum se va arăta în cele ce urmează, problematica amplificării zgomotelor este abordată prin introducerea unui termen de regularizare precum și a unui etaj de limitare cu prag adaptiv al amplificării componentelor de zgomot.

5.4.2. Caracteristicile de super-rezoluție ale algoritmului SRS

Înainte de a continua descrierea algoritmului de deconvoluție, se impune clarificarea condițiilor pentru care acesta prezintă proprietăți de super-rezoluție.

Un sistem de procesare este considerat ca având capabilități de super-rezoluție, dacă în imaginile generate de acesta sunt conținute componente spectrale mai ridicate decât ale imaginilor originale și care sunt totodată corelate cu conținutul original de imagine.

Conform formei variaționale din relația (5.34), orice modificare spectrală introdusă de algoritmul de SRS poate fi atribuită doar termenului aditiv $\Gamma^{(t)}$.

Reprezentarea în domeniul frecvență a formei variaționale a SRS din relația (5.34) este dată de relația (5.35):

$$\mathfrak{F}\{\omega\} = \mathfrak{F}\{f^{(m)} + \Gamma^{(m)}\} = \mathfrak{F}\{f^{(m)}\} + \mathfrak{F}\{\Gamma^{(m)}\} \quad (5.35)$$

Unde expresia în domeniul frecvență a componentei variaționale $\Gamma^{(t)}$ este conform relației (5.32):

$$\mathfrak{F}\{\Gamma^{(m)}\} = \mathfrak{F}\left\{\frac{\Delta^{(m)}}{Hf^{(m)}}\right\} = \mathfrak{F}\left\{\frac{g_i - Hf^{(m)}}{Hf^{(m)}}\right\} \quad (5.36)$$

Prin urmare, expresia în domeniul frecvență a relației (5.34) devine:

$$\mathfrak{F}^{(t+1)}(\omega) = \mathfrak{F}^{(t)}(\omega) + \mathfrak{F}^{(t)}(\omega) \otimes H^T(\omega) \mathfrak{F}\{\Gamma^{(t)}\}(\omega) \quad (5.37)$$

Modificarea spectrală a imaginii de ieșire HR se poate determina evaluând relația (5.35) pentru frecvența limită ω_c a imaginii de ieșire. De menționat faptul că, pentru a permite operația de corelație între termeni, în relația (5.37) s-a păstrat forma transpusă a FDI.

Astfel, relația (5.37) devine:

$$\mathfrak{F}^{(t+1)}(\omega) = \mathfrak{F}^{(t)}(\omega) + \Phi \cdot \sum_{\omega_c} \mathfrak{F}^{(t)}(\omega_c) H^T(\omega - \omega_c) \mathfrak{F}\{\Gamma^{(t)}\}(\omega - \omega_c) \quad (5.38)$$

unde: Φ reprezintă ponderile de normalizare a transformării de frecvență.

Din relația (5.38) se poate observa că termenul $\mathfrak{F}^{(t)} H^T \mathfrak{F}\{\Gamma^{(t)}\}$ este obținut prin însumarea peste întregul interval ω_c , și prin urmare va avea pentru orice valori ale lui ω_c un răspuns în frecvență nenul.

Această observație demonstrează că imaginea HR ($\mathfrak{I}^{(t+1)}(\omega)$) va conține întotdeauna componente spectrale peste valorile ω_c .

Concluzia este extrem de importantă, pentru că evidențiază analitic caracteristicile de super-rezoluție ale algoritmului de *SRS* propus.

Spre deosebire de algoritmii de *ACF*, care amplifică componentele spectrale deja conținute în spectrul semnalului, algoritmul de *SRS* propus are capacitatea de a adăuga componente spectrale corelate peste frecvența limită a semnalului original.

Pentru algoritmul *ALR* original, caracteristicilor de super-rezoluție se manifestă prin adăugarea treptată la fiecare iterație, de componente spectrale suplimentare.

Rămâne de demonstrat că algoritmul de *SRS* propus menține caracteristicile de super-rezoluție chiar în absența iterațiilor.

5.4.3. Termenul de regularizare

În general, termenul de "regularizare" se referă la procesul de introducere de informație adițională proceselor inverse respectiv proceselor cu soluții multiple, sau a celor cu variabile insuficiente.

Regularizarea semnalului de deconvoluție reprezintă o contribuție personală a autorului și rezidă din necesitatea de a controla nivelul amplificării zgomotelor și al muchiilor în decursul procesului de deconvoluție.

Scopul termenului de regularizare este de a introduce o atenuare graduală a semnalului de corecție atât în domeniul spațial, cât și în domeniul frecvență.

Atenuarea spațială se referă la situația în care pixelii implicați în deconvoluție că fac parte dintr-o tranziție puternică, și prin urmare au deja un conținut spectral bogat, care nu necesită amplificare.

Atenuarea în domeniul frecvență se referă la abilitatea de a reduce efectele vizibile ale componentelor de zgomot din regiunile de frecvență ridicată. Astfel, termenul de regularizare produce un răspuns mult redus în regiunile de înaltă frecvență, dacă acesta este produs de muchii de amplitudine coborâtă (spațial).

Introducerea regularizării este facilitată de exprimarea variațională a procesului de *SRS*, conform relațiilor (5.31) și (5.33), precum și de faptul că atât muchiile, cât și zgomotele pot fi de asemenea exprimate ca și variații față de semnalul original.

Forma termenului de regularizare propus pentru algoritmul *SRS* este prezentată în relația (5.39):

$$\rho(x, y)^{(m)} = \frac{G}{|\nabla^{(m)} + \tau|} \quad (5.39)$$

unde: $G \geq 0$ reprezintă un coeficient de amplificare, $\nabla^{(t)} = \frac{\partial f(x, y)^{(t)}}{\partial x \partial y}$ reprezintă

variațiile locale ale semnalului LR, $\tau > 0$ reprezintă un parametru de netezire a răspunsului termenului de regularizare, iar (t) reprezintă numărul iterației curente din cadrul procesului de deconvoluție.

Modalitatea de conectare a termenului de regularizare la restul algoritmului de *SRS* este dată de relația (5.40).

$$f^{(m+1)} = f^{(m)} + \rho^{(m)} \Gamma^{(m)} \quad (5.40)$$

Din relația (5.39) se observă ca termenul de regularizare conține inversa variațiilor locale din semnal. Prezența inversei derivatei semnalului LR în termenul de regularizare, produce un răspuns în domeniul spațial coborât de-a lungul muchiilor, și de nivel mare de-a lungul detaliilor (și implicit al zgomotelor de joasă frecvență).

Atenuarea în domeniul frecvență este necesară pentru a minimiza efectele vizibile ale amplificării zgomotelor în regiunile de frecvențe medii și înalte. Atenuarea se obține prin alegerea pentru extragerea derivatei a unui filtru echivalent trece-sus cu frecvența de tăiere sub $\frac{\omega_c}{2}$.

Pentru evitarea introducerii de salturi locale prin utilizarea unui operator de derivare standard, variațiile $\nabla^{(t)}$ sunt extrase din anvelopa variațiilor din regiuni de dimensiuni $N \times N$ centrate pe pixelul curent. Utilizarea conceptului de anvelopă a semnalului filtrat trece-sus garantează obținerea de variații netede ale termenului de regularizare pentru pixeli succesivi.

Forma propusă pentru extragerea variațiilor din semnal este dată de relația (5.41):

$$\begin{aligned} \nabla_{N \times N}^{MAX}(i, j) &= \max \left(\frac{\partial f(x, y)}{\partial x \partial y} \right)_{i, j = \overline{1, N}} \stackrel{def}{=} \max \{ \max [f(i, j) \otimes h(i, j)] \}_{i, j = \overline{1, N}} \\ \nabla_{N \times N}^{MIN}(i, j) &= \min \left(\frac{\partial f(x, y)}{\partial x \partial y} \right)_{i, j = \overline{1, N}} \stackrel{def}{=} \min \{ \min [f(i, j) \otimes h(i, j)] \}_{i, j = \overline{1, N}} \\ \nabla(i, j) &= \nabla_{N \times N}^{MAX}(i, j) - \nabla_{N \times N}^{MIN}(i, j) \end{aligned} \quad (5.41)$$

unde: i, j reprezintă dimensiunile pe orizontală și verticală ale regiunii de extragere a extremelor locale $\frac{\partial f(x, y)}{\partial x \partial y}$, iar fts reprezintă răspunsul filtrului trece-sus.

Rolul parametrului de netezire $\tau > 0.1$ din relația (5.39) este de a permite utilizatorului accesul la controlul gradului de netezire al procesului de deconvoluție, iar pe de altă parte, pentru evitarea diviziunii cu valori mici (sau zero). După cum se va arăta, rezultate optime se obțin dacă parametrul τ este controlat de nivelul măsurat al zgomotului local.

Structura blocului de regularizare

Structura de implementare a relației (5.41) este prezentată în fig. 5.32. Rezultate bune s-au obținut cu nuclee de filtrare trece-sus de ordinul 5×5 , operând pe un grid de intrare de 11×11 .

Pentru a permite calcularea anvelopei variațiilor pe baza extremelor locale nucleele de filtrare trece-sus conțin 4 elemente de întârziere suprapuse cu nucleele învecinate.

Pentru ordinul 11 vertical și ținând cont de suprapunerea ferestrelor de filtrare, operația necesită cel mult 7 blocuri de filtrare trece-sus operând în paralel pe gridul de intrare.

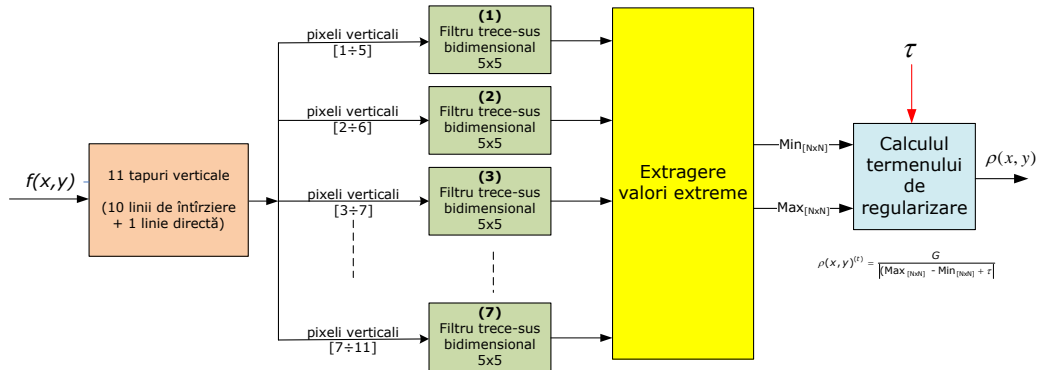


Fig 5.32 Structura extragerii termenului de regularizare

Din considerente de cost, pentru implementarea filtrelor trece-sus, s-a optat pentru cea mai simplă structură bidimensională posibilă, obținută prin scăderea valorii medii a tuturor eşantioanelor de pe suportul spațial din valoarea eşantionului central.

Relația (5.42) descrie generarea anvelopei pe baza filtrului trece-sus de ordinul 5x5, iar fig. 5.33 prezintă structura de implementare a filtrului.

$$\begin{aligned} \nabla_{N \times N}^{MAX}(i, j) &= \max \left\{ \max \left[f(i, j) - \frac{1}{25} \sum_{m=1}^5 \left(\sum_{n=1}^5 f(i+m, j+n) \right) \right] \right\} \\ \nabla_{N \times N}^{MIN}(i, j) &= \min \left\{ \min \left[f(i, j) - \frac{1}{25} \sum_{m=1}^5 \left(\sum_{n=1}^5 f(i+m, j+n) \right) \right] \right\} \\ \nabla(i, j) &= \nabla_{N \times N}^{MAX}(i, j) - \nabla_{N \times N}^{MIN}(i, j) \end{aligned} \tag{5.42}$$

unde: $P_{i,j}$ reprezintă cei 25 pixeli de pe suportul spațial de 5x5 al unuia dintre filtrele trece-sus, iar i și j reprezintă coordonatele spațiale ale eşantioanelor de pe suportul spațial al filtrului.

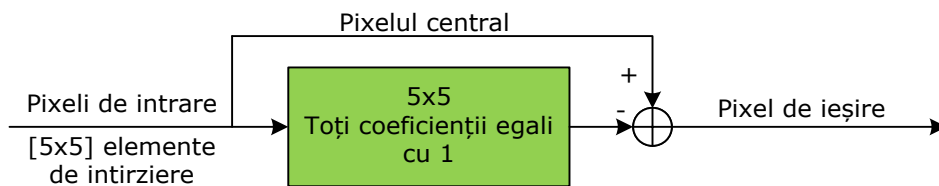


Fig 5.33 Structura filtrului trece-sus bidimensional de ordinul [5x5]

Relația finală a procesului de deconvoluție

Forma finală a SRS este prezentată în relația (5.43) și se obține prin introducerea în forma generală (5.40) a SRS a termenilor de regularizare și respectiv de corecție obținuți conform relațiilor (5.39), (5.41) și respectiv (5.32), (5.33):

$$f^{(m+1)} = f^{(m)} + \rho^{(m)} \Gamma^{(m)}$$

unde :

$$\rho^{(m)} = \frac{G}{|\nabla^{(m)} + \tau|}, \text{cu } \nabla^{(m)} = \nabla_{N \times N}^{MAX} - \nabla_{N \times N}^{MIN} \quad (5.43)$$

$$\Gamma^{(m)} = f^{(m)} H^T \left(\frac{\Delta^{(m)}}{Hf^{(m)}} \right), \text{cu } \Delta^{(m)} = g_i - Hf^{(m)} \text{ si } : H^T = H$$

Analizând relația (5.43) se pot face următoarele observații:

- procesul de SRS necesită cunoașterea de împrăștiere H . După cum s-a amintit, acuratețea cunoașterii FDI are un rol fundamental în calitatea reconstrucției finale. Ca o contribuție personală a autorului, în cele ce urmează se prezintă o metodă de estimare a FDI de tip gaussian
- Pentru simplitate, contribuțiile zgomotelor se presupun a fi parte componentă a imaginii LR și HR, și prin urmare nu sunt explicit menționate în relația (5.43). Influența zgomotelor rămâne însă o problemă majoră a SRS, în special datorită operației de diviziune dintre imaginea HR și cea LR.

Conform celor prezentate în capitolul 2, controlul influenței zgomotelor necesită etaje dedicate de limitare cu prag adaptiv, precum și blocuri dedicate de reducere a zgomotelor specifice din imagini. Ca o altă contribuție personală a autorului, în finalul paragrafului, se prezintă o metodă de control adaptiv a nivelului de zgomot.

5.4.4. Accelerarea procesului de deconvoluție – extragerea FDI

Forma finală a algoritmului de SRS din relația (5.43) presupune reconstrucția imaginii LR originală (f) prin modificarea componentei aditive de corecție. Aceasta se poate realiza prin alegerea răspunsului funcției de împrăștiere (H), respectiv prin modificarea ponderii reprezentate de termenul de regularizare p .

Estimarea FDI

Accelerarea procesului de deconvoluție reprezintă o contribuție personală a autorului și constituie subiectul unei cereri de brevet de invenție [134].

Metoda presupune că funcția de împrăștiere (FDI) este de tip gaussian. Metoda propune o analiză multirezoluție în timp real a imaginii LR, în vederea estimării funcției de împrăștiere care descrie cel mai bine pixelul curent. În domeniul frecvență, criteriul de alegere a funcției optime de deîmprăștiere este determinat de găsirea fereastei gaussiene (vezi relația (4.19)) pentru care răspunsul în amplitudinea al semnalului deconvoluționat este maxim.

Localizarea în domeniul spațial este obținută prin măsurarea amplitudinii variațiilor pixelilor centrați pe suportul spațial utilizat pentru localizarea în domeniul frecvență. Pentru simplitatea implementării, se optează pentru analiza multirezoluție cu un banc de undișoare LoG bidimensionale (vezi relația (4.24)) [158]. Astfel, gradul de împrăștiere al tranzițiilor poate fi estimat pe baza răspunsului fiecărei undișoare LoG din bancul de analiză. Pe lângă proprietățile de localizare spațială a operatorilor LoG, alegerea acestora este justificată și din punctul de vedere al costului redus al implementării oferit de simetria circulară a coeficienților.

Pentru simplificarea materialului, denumirea generică preferată pentru bancul de unde va fi de "AMR" (analizor multirezoluție). Similar, denumirea preferată pentru bancul de filtre de deconvoluție va fi "FDI" (filtre de deîmprăștiere). După cum s-a amintit, filtrele FDI au fost alese de tip gaussian, datorită similitudinii dintre răspunsul la impuls al acestora cu distribuția funcției de împrăștiere. Totodată, proprietatea de separabilitate a funcțiilor gaussiene rezultă în reducerea substanțială a costului de implementare a operației de convoluție.

Conectarea informației de localizare spațială cu localizarea în frecvență se realizează prin împerecherea fiecărui filtru AMR cu un filtru FDI din bancul de deconvoluție, deconvoluția propriu-zisă fiind efectuată cu filtrul FDI care va fi selectat de evaluarea răspunsului AMR.

Procesul de împerechere a filtrelor LoG cu nucleele gaussiene are în vedere satisfacerea principiului de incertitudine al lui Heisenberg, care stipulează că o funcție și transformata ei Fourier nu pot fi localizate simultan. Problema este tratată exhaustiv în literatură, și din motive de spațiu, nu se va insista asupra acesteia.

Conform principiului de incertitudine, obținerea unui filtru cu frecvență de tăiere coborâtă este posibilă doar pentru un suport spațial ridicat. Pentru procesul de filtrare inversă din cadrul algoritmului de SRS, condiția de frecvență de tăiere minimă se inversează. Astfel, estimarea unei FDI cu o frecvență de tăiere cât mai redusă, se poate realiza pentru filtre AMR cu suport spațial minim, deci cu frecvențe de tăiere ridicate.

Accelerarea convergenței

Accelerarea convergenței SRS se referă la modularea răspunsului termenului H_f din componența termenului variațional Γ . Din relația (5.43) se poate observa că reducerea frecvenței de tăiere a filtrului H produce o creștere a răspunsului termenului variațional Γ și implicit o creștere a răspunsului global al algoritmului de SRS.

Pentru o FDI de tip gaussian, operația de accelerare a convergenței implică modificarea parametrului de deviație standard σ din relația (4.19) conform relației (5.44):

$$\sigma^* = \alpha \cdot \sigma \quad (5.44)$$

unde: σ^* reprezintă deviația standard modificată, α reprezintă factorul de accelerare al convergenței, iar σ reprezintă deviația standard a filtrului gaussian de plecare. Rezultatele experimentale din partea finală a capitolului au fost generate pentru un FDI de plecare având $\sigma=0.5$.

Împerecherea optimă a filtrelor AMR cu filtrele FDI a fost obținută pe cale experimentală, pornind de la constrângeri dictate de costul implementării, cum ar fi de exemplu ca suportul spațial al bancului AMR să nu depășească 13 pixeli. Filtrele din bancul AMR au fost proiectate astfel încât împărțirea în benzi de frecvență a spectrului original să permită extragerea optimă a funcției de deîmprăștiere.

Evaluarea împerecherii optime a filtrelor AMR cu FDI s-a bazat pe criterii subiective, procesul necesitând sute de iterații ale coeficienților filtrelor. S-au folosit imagini naturale și sintetice cu diverse grade de împrăștiere a tranzițiilor. Din motive de spațiu, în lucrarea de față nu se prezintă decât variantele finale ale filtrelor AMR și FDI.

Bancurile de filtrare

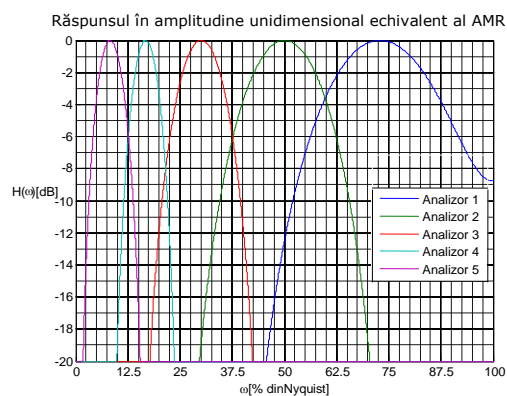
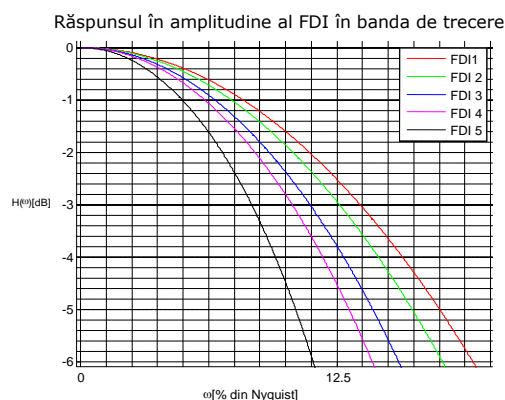
Filtrele LoG au oferit rezultate acceptabile pentru analiza AMR cu benzi de frecvență dispuse neliniar (aproximativ logaritmice). Rezultatul este justificat de

ideea de bază a algoritmului *ALR* original, prin care se urmărește maximizarea funcției logaritmice de similitudine. (vezi relația 9.4)

Din punct de vedere al implementării, ordinul maxim al filtrelor LoG a fost limitat din considerente de cost la 11x11. Figura 5.34 prezintă alocarea benzilor de frecvență pentru un banc *AMR* format din 5 undișoare LoG. De menționat că filtrele LoG sunt filtre bidimensionale, cu răspuns circular-simetric, astfel că răspunsurile în amplitudine din fig. 5.34, resp. 5.35 nu reprezintă decât formele echivalente unidimensionale ale răspunsurilor bidimensionale propriu-zise.

Legat de costul implementării, filtrele *FDI* au fost alese de tip gaussian cu același suport spațial cu filtrele *AMR* (11x11). Spre deosebire de filtrele LoG, care nu sunt direct separabile, filtrele gaussiene pot fi foarte eficient implementate în formă separabilă.

În fig. 5.35 se prezintă răspunsurile în amplitudine ale celor 5 filtre *FDI* asociate bancului de analizoare din fig. 5.34. Se poate observa că filtrele *FDI* au frecvențele de tăiere foarte apropiate, tocmai pentru a evita salturi bruște în semnalul deconvoționat final. Valorile scăzute ale frecvențelor de tăiere de 12% ÷ 20% din frecvența Nyquist sunt determinate de accelerarea procesului de deconvoție.

Fig 5.34 Bancul de filtre de *AMR*Fig 5.35 Bancul de *FDI*

Selecția filtrelor candidat din *AMR*

Selecția filtrului optim din bancul de *AMR* este realizată printr-o operație de sortare mediană a răspunsului filtrelor din banc. Sortarea mediană a fost preferată datorită simplității implementării și pentru că minimizează riscul de selecție a unor filtre foarte diferite pentru pixeli succesivi.

Pentru selecția celei mai reprezentative perechi de filtre *AMD-FDI*, se urmărește o variație cât mai monotonă în răspunsul filtrelor din bancul de *AMR*. Se evită astfel riscul de introducere a unor variații majore în imaginea deconvoționată, datorită caracteristicilor potențial foarte diferite ale filtrelor *FDI* selectate pentru pixeli succesivi.

În domeniul spațial condiția de monotonie este dată de relația (5.45):

$$A_{k+1} - A_k \leq T \quad (5.45)$$

unde: k reprezintă indicele filtrelor din analizorul *AMR*, ($k \leq 5$), A_k reprezintă răspunsurile la impuls ale celor k filtre din bancul *AMR*, iar T reprezintă valoarea unui prag constant de comparare.

Un exemplu de selecție pe baza criteriului de monotonie a filtrului optim din bancul de AMR este prezentat în fig. 5.33.

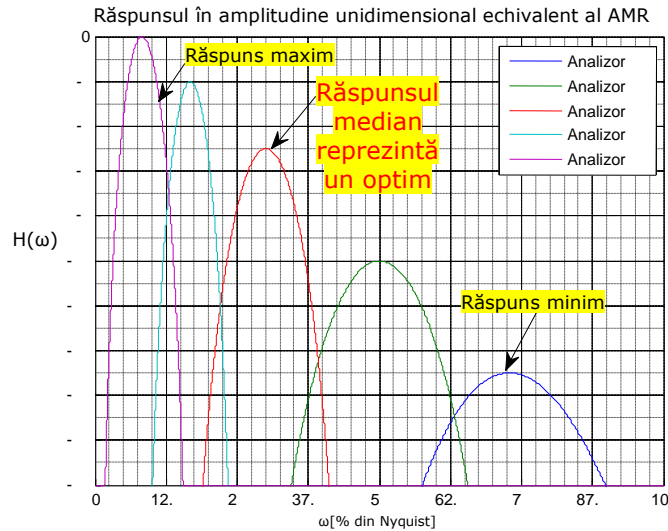


Fig 5.36 Răspunsuri monotone ale bancului de filtre de AMR

Se observă răspunsul monoton descrescător al analizoarelor, precum și valoarea mediană care corespunde analizorului 3.

Figura 5.37 prezintă un exemplu pentru care nu este satisfăcut criteriul de variație monotonă a răspunsurilor AMR.

Pentru această situație, selecția AMR, respectiv deconvoluția se efectuează cu indexul din ultima analiză pentru care s-a obținut monotonie pentru răspunsurile analizoarelor AMR.

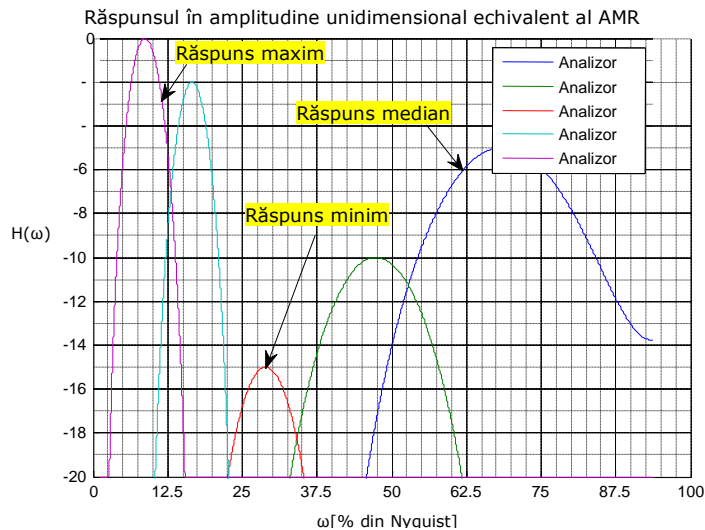


Fig 5.37 Răspunsuri ne-monotone ale bancului de filtre de AMR

Structura algoritmului de accelerare a procesului de deconvoluție

Structura de accelerare este prezentată în fig. 5.35.

Se pot observa cele 5 analizoare operând în paralel pe eşantioanele de intrare, precum și blocul de memorare a ultimei analize AMR corecte.

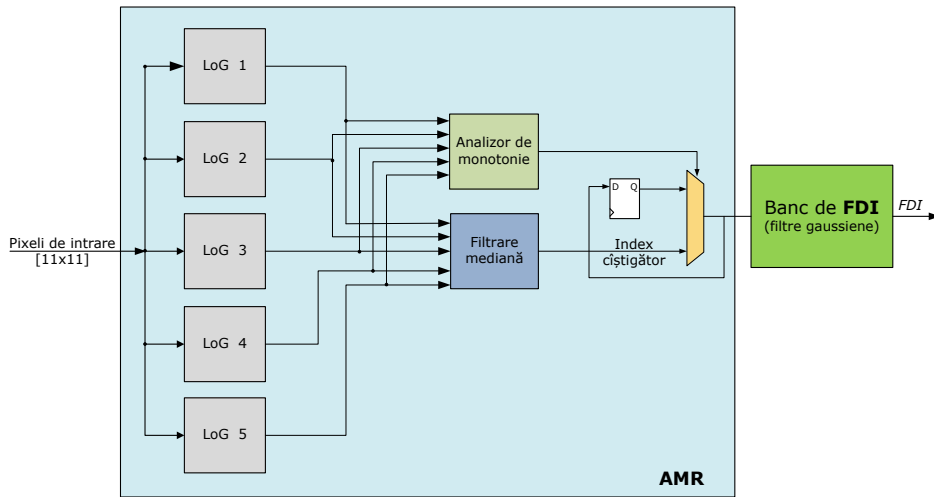


Fig 5.38 Structura algoritmului de accelerare a deconvoluției

5.4.5. Structura algoritmului de SRS

Structura finală a algoritmului de SRS este prezentată în fig. 5.39.

Se observă simplitatea implementării, precum și lipsa oricărei iterații.

Etajul de măsurare al zgomotului analogic este descris în capitolul 2 și apoi reluat în paragraful 5.5, fiind necesar pentru modificarea dinamică a pragului inferior al etajului de limitare în amplitudine, precum și pentru modularea parametrului τ din componența termenului de regularizare.

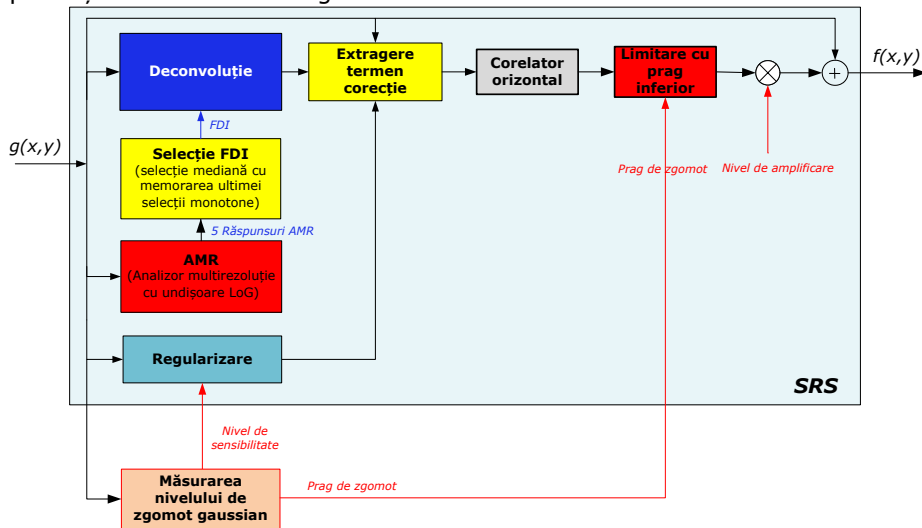


Fig 5.39 Structura algoritmului de super-rezoluție spațială

Rezultate experimentale

Figura 5.38 prezintă rezultatele procesării cu algoritmul de *SRS* (neiterativ) relativ la rezultatul *ALR* după trei iterații pentru imaginea "Flori de câmp" de rezoluție HD. Se poate observa că atât rezultatul produs prin *ALR* după trei iterații, cât și rezultatul algoritmului *SRS* prezintă corecții vizibile în regiunile de detalii. Rezultatele *SRS* prduc o amplificare mai naturală a detaliilor, în special în regiunea brazilor, și în jurul florilor de câmp..



Fig 5.40 Procesarea imaginii "Flori de câmp"

Imaginile "Față" din fig. 5.41 și "Leu" din fig. 5.42 sunt de rezoluție standard (720x480), și au fost selectate pentru evaluarea performanțelor algoritmului pe semnal re-eșantionat. Similar, imaginea "Frunză" din fig. 5.43. este de rezoluție CIF (Pentru aceasta, imaginile originale au fost rescalate la rezoluție HD și apoi procesate cu algoritmi de *SRS*, respectiv *ALR*).

Imaginea din fig. 5.41. conține o multitudine de detalii specifice feței umane, iar fig. 5.42 conține o multitudine de detalii naturale combinate cu muchii puternice. Se poate observa că detaliile sunt amplificate mult mai natural pentru procesarea cu *SRS*. Efectul se datorează mecanismului de deconvoluție cu filtre adaptive pe pixel utilizat de *SRS*.



Fig 5.41 Procesarea imaginii "Față"

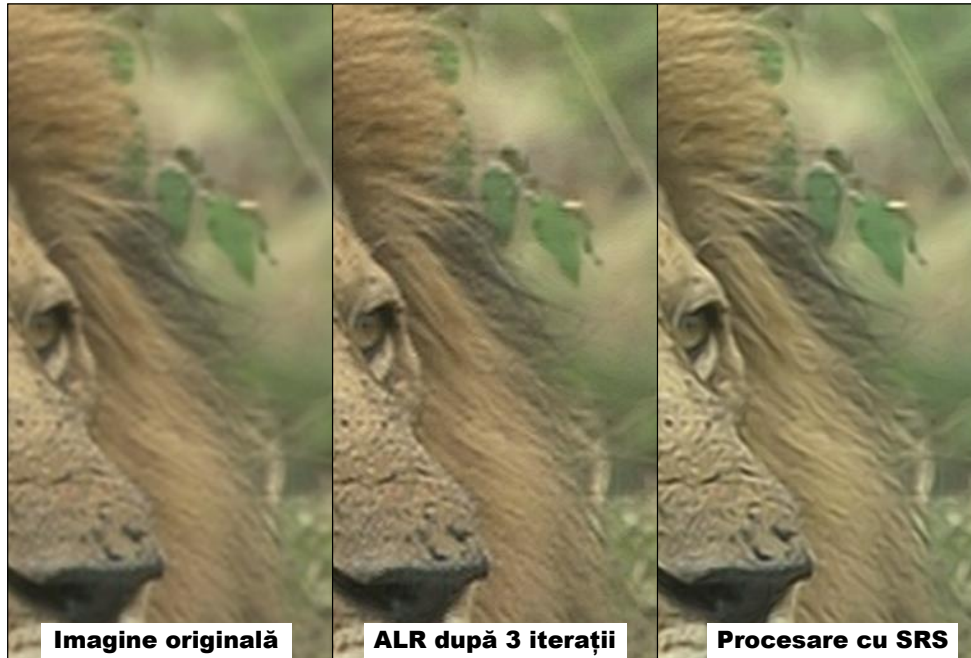


Fig 5.42 Procesarea imaginii "Leu"

Se poate observa că muchiile imaginii din fig. 5.43. nu au fost amplificate exagerat, iar detaliile amplificate de *SRS* sunt mult mai vizibile și mult mai naturale decât pentru *ALR*. Totodată, se poate observa că rezultatul *ALR* conține defecte de aliere foarte vizibile mai ales de-a lungul muchiilor diagonale din coama leului. Aceste defecte nu se regăsesc însă pe rezultatul *SRS*, ceea ce ne indică faptul că termenul de regularizare detectează și atenuează corect muchiile puternice.



Fig 5.43 Procesarea imaginii "Frunze"

5.5. Controlul amplificării zgomotelor

Scopul cercetării

După cum s-a amintit pe parcursul lucrării, una dintre cele mai dificile probleme în prelucrarea imaginilor este cea de control al amplificării zgomotelor. Problema controlului amplificării zgomotelor este esențială, având în vedere că nivelul zgomotelor determină performanțele întregului lanț de procesare video.

Practic, performanțele lanțului de procesare video sunt determinate de abilitatea fiecărui bloc în parte de a controla nivelul zgomotelor. Asigurarea imunității la zgomote este echivalentă cu menținerea unui raport semnal zgomot constant sau supra-unitar de-a lungul întregului lanț de procesare video. Aceasta presupune procesări adaptive la nivelul de pixel, funcție de cunoașterea categoriei predominante de zgomote conținută de fiecare pixel în parte.

S-a amintit că zgomotele din regiunile de frecvențe înalte sunt mult mai ușor percepute de sistemul vizual uman. Prin urmare, dintre toate blocurile funcționale, algoritmi de *ACF* și *SRS* presupun amplificarea conținutului de frecvențe înalte, astfel încât abilitatea de a controla nivelul zgomotelor devine o cerință imperativă cu precădere pentru aceste blocuri.

Paragraful curent constituie practic o sinteză a lucrării de față, prezentând modalitatea de combinare, eficientă și performantă, într-o structură de procesare paralelă, a tuturor algoritmilor elaborați pe parcursul capitolelor 2, 4 și 5.

Structura de procesare propusă constă din conectarea în paralel a algoritmului de *ACF*, cu cel de control al culorilor, respectiv cu algoritmul de super-rezoluție spațială (*SRS*).

Asigurarea imunității la zgomote a fiecăreia dintre structurile menționate, este obținută prin introducerea în paralel cu acestea a unui bloc de măsurare al nivelului de zgomot pe pixel. Se obține astfel abilitatea de a controla nivelul de amplificarea al fiecăruia dintre blocurile componente funcție de nivelul de zgomot local. Se va arăta că structura de măsurare a zgomotelor propusă este obținută eficient, prin modificarea structurii de reducere a zgomotelor analogice și digitale descrisă în capitolul al 2-lea. Informația de zgomot astfel obținută este utilizată pentru modularea pe pixel a pragurilor de limitare inferioară și superioară din cadrul *ACF* și *SRS*.

Structura conceptuală de control al amplificării zgomotelor este prezentată în fig. 5.44.

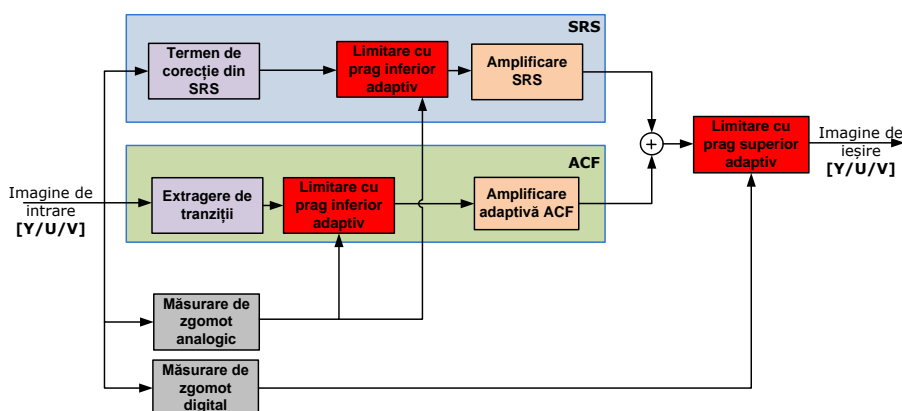


Fig 5.44 Structura blocului de filtrare a zgomotelor analogice cu *FMC*

Se observă că reducerea influenței zgomotelor analogice se obține prin reutilizarea structurilor de măsurare a zgomotelor elaborate în capitolul 2 pentru controlul dinamic al pragurilor de limitare ale circuitelor de limitare existente în structurile de *ACF*, respectiv de *SRS*. Spre deosebire de controlul zgomotelor analogice, care necesită circuite de limitare distincte pentru fiecare funcționalitate în parte (*ACF*, respectiv *SRS*), controlul amplificării zgomotelor digitale poate fi realizat prin modularea pragurilor de limitare superioară ale unui circuit comun. Circuitul comun de limitare este aplicat asupra componentei variaționale combinate, obținută prin însumarea variațiilor de la ieșirile structurilor de *ACF* și *SRS*.

Considerații generale

Semnalul video poate fi corupt de o multitudine de tipuri de zgomote, cele mai de des întâlnite în practică fiind zgomotul gaussian și zgomotele de compresie.

Zgomotul analogic (sau zgomotul alb) este caracterizat de o distribuție uniformă, fiind specific surselor video necomprimate. Datorită nivelului coborât și a distribuției uniforme în bandă, atenuarea zgomotelor analogice nu necesită procesări complexe; de cele mai multe ori, simpla limitare cu prag inferior a variațiilor din semnalul video produce rezultate acceptabile, dacă desigur pragul ales este mai mare decât nivelul de zgomot analogic din imagine.

Răspîndirea informației video compresate a condus la situația în care zgomotele cele mai frecvent întâlnite în practică să fie cele digitale. Sursele principale de informație video de astăzi sunt internetul și suportul optic (DVD, Blu-Ray). Toate aceste surse de semnal video sunt puternic compresate și prezintă zgomote de compresie cu nivele și distribuții spațiale dependente de nivelul tranzițiilor și de rata de compresie aleasă.

Pentru acestea, o complicație suplimentară apare datorită compresiei surselor video analogice, situație în care zgomotele analogice sunt compresate împreună cu materialul video în sine. În decursul acestui proces, zgomotelor analogice sunt combinate cu zgomotele de compresie, fiind practic imposibil de separat de acestea pe baza caracteristicilor de distribuție uniformă.

Datorită mecanismului de generare, zgomotele digitale sunt mai greu de eliminat, procesările implicate fiind mult mai complexe decât în cazul zgomotelor analogice.

Complexitatea menținerii imunității la zgomote prezintă aspecte specifice nivelului de compresie aplicat semnalului video, avînd în vedere că zgomotele de cuantizare se combină cu tranzițiile legitime din imagini.

Astfel, compresia și decimarea severă aplicată imaginilor de pe internet (de exemplu YouTube) reduce puternic conținutul de detalii, introducînd nivele masive de zgomote Mosquito și de blocuri. Fiind de amplitudine ridicată, acestea pot fi ușor confundate cu tranziții legitime, care în urma amplificării cu algoritmi de *ACF* conduc la efecte dezastruoase în imaginile finale. Efectele amplificării zgomotelor devin cu atît mai vizibile în contextul scalării dimensiunilor imaginilor decimate și compresate (de exemplu YouTube), unde pixelii zgomotoși din sursă vor apărea dilatați la dimensiunile de destinație. Calitatea imaginilor rezultate este atît de coborâtă, încât nu permit distingerea tranzițiilor legitime de defectele de compresie.

Subiectul amplificării zgomotelor este o problemă majoră și pentru imaginile de înaltă rezoluție. Exemple tipice în acest sens sunt imaginile de rezoluție standard (DVD), sau de înaltă rezoluție (Blu-Ray). Aceste imagini sunt mai slab compresate și au dimensiuni apropiate de dimensiunile ecranului. În lipsa unei procesări adaptive la zgomote, utilizatorul nu poate decât să accepte un compromis între nivelul de detalii reproduse și gradul de amplificare al zgomotelor din imagini.

Stadiul actual

În marea lor majoritate, sistemele de procesare a imaginilor tratează problema atenuării zgomotelor prin intermediul unor structuri dedicate de reducere a zgomotelor, poziționate înaintea etajelor de procesare spațială. Filtrarea inițială a zgomotelor permite ca etajele ce urmează reducerii de zgomote să opereze pe imagini "curate", simplificând considerabil procesele decizionale ale algoritmilor implicați, și creând premisele obținerii unor rezultate finale de calitate.

Pentru arhitecturile de procesare secvențială a imaginilor, condiția necesară de asigurare a unei amplificări nule a zgomotelor, este ca nivelul de reducere al zgomotelor, să fie egal sau mai mare cu amplificarea tranzițiilor introdusă de algoritmi de *ACF*. Astfel, atenuarea zgomotelor ar trebui să fie cel puțin egală cu nivelele tipice de amplificare a tranzițiilor de (6÷9) dB. Datorită constrângerilor de cost specifice *SoC*, pentru aceste nivele de reducere a zgomotelor, atenuarea detaliilor datorită performanțelor limitate ale structurilor de reducere a zgomotelor se traduce în imagini cu un aspect artificial și șters.

Structura tipică de procesare secvențială a imaginilor cu reducerea zgomotelor este cea din fig. 1.3.

Se poate observa că blocul de accelerare a fronturilor (*ACF*) prezintă un parametru de control al zgomotelor analogice denumit "*Prag de zgomot analogic*". Acest parametru este controlat de blocul de "*Măsurare de zgomot analogic*", care produce o măsurătoare a zgomotului analogic pentru fiecare cadru de imagine. Pentru că blocul de măsurare a zgomotului analogic este în general un bloc opțional pentru majoritatea receptoarelor de *TVD* de calitate medie sau joasă, parametrul amintit pentru controlul *ACF* este programat cu o valoare constantă pentru fiecare din rezoluțiile standard de intrare. Valoarea programată este extrasă experimental funcție de rezoluția semnalului de intrare și de calitatea imaginilor finale.

Receptoarele de *TVD* care includ blocul de "*Măsurare de zgomot analogic*", fac parte din categoria receptoarelor de înaltă performanță, și permit măsurarea pe fiecare cadru a nivelului de zgomot analogic. O asemenea structură a fost prezentată în capitolul al 2-lea. Informația de zgomot pe cadru astfel obținută, permite o procesare adaptivă pe cadre a imaginilor, mai apropiată de caracteristicile semnalului, rezultând în imagini de calitate superioară.

Din punctul de vedere al tratării zgomotelor, limitarea cea mai severă a procesoarelor video este legată de sensibilitatea structurilor de *ACF* la zgomote digitale. Această se datorează absenței informației de zgomot digital din controlul procesării zgomotelor la nivelul *ACF*. Datorită acestei limitări, marea majoritate a receptoarelor de *TVD* fie acceptă compromisul de a reamplifica zgomotele digitale împreună cu tranzițiile legitime, fie recurg la creșterea excesivă a valorii pragului de limitare utilizat pentru controlul zgomotelor analogice, pentru a reduce din influența zgomotelor digitale. Imaginile astfel procesate sunt caracterizate de un conținut extrem de redus de detalii, prezentând un aspect artificial și nenatural.

Există și soluții care prevăd un circuit suplimentar de limitare a zgomotelor după amplificarea tranzițiilor, însă datorită constrângerilor de arie logică specifice *SoC*, performanțele acestor algoritmi sunt extrem de limitate, iar imaginile rezultante prezintă doar îmbunătățiri minore.

În cele ce urmează se prezintă o soluție extrem de eficientă de creștere a raportului semnal-zgomot prin menținerea neamplificată a zgomotelor simultan cu amplificarea tranzițiilor din imagini.

Structura de control a amplificării zgomotelor

După cum s-a amintit în capitolul introductiv 1.3, se propun două alternative de procesare paralelă, care să permită simultan și controlul amplificării zgomotelor (vezi fig.1.4(b), respectiv fig.1.4.(c)).

În structurile amintite, blocurile responsabile de modificarea componentelor spectrale ale imaginilor originale sunt structura de amplificare a tranzițiilor (*ACF*) și cea de super-rezoluție spațială (*SRS*).

Ideea de bază a soluției propuse este de a realiza controlul nivelului de zgomot adaptiv pentru fiecare pixel procesat pornind de la premisa că zgomotul analogic este de amplitudine mică iar cel digital de amplitudine ridicată.

Măsurarea locală a zgomotelor analogice

Măsurarea globală a zgomotului analogic prezentată în capitolul 2 oferă informația asupra evoluției medii a zgomotului analogic, prin determinarea varianței semnalului în regiunea cea mai lipsită de tranziții dintr-un cadru de imagine. Această valoare globală nu poate oferi informații localizate de zgomot pentru fiecare pixel procesat, astfel încât din punctul de vedere al *ACF* sau *SRS*, nivelele de detaliu cu amplitudini peste nivelul local de zgomot, dar sub nivelul global, vor fi considerate zgomote și prin urmare vor fi eliminate.

Prin urmare, pentru reproducerea acestor detalii fine, se impune o separare mai precisă a detaliilor de zgomote, pentru care se propune efectuarea unei măsurători locale. Măsurarea locală a zgomotelor se poate obține prin determinarea valorii medii a variațiilor din imagine pe o fereastră glisantă de [11x11] pixeli, conform relației (5.46):

$$\begin{aligned} d_x &= f \otimes h \\ d_y &= f \otimes h^T \\ NZ_L(x, y) &= \frac{\sum_{i=-5}^5 \left\{ \sum_{j=-5}^5 [f(x+i, y+j) \otimes (d_y(x+i, y+j) \otimes d_x(x+i, y+j))] \right\}}{11^2} \end{aligned} \quad (5.46)$$

unde: $NZ_L(x, y)$ reprezintă valoarea de zgomot analogic la coordonatele x, y măsurată pe imaginea de intrare f ; h reprezintă un nucleu de filtrare cu coeficienții $[-1 \ 2 \ -1]/4$, iar d_x și d_y reprezintă tranzițiile orizontale și verticale din imagine.

Se poate observa că valorile de zgomot astfel obținute sunt puternic afectate de tranzițiile puternice din imagine. Pentru a evita asemenea situații, se propune o ponderare a valorilor de zgomot cu o funcție având caracteristica de transfer din fig. 5.45.

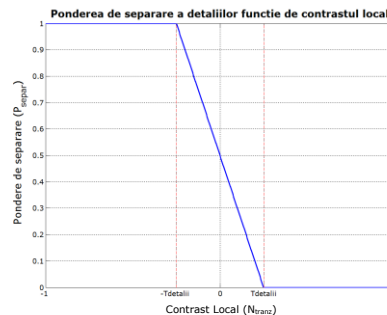


Fig 5.45 Caracteristica de transfer a funcției de ponderare pentru nivelele locale de zgomot

Pentru a oferi o evoluție netedă între pixeli succesivi, valorile de ponderare se propun a fi generate funcție de nivelul contrastului local. Expresia contrastului local a fost elaborată în capitolul 4, fiind obținută din extragerea variațiilor maxime de luminanță dintr-o fereastră rectangulară centrată pe pixelul procesat curent, conform relației (4.38).

Astfel, expresia valorilor locale de zgomot analogic devine:

$$\tilde{NZ}_L(x, y) = NZ_L(x, y) * N_{tranz}(x, y) \quad (5.47)$$

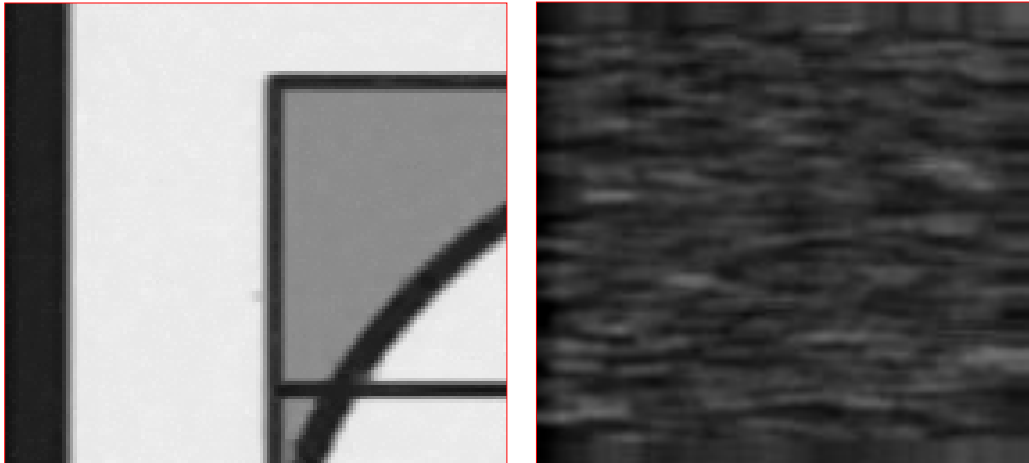
Ținând cont de caracterul statistic al operației de măsurare, efectuarea acesteia pe o fereastră de dimensiuni reduse nu poate oferi aceeași precizie ca și măsurarea globală de zgomot. Din acest motiv, se propune ponderarea valorilor locale cu valorile de zgomot globale, conform relației (5.48):

$$NZ(x, y) = \frac{\tilde{NZ}_L(x, y) + 7 * NZ_G}{8} \quad (5.48)$$

unde: NZ_L și NZ_G reprezintă valorile de zgomot analogic măsurate local, respectiv global.

Pentru că valorile astfel obținute sunt apropiate de valorile globale de zgomot și prezintă variații lente pentru pixeli succesivi, pot fi utilizate pentru controlul pe pixel a nivelelor de amplificare și a pragurilor inferioare de limitare din blocul de *ACF*, respectiv de *SRS*.

Figura 5.46 prezintă rezultatul măsurătorii locale de zgomot analogic pentru imaginea "Monoscope". Din harta zgomotului analogic (fig. 5.46 (b)) se poate observa că nivelele măsurate de zgomot nu sunt corelate cu tranzițiile din imaginea originală și totodată nu prezintă variații locale mari, ceea ce ne indică faptul că algoritmul de măsurare produce rezultate acceptabile.



(a) Imaginea "Monoscope" cu zgomot gaussian

(b) Măsurarea locală a zgomotului gaussian

Fig 5.46 Rezultatul măsurătorii locale de zgomot analogic

Măsurarea locală a zgomotelor digitale

După cum s-a amintit în partea introductivă, din zgomotele digitale fac parte zgomotele Mosquito și zgomotele de blocuri. Zgomotele Mosquito sunt introduse în urma procesului de compresie și apar ca variații de amplitudine ridicate de-a lungul tranzițiilor. Zgomotele de blocuri apar prin compresia regiunilor fără tranziții și apar ca linii verticale și orizontale periodice și de amplitudine ridicată, în regiunile plate din imagini. Pentru că zgomotele digitale prezintă o evoluție similară cu a tranzițiilor legitime, acestea pot fi cu ușurință amplificate de către blocurile de ACF, respectiv de SRS. Pentru reducerea amplificării acestora, se impune măsurarea și localizarea acestora relativ la tranzițiile legitime.

Măsurarea locală a zgomotului digital oferă modalitatea de a reduce influența acestuia asupra imaginii finale și în lucrarea de față, se bazează pe operatorul ILOG prezentat în paragraful 2.5.3.

Pornind de la relația (2.32), relația (5.49) prezintă modalitatea propusă pentru control amplificării zgomotelor digitale.

Se poate observa căm similar cu metoda de filtrare a zgomotelor digitale descrisă în capitolul 2, se propune o limitare a amplitudinii tranzițiilor amplificate la valorile maxime obținute în urma măsurării zgomotelor digitale.

$$\tilde{\Delta} = \min(\max(\Delta, -pLIM, +pLIM)), \tag{5.49}$$

cu : $pLIM = g \cdot dX$

unde: $\tilde{\Delta}$ reprezintă tranzițiile finale filtrate, Δ reprezintă tranzițiile zgomotoase de la ieșirea ACF, respectiv SRS; dX - pragul de limitare specificat conform relației (2.27); g - ponderea programabilă pentru ajustarea tăriei de filtrare a zgomotelor;

Integrarea măsurătorilor de zgomote în structurile de ACF și SRS

În cele ce urmează se prezintă modalitatea de introducere în structurile de ACF, respectiv de SRS a structurilor de măsurare a zgomotelor elaborate pe parcursul capitolului 2. Integrarea circuitelor de limitare a zgomotelor în structura ACF (vezi fig.4.54), respectiv din SRS (vezi fig.5.39) este prezentată în fig.5.47.

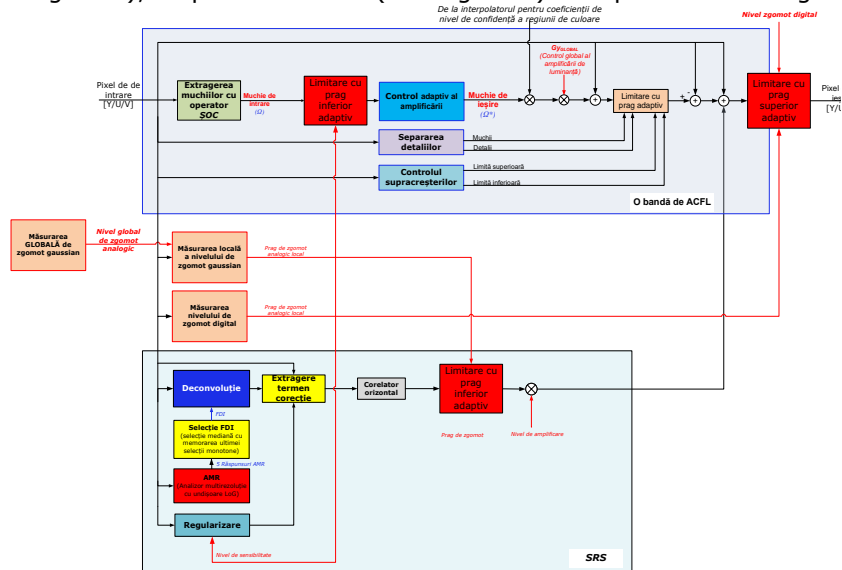


Fig 5.47 Structura combinată ACF și SRS cu control adaptiv al amplificării zgomotelor

Se observă adăugarea unor circuite dedicate de limitare inferioară a tranzițiilor pentru controlul zgomotelor analogice, respectiv de limitare superioară a tranzițiilor pentru controlul nivelului zgomotelor analogice.

Rezultate experimentale

Performanțele de procesare ale soluției de control adaptiv al zgomotelor au fost analizate pe imagini alb-negru și color. Pentru a evidenția totodată și performanțele globale ale lanțului de procesare analizat pe parcursul tezei, s-a optat pentru evaluarea inclusiv a performanțelor de scalare a imaginilor cu filtrele sintetizate în capitolul 3. Astfel, rezultatele obținute au fost generate conform structurii de procesare paralelă propusă în fig. 1.4.(b) din capitolul 1.

Imaginea monocromă "Cuplu" din fig. 5.48 a fost rescalată cu un factor de rescalare de 2.25x. Valoarea aleasă pentru factorul de scalare este tipică pentru rescalarea imaginilor de rezoluție SD la dimensiuni HD. Scalarea a fost efectuată cu filtrele hamming existente în editorul XnView, respectiv cu coeficienții de scalare polifazică (filtrul 12) sintetizați conform algoritmului din capitolul 3. Filtrele de scalare propuși au fost integrați într-un algoritm de scalare direcțională, care, din motive de spațiu, nu va fi descris în lucrarea de față. Rezultatul scalării a fost apoi procesat pentru accelerarea muchiilor cu un algoritm clasic neadaptiv, respectiv cu soluția combinată de ACF și SRS cu control adaptiv al zgomotelor elaborată în teza de față.

Se pot observa diferențele majore de calitate dintre soluția clasică și cea propusă de autor. Se poate observa că pentru procesarea clasică, zgomotele și detaliile sunt puternic și nenatural amplificate. Rezultatul procesării propuse prezintă un aspect natural, zgomotele de orice natură fiind complet controlate. De asemenea, performanțele SRS se pot observa pe textura îmbrăcăminții și pe detaliile faciale.

Imaginea color "Oana și Vlad" a fost procesată cu un factor de scalare de 4x, tipic pentru noile panouri cu rezoluție dubă (4K). Fiind o imagine de rezoluție mai ridicată decât cea din fig. 5, 48, nivelele de zgomot sunt mai reduse iar conținutul de detalii este mai bogat pentru ambele tipuri de procesări (convențională, respectiv propusă) sunt mai vizibile. Dar și în acest caz, se pot aprecia performanțele superioare ale procesării propuse.

O ultimă observație este legată de procesarea culorilor din imaginile prezentate. Rezultatele obținute prin procesare convențională nu conțin, în afara amplificării tranzițiilor de culoare, nici un fel de procesare a culorilor.

Imaginile produse cu algoritmi propuși conțin procesări pentru corecția culorii de piele și a conținutului de culoare roșie.

Efectele acestor procesări se pot observa cu ușurință pe culorile fețelor și a costumelor populare din imaginea "Oana și Vlad" .

Pentru o apreciere mai ușoară a performanțelor obținute, detalii ale imaginilor descrise anterior au fost incluse în imaginile din fig. 5.50, respectiv din fig. 5.51.



Fig 5.48 "Cuplu" - imagine rescalată și procesată cu ACF și SRS cu imunitate la zgomote



Fig 5.49 "Oana și Vlad" - imagine rescalată și procesată cu ACF și SRS cu imunitate la zgomote

(b) Detaliu din imaginea "Cuplu" - procesare convențională: (rescalare de **2x** cu fereastră Hamming polifazică, urmată de ACF tradițional)



(a) Detaliu din imaginea "Cuplu"-
Imagine originală

(c) "Detaliu din imaginea "Cuplu" - procesare completă cu algoritmi propuși (rescalare de **2x** cu filtrul polifazic 12, urmată de ACF combinat cu SRS și control adaptiv al zgomotelor)



Fig 5.50 Detaliu din imaginea "Cuplu" - imagine rescalată și procesată cu ACF și SRS cu imunitate la zgomote

(b) "Oana și Vlad" -
procesare
convențională:
(rescalare de **4x** cu
fereastră Hamming
polifazică, urmată
de ACF tradițional)



(a) "Oana și Vlad"
Imagine originală

(c) "Oana și Vlad" -
procesare completă
Cu algoritmi
propuși
(rescalare de **4x** cu
filtrul polifazic 12,
urmată de ACF
combinat cu SRS și
control adaptiv al
zgomotelor)



Fig 5.51 Detaliu - "Oana și Vlad" - imagine rescalată și procesată cu ACF și SRS cu imunitate la zgomote

6. CONCLUZII ȘI CONTRIBUȚII PERSONALE

Lucrarea de față își propune găsirea unor soluții eficiente și de înaltă calitate pentru procesările spațiale majore dintr-un lanț de prelucrare de imagini, oferind soluții eficiente care să permită migrarea acestora de pe platformele SoC din receptoare de TVD în platforme mobile.

S-au analizat performanțele soluțiilor existente și s-au propus variante personale cu o calitate îmbunătățită a procesării, care să permită realizarea unor structuri de procesare paralelă a imaginilor.

Cercetarea s-a concentrat pe funcționalitățile esențiale de procesare spațială precum: reducerea spațială a zgomotelor, rescalarea imaginilor, accentuarea fronturilor, procesarea culorilor precum și pe tehnici de super-rezoluție spațială.

Algoritmii prezentați reprezintă pe de-o parte contribuții teoretice prin elementele de noutate aduse, dar în același timp reprezintă și contribuții aplicative, prin faptul că au fost implementați pe platforme concrete de SoC produse în serie mare.

Pentru ușurința lecturii, lucrarea a fost structurată conform ierarhiei dintr-un lanț de procesare secvențială.

Pentru fiecare funcționalitate analizată s-au determinat limitările cele mai importante, elaborându-se soluții eficiente de eliminare a acestora. Conceptul de structură paralelă propus a fost evidențiat pentru fiecare funcționalitate în parte, împreună cu detalierea modificărilor algoritmice și de implementare necesare.

Performanțele algoritmilor propuși au fost ilustrate prin procesarea unor imagini selectate. Rezultatele obținute au demonstrat că performanțele algoritmilor propuși îndeplinesc, și de cele mai multe ori depășesc, cerințele de calitate superioară impuse procesărilor dintr-un receptor TVD.

În același timp, s-a arătat că structurile paralele propuse satisfac constrângerilor de consum de putere și de arie logică reduse, precum și de număr minim de cicli de execuție, specifice arhitecturilor paralele din procesoarele utilizate în platformele mobile.

Toate soluțiile fac parte din receptoare de TVD performante produse de firme de prestigiu precum: Sony, LG, Samsung, Toshiba sau Vizio.

Totodată s-au propus mai multe soluții eficiente de funcționalități care să permită o departajare a procesărilor de imagini din punctul de vedere al calității imaginilor generate. În acest sens, lucrarea se concentrează pe tehnici de corecție a amplificării tranzițiilor de pe canalul de luminanță funcție de conținutul de culoare, pe controlul culorilor funcție de accelerarea fronturilor de luminanță, respectiv pe tehnici fezabile de super-rezoluție.

Avantajele structurii paralele propuse sunt prezentate în contextul abilității sistemului final de a-și ajusta automat capacitățile de procesare a imaginilor la surse video de calitate extrem de diversă. În acest sens, se analizează abilitatea sistemului în varianta finală de a produce îmbunătățiri vizibile ale imaginilor procesate, fără introducerea de distorsiuni suplimentare datorate amplificării zgomotelor sau a aliasingului.

În cele ce urmează sunt prezentate principalele contribuții personale ale autorului evidențiate în diferitele capitole ale lucrării.

În capitolul 2 se prezintă câteva soluții ale autorului pentru reducerea și controlul eficient prin metode spațiale a zgomotelor din imagini.

Algoritmii propuși în capitolul al 2-lea se concentrează asupra analizei tehnicilor de măsurare și filtrare spațială a zgomotelor analogice și de compresie din imagini, oferind soluții personale pentru fiecare abordare. Pentru implementarea eficientă finală se propune conectarea în paralel a structurii de filtrare spațială a zgomotelor analogice cu cea de filtrare a zgomotelor digitale.

Structura paralelă de reducere a zgomotelor oferă pe lângă un cost al implementării extrem de redus, o calitate a procesării net superioară structurilor de procesare spațială curent implementate în majoritatea SoC din TVD.

Variante simplificate ale structurilor de reducere a zgomotelor elaborate în lucrare sunt deja implementate în SoC din receptoare de TVD performante produse de firme de prestigiu cum ar fi Sony, LG, Toshiba sau Samsung.

O versiune a structurii de filtrare a zgomotelor astfel obținută este ulterior combinată în paralel cu structura de accelerare a tranzițiilor. Se îmbină astfel foarte eficient performanțele structurii de filtrare a zgomotelor cu cele ale algoritmului de accelerare a tranzițiilor. Imaginile cu muchii accelerate astfel obținute prezintă o imunitate remarcabilă la zgomote.

În cadrul capitolului 3 se prezintă câteva soluții personale pentru sinteza filtrelor de scalare polifazică a imaginilor. Problema sintezei filtrelor digitale polifazice este abordată prin analiza paralelă a caracteristicilor de filtrare în domeniul spațial și în domeniul frecvență. Se determină analitic condițiile de sinteză optimă a coeficienților filtrelor de scalare polifazică a imaginilor. Soluția propusă face obiectul unei cereri de brevet de invenție.

Totodată se propune o metodă de atenuare a amplitudinii oscilațiilor tranzitorii introduse de filtrele polifazice, prin care se ajustează adaptiv valorile pixelilor supuși operație de filtrare prin convoluție.

Performanțele algoritmilor propuși sunt evaluate prin compararea rezultatelor procesării unor imagini de test specifice, cu soluții de scalare cunoscute, cum ar fi filtrele Lanczos [1], [2] sau ferestrele Hamming.

Variante ale filtrelor sintetizate cu algoritmii propuși, precum și variante ale structurilor elaborate, sunt deja implementate în SoC din receptoare de TVD performante produse de firme de prestigiu cum ar fi Sony, LG, Toshiba sau Samsung.

În cadrul capitolului 4 se tratează problematica amplificării detaliilor și a accelerării fronturilor imaginilor în prezența zgomotelor.

În acest sens se prezintă ca o contribuție personală un algoritm de amplificare adaptivă și izotropică a tranzițiilor, bazat pe operator $\mathcal{S}OC$ modificat. O variantă a acestui algoritm constituie subiectul unei propuneri de brevet de invenție a doctorandului.

Pentru asigurarea imunității la zgomote se propune o metodă personală de control adaptiv al factorului de amplificare a tranzițiilor care să permită și minimizarea efectelor de aliere.

Ca o altă contribuție personală, se propune o soluție de atenuare a distorsiunilor introduse de supracreșterile datorate accelerării fronturilor, precum și o metodă eficientă de control al amplificării tranzițiilor bazată pe informația regională de luminanță. Legat de aceasta, ca o altă contribuție personală, se prezintă o soluție optimă de separare a detaliilor de muchii în vederea controlului adaptiv și selectiv al amplificării amplitudinii tranzițiilor.

Pentru minimizarea distorsiunilor de culoare, se propune ca o contribuție personală, un algoritm de control al amplificării tranzițiilor de luminanță bazat pe informația de cromaticitate.

Pentru implementarea algoritmilor elaborați, se propune o structură de procesare paralelă, care să permită implementarea eficientă atât în circuite SoC din receptoare de TVD, cât și pe dispozitive mobile.

Versiuni ale acestor algoritmi sunt implementate în receptoare TVD performante produse în serie, cum ar fi: Sony, Samsung, Philips, LG, Toshiba sau Vizio.

Capitolul 5 prezintă câteva soluții eficiente de departajare a calității de procesare a imaginilor, cum ar fi:

- un algoritm pentru controlul adaptiv al amplificării culorilor și al tranzițiilor de luminanță din imagini, bazat pe detecția conținutului regional de culoare
- o soluție de super-rezoluție spațială
- o soluție de control adaptiv al amplificării zgomotelor în decursul procesului de accelerare a fronturilor prin aplicarea de măsurători de zgomot locale

Aceste funcționalități nu sunt prezente decât arareori în SoC pentru TVD, dar sunt responsabile de acel plus de calitate care reprezintă diferența dintre un sistem de înaltă calitate și unul de calitate medie.

În finalul capitolului se evaluează performanțele și interacțiunile dintre toate funcționalitățile elaborate pe parcursul lucrării. Această etapă finală este facilitată de posibilitatea de interconectare paralelă a tuturor structurilor elaborate.

Imaginile rezultate în urma procesării prezintă o imunitate remarcabilă la zgomote, oferind în același timp un conținut ridicat de detalii.

Cu privire la problematica de reducere a zgomotelor, contribuțiile personale ale autorului sunt următoarele:

1. Algoritm de măsurare a zgomotului alb în zona activă prin extragerea varianței minime din întreaga imagine prin analiza pe direcție orizontală și verticală, a fost concretizată într-un brevet de invenție internațional;
2. Algoritm de măsurare a zgomotului alb în zona activă prin extragerea varianței minime din regiuni variabile de imagine, a fost concretizată într-un al doilea brevet de invenție internațional;
3. Algoritm de reducere a zgomotelor spațiale cu filtre de sortare cu clasificare;
4. Algoritm de detecție a regiunii de zgomote digitale cu un nucleu *ILOG* (*SUSAN* modificat);

Legat de problematica scalării imaginilor, contribuțiile personale ale autorului sunt următoarele:

5. Dezvoltarea unei metode analitice de sinteză a filtrelor de scalare polifazice prin analiza paralelă a caracteristicilor de filtrare în domeniul spațial și în domeniul frecvență;
6. Algoritm de atenuarea a riplurilor din imaginile scalate prin ajustarea adaptivă a valorile pixelilor supuși operație de filtrare prin convoluție;

Legat de problematica amplificării detaliilor și a accelerării fronturilor imaginilor în prezența zgomotelor, contribuțiile personale ale autorului sunt următoarele:

7. Algoritm de amplificare adaptivă și izotropică a tranzițiilor, bazat pe operator *ȘOC* modificat. O variantă a algoritmului este parte a unei propuneri de brevet de invenție;
8. Algoritm de control adaptiv al amplificării tranzițiilor funcție de amplitudinea tranzițiilor și a valorilor de luminanță;
9. Algoritm de control al amplificării tranzițiilor de luminanță bazat pe informația de cromaticitate;

10. Algoritm pentru utilizarea informației de culoare pentru controlul simultan al amplificării muchiilor și pentru corecția de culoare;
11. Algoritm pentru controlul amplificării zgomotelor în decursul procesului de accelerare a fronturilor prin aplicarea de măsurători de zgomot locale;
12. Algoritm pentru separarea detaliilor de muchii în vederea controlului adaptiv al amplificării amplitudinii tranzițiilor;
13. Algoritm pentru controlul adaptiv al amplitudinii supracreșterilor introduse în decursul accelerării fronturilor;

Cu privire la procesările suplimentare, contribuțiile personale ale autorului sunt următoarele:

14. A fost elaborată o structură paralelă, care permite reutilizarea informației de culoare între blocuri funcționale, oferind pe lângă costul mult redus și avantajul unei procesări mult mai flexibile și de calitate mai ridicată;
15. Algoritm pentru controlul adaptiv al amplificării culorilor și al tranzițiilor din imagini, bazat pe detecția conținutului regional de culoare și de luminanță;
16. Algoritm pentru controlul adaptiv al amplificării tranzițiilor de luminanță funcție de conținutul regional de culoare;
17. Algoritm de control adaptiv pe pixel al amplificării zgomotelor în decursul procesului de accelerare a fronturilor, prin aplicarea de măsurători de zgomot locale;
18. Algoritm de super-rezoluție spațială neiterativă și extrem de eficientă pentru eliminarea efectelor de împrăștiere a tranzițiilor din imagini. Se demonstrează analitic că soluția propusă permite îmbogățirea componentelor spectrale din imaginea finală peste frecvențele limită din imaginea originală;
19. Algoritm de regularizare a procesului de deconvoluție accelerată din cadrul algoritmului de super-rezoluție spațială, în scopul evitării amplificării exagerate a tranzițiilor cu împrăștiere neglijabilă ;

O primă versiune a algoritmului de super-rezoluție spațială propus face obiectul unei propuneri de brevet de invenții, și este implementată în întreaga serie de receptoare TV produse de firmele LG, Philips și Vizio.

Soluția a fost prezentată de compania LG la târgul de bunuri electronice de consum de la Berlin (IFA) în 2010, ca și componentă specială a receptoarelor TVD produse de aceasta. Compania a decis în premieră să aduge la meniul de control al tuturor receptoarelor TV de medie și înaltă calitate a facilității de "Super-rezoluție". Câteva fotografii cu prezentarea algoritmului de la IFA, respectiv cu meniul de control din receptoarele LG, sunt incluse în ANEXA 3.

20. Ca o contribuție personală legată de structura lanțului de procesare video, ca o alternativă la soluțiile existente, s-au elaborat două structuri paralele de procesare spațială, care permit portarea eficientă pe dispozitive de procesare programabile

Contribuțiile 1 și 2 constituie obiectul unor brevete de invenție internaționale [11] [12].

Contribuțiile 6, 7, 8, 18 și 19 constituie obiectul unor propuneri de brevet de invenție [3] [4], [74].

Cu privire la contribuțiile aplicative, se mai precizează că autorul a coordonat echipa de implementare pentru toate variantele originale ale algoritmilor prezentați în lucrare.

Se precizează de asemenea că versiuni similare ale unora dintre algoritmi elaborați au fost implementate în plăci grafice produse de compania ATI sau în telefoane mobile și tablete produse de companii de renume precum LG sau Samsung.

7. ANEXA 1

Interferența dintre pixeli

Pentru un factor de scalare $S = \frac{m}{n}$, relația (3.22) devine:

$$\mathbf{F}_{\text{ifpix}}^k(h_k) = p_{\text{ifpix}} \cdot \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} (t_m \cdot t_n) \quad (7.1)$$

unde :

$$t_m = \text{sinc}[\pi(m + pk)] + \text{sinc}[\pi(m - pk)]$$

$$t_n = \text{sinc}[\pi(n + pk)] + \text{sinc}[\pi(n - pk)]$$

Pentru: $m=0$:

$$\mathbf{F}_{\text{ifpix}}^0(h_k) = p_{\text{ifpix}} \cdot \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} \{ \text{sinc}[\pi(n + pk)] + \text{sinc}[\pi(n - pk)] \} \quad (7.2)$$

Specificația benzii de trecere

Relația (3.27) devine:

$$\mathbf{F}_{\text{trece}}^k(h_k) = p_{\text{trece}} \cdot \omega_s (1 - \alpha) (t_n + t_p)$$

unde :

$$t_n = \text{sinc}(2\pi\omega_s(1 - \alpha)(k - m)) \quad (7.3)$$

$$t_p = \text{sinc}(2\pi\omega_s(1 - \alpha)(k + m))$$

Pentru $m=0$:

$$\mathbf{F}_{\text{trece}}^0(h_k) = 2p_{\text{trece}} \cdot \omega_s (1 - \alpha) \text{sinc}(2\pi\omega_s(1 - \alpha)k) \quad (7.4)$$

Specificația benzii de tranziție

Relația (3.28) devine:

$$\mathbf{F}_{\text{tranzitie}}^k(h_k) = p_{\text{tranzitie}} \cdot \cos\left(2\pi\omega_s \frac{m}{f}\right) \cdot \cos\left(2\pi\omega_s \frac{n}{f}\right) \quad (7.5)$$

Pentru $m=0$:

$$(7.6)$$

$$\mathbf{F}_{tranzitie}^0(h_k) = p_{tranzitie} \cdot \cos\left(2\pi\omega_s \frac{n}{f}\right)$$

Specificația benzii de oprire

Relația (3.29) devine:

$$\mathbf{F}_{oprire}^k(h_k) = p_{oprire} \cdot \left[\begin{array}{l} \frac{1}{2} \text{sinc}[\pi(k-m)] + \text{sinc}[\pi(k+m)] - \\ -\omega_c \cdot (1+\alpha) \left(\begin{array}{l} \text{sinc}[2\pi\omega_s(1+\alpha)(k-m)] + \\ + \text{sinc}[2\pi\omega_s(1+\alpha)(k+m)] \end{array} \right) \end{array} \right] \quad (7.7)$$

Pentru $m=0$:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_{oprire}^0(h_k) &= p_{oprire} \cdot (\text{sinc}[\pi k] - \omega_s \cdot (1+\alpha) \text{sinc}[2\pi\omega_s(1+\alpha)k]) \Rightarrow \\ &\Rightarrow \mathbf{F}_{oprire}^0(h_k) = 0 - p_{oprire} \cdot \omega_s \cdot (1+\alpha) \text{sinc}[2\pi\omega_s(1+\alpha)k] \Rightarrow \\ &\Rightarrow \mathbf{F}_{oprire}^0(h_k) = -p_{oprire} \cdot \omega_s \cdot (1+\alpha) \text{sinc}[2\pi\omega_s(1+\alpha)k] \end{aligned} \quad (7.8)$$

Minimizarea aliasingului

Cei doi termeni corespunzând benzii de trecere, respectiv benzii de oprire din relația (3.30) generează forma echivalentă din relația (7.9):

$$\mathbf{F}_{Faza_trecere}^k(h_k) = p_{trecere}^{Faza} \cdot \sum_{k=1}^t \mathbf{F}_{Faza_trecere}^k + p_{oprire}^{Faza} \cdot \sum_{k=1}^t \mathbf{F}_{Faza_oprire}^k \quad (7.9)$$

Ponderile de indexare a fazelor se definesc conform relației (7.10):

$$P_1(m) = \begin{cases} 1, & \text{pentru faza zero sau pentru faze pare} \\ 0, & \text{în rest} \end{cases} \quad (7.10)$$

$$P_2(m) = \begin{cases} 1, & \text{pentru faza zero sau faze pare} \\ \frac{1}{2}, & \text{pentru faze diferite de faza zero sau pentru faze impare} \end{cases} \quad (7.11)$$

$$P_3(m) = \begin{cases} 1, & \text{pentru faza zero sau faze pare} \\ -1, & \text{în rest} \end{cases} \quad (7.12)$$

Termenii relației (3.25) sunt dați de ecuațiile de mai jos, substituind pe ω_s funcție de intervalul de frecvență analizat (i.e. banda de trecere, respectiv banda de oprire):

$$\begin{aligned}
\mathbf{F}_{\text{Faza}}^1(h_k) &= P_1(m) \times P_1(n) \cdot \omega_s \left(\begin{array}{l} \text{sinc}\left(\frac{2\pi\omega_s}{f}(m-n)\right) + \\ + \text{sinc}\left(\frac{2\pi\omega_s}{f}(m+n)\right) \end{array} \right) \\
\mathbf{F}_{\text{Faza}}^2(h_k) &= -P_2(m) \times P_1(n) \cdot \omega_s \left(\begin{array}{l} \text{sinc}\left(\frac{2\pi\omega_s}{f}(m \cdot P_3(m) - n)\right) + \\ + \text{sinc}\left(\frac{2\pi\omega_s}{f}(m \cdot P_3(m) + n)\right) \end{array} \right) \\
\mathbf{F}_{\text{Faza}}^3(h_k) &= -P_1(m) \times P_2(n) \cdot \omega_s \left(\begin{array}{l} \text{sinc}\left(\frac{2\pi\omega_s}{f}(m - n \cdot P_3(n))\right) + \\ + \text{sinc}\left(\frac{2\pi\omega_s}{f}(m + n \cdot P_3(n))\right) \end{array} \right) \\
\mathbf{F}_{\text{Faza}}^4(h_k) &= -P_2(m) \times P_2(n) \cdot \omega_s \left(\begin{array}{l} \text{sinc}\left(\frac{2\pi\omega_s}{f}(m \cdot P_3(m) - n \cdot P_3(n))\right) + \\ + \text{sinc}\left(\frac{2\pi\omega_s}{f}(m \cdot P_3(m) + n \cdot P_3(n))\right) \end{array} \right) \\
\mathbf{F}_{\text{Faza}}^5(h_k) &= \begin{cases} 0, & \text{pentru faza zero sau faze pare} \\ \mathbf{F}_{\text{Faza}}^4(h_k), & \text{în rest} \end{cases} \\
&\dots
\end{aligned} \tag{7.13}$$

Controlul monotoniei funcției de răspuns la impuls
 Relația (3.33) devine:

$$C_{MRI}(h_k) = P_{MRI} \cdot \left(\frac{\rho}{\pi}\right)^t \sum_{k=1}^t C_{MRI}^k \tag{7.14}$$

Termenii C_{MRI}^k din relația (3.71) se obțin prin dezvoltarea în serie Taylor a relației (7.14):

$$C_{MRI}^1 = \left[\begin{array}{l} \frac{1}{512} \text{sinc}(\pi(n+l-4)) - \\ - \frac{1}{64} \text{sinc}(\pi(n+l-3)) + \frac{7}{128} \text{sinc}(\pi(n+l-2)) - \\ - \frac{7}{64} \text{sinc}(\pi(n+l-1)) + \frac{35}{256} \text{sinc}(\pi(n+l)) - \\ - \frac{7}{64} \text{sinc}(\pi(n+l+1)) + \frac{7}{128} \text{sinc}(\pi(n+l+2)) - \\ - \frac{1}{64} \text{sinc}(\pi(n+l+3)) + \frac{1}{512} \text{sinc}(\pi(n+l+4)) \end{array} \right] \tag{7.15}$$

$$C_{MRI}^2 = \begin{bmatrix} \frac{1}{512} \operatorname{sinc}(\pi(n-l-4)) - \\ -\frac{1}{64} \operatorname{sinc}(\pi(n-l-3)) + \frac{7}{128} \operatorname{sinc}(\pi(n-l-2)) - \\ -\frac{7}{64} \operatorname{sinc}(\pi(n-l-1)) + \frac{35}{256} \operatorname{sinc}(\pi(n-l)) - \\ -\frac{7}{64} \operatorname{sinc}(\pi(n-l+1)) + \frac{7}{128} \operatorname{sinc}(\pi(n-l+2)) - \\ -\frac{1}{64} \operatorname{sinc}(\pi(n-l+3)) + \frac{1}{512} \operatorname{sinc}(\pi(n-l+4)) \end{bmatrix}$$

$$C_{MRI}^3 = \begin{bmatrix} \frac{1}{512} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n+l-4)) \\ -\frac{1}{64} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n+l-3)) + \frac{7}{128} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n+l-2)) - \\ -\frac{7}{64} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n+l-1)) + \frac{35}{256} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n+l)) - \\ -\frac{7}{64} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n+l+1)) + \frac{7}{128} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n+l+2)) - \\ -\frac{1}{64} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n+l+3)) + \frac{1}{512} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n+l+4)) \end{bmatrix} \omega_c(1+\alpha)$$

$$C_{MRI}^4 = \begin{bmatrix} \frac{1}{512} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n-l-4)) \\ -\frac{1}{64} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n-l-3)) + \frac{7}{128} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n-l-2)) - \\ -\frac{7}{64} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n-l-1)) + \frac{35}{256} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n-l)) - \\ -\frac{7}{64} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n-l+1)) + \frac{7}{128} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n-l+2)) - \\ -\frac{1}{64} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n-l+3)) + \frac{1}{512} \operatorname{sinc}(\pi\omega_c(1+\alpha)(n-l+4)) \end{bmatrix} \omega_c(1+\alpha)$$

Minimizarea riplurilor laterale

Relația (3.34) devine:

$$\mathbf{F}_{Ripluri}^k = P_{Ripluri} \cdot \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} h[i, j] c_{i, j} \quad (7.16)$$

Normalizarea răspunsului la impuls

Relația (3.36) devine:

$$\mathbf{F}_{norm}^k \stackrel{S=\frac{m}{n}}{=} P_{norm} \cdot \left[1 + \sum_{k=1}^f \cos\left(\frac{2\pi k}{fm}\right) \cos\left(\frac{2\pi k}{fn}\right) \right] \quad (7.17)$$

Pentru: $m=0$: (7.18)

$$\mathbf{F}_{norm}^0(h_k) = P_{norm} \cdot f$$

Coefficienți de filtrare cuantizați (filtrul 11 și 12)

Valoarea cuantizată a coeficienților filtrului 11 proiectat conform tabelului 3-3 sunt incluse în tabelul 7-1:

-1	0	514	0	-1	0
1	-7	514	7	-3	0
3	-13	513	15	-6	0
5	-20	512	22	-8	1
7	-26	510	31	-11	1
9	-31	507	39	-14	2
10	-37	505	48	-17	3
12	-42	501	57	-20	4
13	-46	498	66	-24	5
14	-51	494	76	-27	6
16	-55	489	85	-31	8
17	-59	484	95	-34	9
18	-62	478	105	-37	10
19	-66	473	115	-41	12
19	-69	467	126	-44	13
20	-72	461	136	-47	14
21	-75	454	147	-50	15
22	-77	447	157	-53	16
22	-79	440	168	-56	17
23	-81	432	179	-59	18
23	-82	425	189	-62	19
24	-84	417	200	-64	19
24	-85	409	211	-67	20
25	-86	400	221	-69	21
25	-87	392	232	-71	21
25	-87	383	243	-74	22
26	-88	374	253	-76	23
26	-88	365	264	-78	23
26	-88	355	275	-80	24
26	-87	345	285	-81	24
26	-87	336	296	-83	24
25	-86	326	306	-84	25
25	-85	316	316	-85	25

Tabelul 7-1 Coeficienții cuantizați pentru 33 de faze ale filtrului 11 (ordinul 6 cu 64 faze)

Valoarea cuantizată a coeficienților filtrului 12 proiectat conform tabelului 3-3 sunt incluse în tabelul 7-1:

0	0	0	0	0	0	0	0	512	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	-1	2	-3	8	512	-8	3	-2	1	-1	0	0
0	0	-1	1	-2	4	-7	16	511	-15	7	-4	2	-1	1	0
1	0	-1	2	-3	6	-11	24	510	-22	10	-6	3	-2	1	0
-1	1	-1	2	-4	8	-14	33	509	-29	13	-7	4	-2	1	-1
1	1	-2	3	-6	10	-18	42	507	-35	16	-9	5	-3	1	-1
-1	1	-2	4	-7	12	-22	51	505	-41	19	-11	6	-3	2	-1
-1	2	-2	4	-8	14	-26	60	502	-47	22	-12	7	-4	2	-1
-1	1	-2	5	-9	16	-29	69	499	-53	25	-14	8	-4	2	-1
-1	0	-3	6	-10	18	-33	79	496	-58	28	-15	9	-5	2	-1
-1	2	-3	6	-11	20	-37	89	492	-63	30	-17	9	-5	2	-1
-2	2	-3	7	-13	22	-41	99	488	-68	33	-18	10	-5	3	-2
-1	2	-4	7	-14	24	-44	109	483	-73	35	-19	11	-6	3	-1
-1	2	-4	8	-15	26	-48	119	478	-77	37	-21	12	-6	3	-1
-1	2	-4	9	-16	28	-52	130	473	-81	39	-22	12	-7	3	-1
1	2	-5	9	-17	30	-56	140	467	-84	41	-23	13	-7	3	-2
-1	2	-5	10	-18	32	-59	151	461	-87	43	-24	13	-7	3	-2
-1	2	-5	10	-19	34	-63	162	454	-90	44	-25	14	-7	4	-2
0	3	-6	11	-20	35	-66	172	448	-93	46	-26	14	-8	4	-2
-3	3	-6	12	-21	37	-69	183	441	-95	47	-26	15	-8	4	-2
-1	3	-6	12	-22	39	-73	194	433	-97	48	-27	15	-8	4	-2
-1	3	-6	13	-23	40	-76	205	425	-99	49	-28	16	-8	4	-2
0	3	-7	13	-24	42	-79	216	417	-101	50	-28	16	-8	4	-2
0	3	-7	14	-25	43	-82	227	409	-102	51	-29	16	-8	4	-2
-2	3	-7	14	-25	45	-84	238	401	-103	52	-29	16	-9	4	-2
-1	3	-7	14	-26	46	-87	249	392	-103	52	-29	16	-9	4	-2
-1	4	-8	15	-27	47	-90	260	383	-104	53	-30	17	-9	4	-2
-1	4	-8	15	-27	48	-92	271	373	-104	53	-30	17	-9	4	-2
-1	4	-8	15	-28	49	-94	282	364	-104	53	-30	17	-9	4	-2
-2	4	-8	16	-28	50	-96	292	354	-103	53	-30	17	-9	4	-2
-2	4	-8	16	-29	51	-98	303	344	-102	53	-30	17	-9	4	-2
0	4	-8	16	-29	51	-99	314	334	-102	52	-30	16	-9	4	-2
-2	4	-8	16	-29	52	-101	324	324	-101	52	-29	16	-8	4	-2

Tabelul 7-2 Coeficienții cuantizați pentru 33 de faze ale filtrului 12 (ordinul 6 cu 64 faze)

8. ANEXA 2

Filtrele de separare în benzi de frecvență fără re-eșantionare

1	4	6	4	1
4	8	8	8	4
6	8	4	8	6
4	8	8	8	4
1	4	6	4	1

Tabelul 8-1 Coeficienții filtrului bidimensional trece-jos

-2	-8	-12	-8	-2
-8	0	16	0	-8
-12	16	56	16	-12
-8	0	16	0	-8
-2	-8	-12	-8	-2

Tabelul 8-2 Coeficienții filtrului bidimensional trece-bandă

1	4	6	4	1
4	-8	-24	-8	4
6	-24	68	-24	6
4	-8	-24	-8	4
1	4	6	4	1

Tabelul 8-3 Coeficienții filtrului bidimensional trece-sus

Filtrele de separare în benzi de frecvență cu re-eșantionare

3	4	6	7	8	8	8	7	6	4	3
4	6	8	9	9	10	9	9	8	6	4
6	8	10	10	11	11	11	10	10	8	6
7	9	10	11	11	11	11	11	10	9	7
8	9	11	11	9	9	9	11	11	9	8
8	10	11	11	9	8	9	11	11	10	8
8	9	11	11	9	9	9	11	11	9	8
7	9	10	11	11	11	11	11	10	9	7
6	8	10	10	11	11	11	10	10	8	6
4	6	8	9	9	10	9	9	8	6	4
3	4	6	7	8	8	8	7	6	4	3

Tabelul 8-4 Coeficienții filtrului bidimensional trece-jos de ordin 11x11

-39	-57	-75	-87	-100	-104	-100	-87	-75	-57	-39
-----	-----	-----	-----	------	------	------	-----	-----	-----	-----

-57	-49	-52	-41	-31	-27	-31	-41	-52	-49	-57
-75	-52	-28	5	38	50	38	5	-28	-52	-75
-87	-41	5	61	118	139	118	61	5	-41	-87
-100	-31	38	118	220	250	220	118	38	-31	-100
-104	-27	50	139	250	364	250	139	50	-27	-104
-100	-31	38	118	220	250	220	118	38	-31	-100
-87	-41	5	61	118	139	118	61	5	-41	-87
-75	-52	-28	5	38	50	38	5	-28	-52	-75
-57	-49	-52	-41	-31	-27	-31	-41	-52	-49	-57
-39	-57	-75	-87	-100	-104	-100	-87	-75	-57	-39

Tabelul 8-5 Coeficienții filtrului bidimensional trece-bandă de ordin 11x11

26	35	44	50	56	58	56	50	44	35	26
35	16	8	-6	-20	-25	-20	-6	8	16	35
44	8	-27	-62	-97	-109	-97	-62	-27	8	44
50	-6	-62	-75	-81	-84	-81	-75	-62	-6	50
56	-20	-97	-81	112	154	112	-81	-97	-20	56
58	-25	-109	-84	154	400	154	-84	-109	-25	58
56	-20	-97	-81	112	154	112	-81	-97	-20	56
50	-6	-62	-75	-81	-84	-81	-75	-62	-6	50
44	8	-27	-62	-97	-109	-97	-62	-27	8	44
35	16	8	-6	-20	-25	-20	-6	8	16	35
26	35	44	50	56	58	56	50	44	35	26

Tabelul 8-6 Coeficienții filtrului bidimensional trece-sus de ordinul 11x11

Coeficienții de corecție pentru regiunile de culoare a pielii

0	-1	7	31	78	149	243	355	480
---	----	---	----	----	-----	-----	-----	-----

Tabelul 8-7 Coeficienții de corecție a regiunilor de culoare de piele (eCAP)

9. ANEXA 3

Demonstrația algoritmului ALR

Pentru fiecare pixel de coordonate (i,j) din imaginile HR, respectiv LR, termenii λ și k din expresia distribuției Poisson (relația (5.26)), pot fi exprimați în contextul modelului de netezire a tranzițiilor conform relației (9.1):

$$\begin{aligned} \lambda &\xrightarrow{\Delta} \sum_j h_{ij} f_j \geq 0 \\ k &\xrightarrow{\Delta} g_i \end{aligned} \quad (9.1)$$

Prin urmare, noua formă a relației lui Poisson devine:

$$p(g_i | f) = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!} = \frac{\left(\sum_j h_{ij} f_j \right)^{g_i} e^{-\left(\sum_j h_{ij} f_j \right)}}{g_i!} \quad (9.2)$$

Expresia maximizării valorii logaritmice a probabilității distribuției Poisson permite rescrierea relației (9.2) de forma:

$$p(g | f) = \prod_i \left(\frac{\left(\sum_j h_{ij} f_j \right)^{g_i} e^{-\left(\sum_j h_{ij} f_j \right)}}{g_i!} \right) \quad (9.3)$$

Relația (9.3) reprezintă forma logaritmică a relației (9.2), având maximumul calculat conform relației (9.4) și (9.5):

$$\log(p(g | f)) = \sum_i \left(g_i \log \left(\sum_j h_{ij} f_j \right) - \sum_j h_{ij} f_j - \log(g_i!) \right) \quad (9.4)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial(\log(p(g | f)))}{\partial f} &= 0 \Leftrightarrow \\ \Leftrightarrow \sum_i \left[\sum_j h_{ij} \frac{g_i}{\sum_j h_{ij} f_j} - \sum_j h_{ij} \right] &= \sum_i \left[\sum_j h_{ij} \left(\frac{g_i}{\sum_j h_{ij} f_j} - 1 \right) \right] = 0 \end{aligned} \quad (9.5)$$

Analizând forma relației (9.5) se poate observa forma specifică operației de convoluție cu un operator h , astfel că relația (9.5) devine:

$$H^T \left(\frac{g}{Hf} \right) - 1 = 0 \quad (9.6)$$

Prin urmare, relația finală a algoritmului ALR se obține prin înlocuirea relației (9.6) în relația (5.24):

$$f^{(t+1)} = f^{(t)} \left[H^T \left(\frac{g}{Hf^{(t)}} \right) \right] \quad (9.7)$$

Extragerea termenului de corecție

$$\begin{aligned} \left[H \left(\frac{g_i}{Hf^{(t)}} \right) \right] &= H \left(\frac{g_i}{Hf^{(t)}} + 1 - 1 \right) = \\ &= H + H \left(\frac{g_i}{Hf^{(t)}} - 1 \right) = \\ &= 1 + H \left(\frac{g_i - Hf^{(t)}}{Hf^{(t)}} \right), \text{ cu } H = \sum_j c_{ij} = 1 \end{aligned} \quad (9.8)$$

Prezentarea algoritmului de super-rezoluție spațială la târgul de bunuri electronice de consum IFA, Berlin 2010

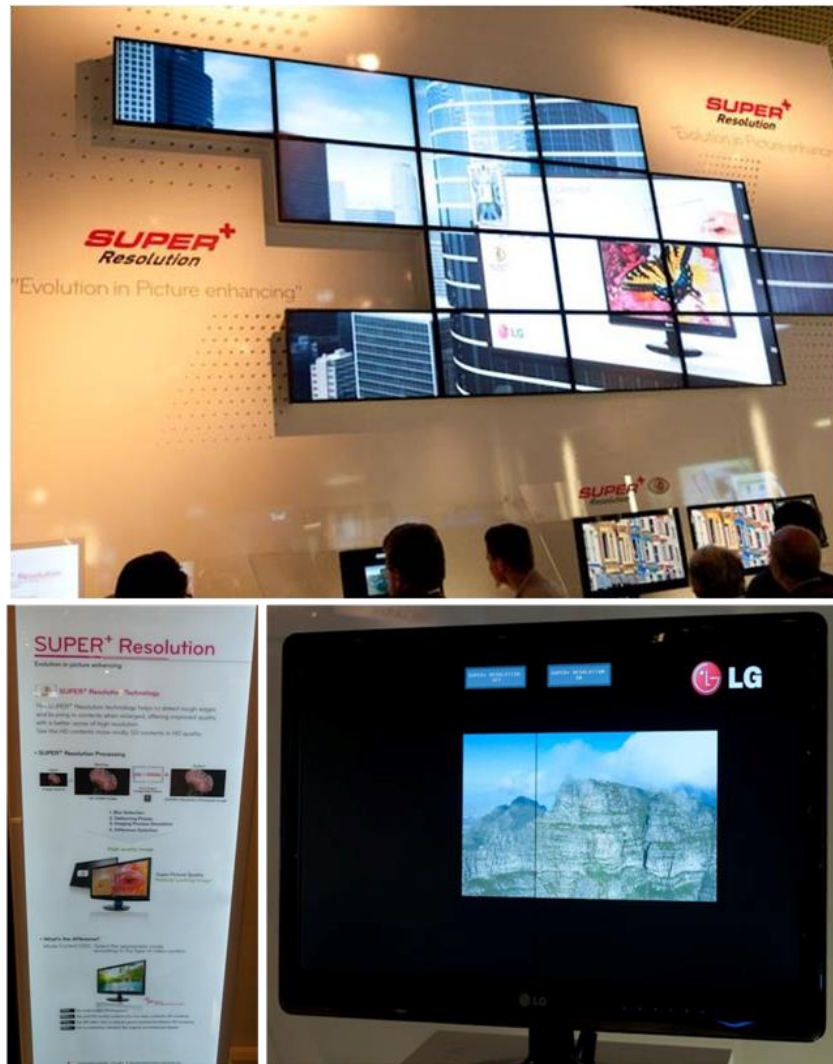


Fig 9.1 Imagini de la prezentarea algoritmului la IFA de către compania LG

Coefficienții AMR

2	1	1	1	1	1	1	1	2	2	1
1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1
1	0	0	-1	-2	-1	0	0	1	1	0
1	0	-1	-2	-3	-2	-1	0	1	1	0
1	0	-2	-3	-4	-3	-2	0	1	1	0
1	0	-1	-2	-3	-2	-1	0	1	1	0
1	0	0	-1	-2	-1	0	0	1	1	0
1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1	1	1	2	2	1

Tabelul 9-1 Coeficienții filtrului 1 de AMR

0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0
0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1
0	1	0	-3	-5	-3	0	1	0	0	1
1	1	0	-5	4	-5	0	1	1	1	1
0	1	0	-3	-5	-3	0	1	0	0	1
0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1
0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0

Tabelul 9-2 Coeficienții filtrului 2 de AMR

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	1	2	2	2	1	0	0	0	0
0	0	2	0	-4	0	2	0	0	0	0
0	1	2	-4	-16	-4	2	1	0	0	1
0	0	2	0	-4	0	2	0	0	0	0
0	0	1	2	2	2	1	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabelul 9-3 Coeficienții filtrului 3 de AMR

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0
0	0	1	3	-1	3	1	0	0	0	0
0	0	1	-1	-20	-1	1	0	0	0	0
0	0	1	3	-1	3	1	0	0	0	0
0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabelul 9-4 Coeficienții filtrului 4 de AMR

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	2	4	2	0	0	0	0	0
0	0	0	4	-24	4	0	0	0	0	0
0	0	0	2	4	2	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabelul 9-5 Coeficienții filtrului 5 de AMR

Coefficienții FDI

347	356	372	382	394	394	394	382	372	356	347
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Tabelul 9-6 Coeficienții FDI 1

148	239	355	466	552	576	552	466	355	239	148
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Tabelul 9-7 Coeficienții FDI 2

101	205	332	483	599	656	599	483	332	205	101
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Tabelul 9-8 Coeficienții FDI 3

55	141	294	498	682	756	682	498	294	141	55
----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	----

Tabelul 9-9 Coeficienții FDI 4

32	103	258	497	737	842	737	497	258	103	32
----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	----

Tabelul 9-10 Coeficienții FDI 5

BIBLIOGRAFIE

- [1] Pop, E., Nafornta, I., Mihaescu, A., Toma, L., Tiponut, V. Metode in prelucrarea numerica a semnalelor. 2 ed, ed. E. Facla. Vol. 1. 1989, Timisoara.
- [2] Kaufman, M., Graphics Gems, ed. A.S. Glasser. 1990. 157-158.
- [3] **Mirel, I.**, Zassoko, A., *Isotropic Edge Enhancement with Halo Control*. 2008, AMD: Canada/USA.
- [4] **Mirel, I.**, Porter, A., *Non-recursive Spatial Super-Resolution Algorithm*. 2010, Broadcom Corp.: Canada/USA.
- [5] Gonzales, R.C. and R.E. Woods. *Digital Image Processing, 2-nd Edition*. 2007: Prentice Hall.
- [6] Kane, L.C., <http://www.kanecomputing.co.uk/index.htm>, Kane Computing Ltd.
- [7] Amer, A. and H. Schroder. A new video noise reduction algorithm using spatial subbands. in *Electronics, Circuits, and Systems, 1996. ICECS '96., Proceedings of the Third IEEE International Conference on*. 1996.
- [8] Vakrat, D.I., IL), Shaick, Ben-zion (Zichron Yaakov, IL), *Apparatus and method for noise reduction with 3D LUT*. 2012, Zoran Corporation (Sunnyvale, CA, US): United States.
- [9] Bei Li, B.J., *Detection of Gaussian Noise in Video Signals*. 2002, Tektronix, Inc. (Beaverton, OR, US): United States.
- [10] Chatterjee, P. and P. Milanfar. *Learning denoising bounds for noisy images*. in *Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on*. 2009.
- [11] **Mirel I.**, C.E.G., Rinaldi A., *Noise measurement in video images*. 2009, Ati Technologies: USA.
- [12] **Mirel I.**, C.E.G., Rinaldi A., *Noise measurement in video images*. 2011, ATI Technologies: USA/Canada.
- [13] Donoho, D.L., *De-noising by soft-thresholding*. *IEEE Trans. Information Theory*, 1995. vol.41(no.3): p. 613-627.
- [14] Protter, M., et al., *Generalizing the Nonlocal-Means to Super-Resolution Reconstruction*. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2009. 18(1): p. 36-51.
- [15] Zhou, Y. and Z. Ye. *A fuzzy preservation-based total variation filter for removal of random-valued impulse noise*. in *Multimedia Technology (ICMT), 2011 International Conference* 10.1109/ICMT.2011.6003019. 2011.
- [16] Mandal, J.K. and A. Sarkar. *A Modified Weighted Based Filter for Removal of Random Impulse Noise (MWB)*. in *Emerging Applications of Information Technology (EAIT) 2011 Second International Conference* 10.1109/EAIT.2011.77. 2011.
- [17] Seo, H.J. and P. Milanfar. *Video denoising using higher order optimal space-time adaptation*. in *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2008. ICASSP 2008. IEEE International Conference on*. 2009.
- [18] Gadiya, M.C.M.M.C., *Survey of Image Denoising Techniques*. *IEEE International Conference on System Engineering and Technology*, 2004.
- [19] Hwang, S.G.M.W.L., *Singularity detection and processing with wavelets*. *IEEE Trans. Inform. Theory*, Mar. 1992. vol. 38: p. pp. 617-643.
- [20] Donoho, D.L., *De-noising by soft-thresholding*. *IEEE Trans. Information Theory*, May 1995. vol.41(no.3): p. 613-627.

- [21] A. Buades, B.C., and J. M. Morel, A review of image denoising algorithms, with a new one. *Society for Industrial and Applied Mathematics*, 2005. Vol. 4(No. 2,): p. 490-530.
- [22] Gallegos-Funes, F.J., et al. Steganographic method based on wavelets and center weighted median filter. in *Physics and Engineering of Microwaves, Millimeter and Submillimeter Waves (MSMW), 2010 International Kharkov Symposium on Physics and Engineering of Microwaves, Millimeter and Submillimeter Waves (MSMW), 2010 International Kharkov Symposium on VO -*. 2010.
- [23] Zhou, Y. and Z. Ye. A fuzzy preservation-based total variation filter for removal of random-valued impulse noise. in *Multimedia Technology (ICMT), 2011 International Conference on Multimedia Technology (ICMT), 2011 International Conference on VO -*. 2011.
- [24] Mandal, J.K. and A. Sarkar. A Modified Weighted Based Filter for Removal of Random Impulse Noise (MWB). in *Emerging Applications of Information Technology (EAIT), 2011 Second International Conference on Emerging Applications of Information Technology (EAIT), 2011 Second International Conference on VO -*. 2011.
- [25] Deivalakshmi, S., S. Sarath, and P. Palanisamy. Detection and removal of Salt and Pepper noise in images by improved median filter. in *Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS), 2011 IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS), 2011 IEEE VO -*. 2011.
- [26] Shmulevich, I. and G.R. Arce, Spectral design of weighted median filters admitting negative weights. *Signal Processing Letters, IEEE*, 2001. 8(12): p. 313-316.
- [27] Nodes, T. and N. Gallagher, Jr., The Output Distribution of Median Type Filters. *Communications, IEEE Transactions on*, 1984. 32(5): p. 532-541.
- [28] Andreadis, I. and G. Louverdis, Real-time adaptive image impulse noise suppression. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 2004. 53(3): p. 798-806.
- [29] Huang, Y.-M., M.K. Ng, and Y.-W. Wen, Fast Image Restoration Methods for Impulse and Gaussian Noises Removal. *Signal Processing Letters, IEEE*, 2009. 16(6): p. 457-460.
- [30] Choi, K.-S., A.W. Morales, and S.-J. Ko, Design of linear combination of weighted medians. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 2001. 49(9): p. 1940-1952.
- [31] Chen, C.H., *Fuzzy logic and neural network handbook. Computer engineering series*. 1996, New York: McGraw-Hill. ca. 450.
- [32] Voicu, L.I., *Survey of MPEG Artifact Removal Algorithms*, Teranex, Editor. 2001.
- [33] J. Apostolopoulos, N.J., *Postprocessing for Very Low Bit-Rate Video Compression. IEEE Trans. Image Processing*, 1999. 8(8): p. 1125-1129.
- [34] Chang, C.-F., *Method and Apparatus for the Reduction of blocking Effects in Images*. 1999, Sony: USA.
- [35] Read, C., *Selective De-Blocking Filter for DCT Compressed Images*. 1998, Sony: USA.
- [36] Shyshkin, V., *Method and apparatus for MPEG artifacts reduction*. 2008, Genesis Microchip: USA.
- [37] J. Chow, M.C., K. Ramchandran, A Simple Algorithm for Removing Blocking Artifacts in Block-Transform Coded Images. *EEE Signal Processing Lett.*, 1998. 5(2).

- [38] Y.-K. Lai, J., Li, C-C. Jay Kuo, *Image Enhancement for Low Bit-rate JPEG and MPEG coding via Postprocessing*, in Technical Report, U.o.S. California, Editor. 1996, University of Southern California: Los Angeles, California.
- [39] R. Castagno, S.M., G. Ramponi, *A simple algorithm for the reduction of blocking artifacts in images and its implementation*. *IEEE Signal Processing Lett*, 1996. N/A(N/A).
- [40] N. C. Kim, I.H.J., D. H. Kim, W. H. Hong,, *Reduction of Blocking Artifact in Block-Coded Images Using Wavelet Transform*. *IEEE Trans Circuits and Systems for Video Tech.*, 1998. 8(3): p. 253-257.
- [41] Z. Xiong, M.O., Y.-Q- Zhang,, *A Deblocking Algorithm for JPEG Compressed Images Using Overcomplete Wavelet Representations*. *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, 1997.
- [42] Ferzli, R. and L.J. Karam. *No-reference objective wavelet based noise immune image sharpness metric*. in *Image Processing, 2005. ICIP 2005. IEEE International Conference on*. 2005.
- [43] Wink, A.M. and J.B.T.M. Roerdink, *Denoising functional MR images: a comparison of wavelet denoising and Gaussian smoothing*. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 2004. 23(3): p. 387.
- [44] Ngai-Fong, L. and S. Wan-Chi. *Adaptive shrinkage algorithm for ringing suppression with smoothness constraint*. in *Image Processing, 1999. ICIP 99. Proceedings. 1999 International Conference on*. 1999.
- [45] Gallegos-Funes, F.J., et al. *Steganographic method based on wavelets and center weighted median filter*. in *Physics and Engineering of Microwaves, Millimeter and Submillimeter Waves 2010 International Kharkov Symposium - 10.1109/MSMW.2010.5546011*. 2010.
- [46] Goel, J., D. Chan, and P. Mandl, *Pre-processing for MPEG compression using adaptive spatial filtering*. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, 1995. 41(3): p. 687-689.
- [47] Chatterjee, P. and P. Milanfar, *Patch-based Near-Optimal Image Denoising*. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2008. PP(99): p. 1.
- [48] Chatterjee, P. and P. Milanfar, *Is Denoising Dead?* *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2008. 19(4): p. 895-911.
- [49] Chatterjee, P. and P. Milanfar. *Fundamental limits of image denoising: Are we there yet?* in *Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), 2010 IEEE International Conference on*. 2009.
- [50] Chatterjee, P. and P. Milanfar, *Practical Bounds on Image Denoising: From Estimation to Information*. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2011. 20(5): p. 1221-1233.
- [51] Laskar, R.H., et al. *Removal of impulse noise from color image*. in *TENCON 2009 - 2009 IEEE Region 10 Conference DO - 10.1109/TENCON.2009.5396220*. 2009.
- [52] Smith, S.M., *SUSAN-A New Approach to Low Level Image Processing*. *International Journal of Computer Vision*, 1997. 23(1): p. 45-78.
- [53] Smith, S.-I.P., *A new directional filter bank for image analysis and classification*. *IEEE International Conference on*, 1999. Volume 3: p. 1417 - 1420.
- [54] Clarke, R.J., *Digital compression of still images and video*. 1995, London ; New York: Academic Press. xx, 453.
- [55] Zhao, M., *Video enhancement using content-adaptive least mean square filters*. *ASCI dissertation series ; 126*. 2006, Eindhoven: Eindhoven : Technische Universiteit Eindhoven. 126.

- [56] Belmudez, B. and S. Moller. An Approach for Modeling the Effects of Video Resolution and Size on the Perceived Visual Quality. in *Multimedia (ISM), 2011 IEEE International Symposium on Multimedia (ISM), 2011 IEEE International Symposium* - 10.1109/ISM.2011.82. 2011.
- [57] Lee, D.-H., J.-S. Park, and Y.-G. Kim, Video format conversions between HDTV systems. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, 1993. **39**(3): p. 219-224.
- [58] Crochiere, R.E., Lawrence U, Rabiner,, *Multirate Digital Signal Processing*. 1983: Prentice-Hall.
- [59] Wang, J., S. Zhu, and Y. Gong. Resolution-Invariant Image Representation for Content-Based Zooming. in *Multimedia and Expo, 2009. ICME 2009. IEEE International Conference on*. 2009.
- [60] Schiemenz, S. and C. Hentschel. Scalable high quality nonlinear up-scaler with guaranteed real time performance. in *Consumer Electronics (ISCE), 2010 IEEE 14th International Symposium on Consumer Electronics (ISCE), 2010 IEEE 14th International Symposium on VO* -. 2010.
- [61] Chien-Hsin Lin, S.G., Zhengyu Zhang. Algorithm and architecture for multirate polyphase video scaling with panoramic effect and enhanced video quality. in *Consumer Electronics, 2005. (ISCE 2005). Proceedings of the Ninth International Symposium* 10.1109/ISCE.2005.1502348. 2005.
- [62] Otake, T., et al. Image Resolution Upscaling via Two-Layered Discrete-Time Cellular Neural Network. in *Cellular Neural Networks and Their Applications, 2006. CNNA '06. 10th International Workshop on ...* 2006.
- [63] Hentschel, C. and S. Schiemenz. Spatial Up-scaler with Nonlinear Edge Enhancement for Rational Factors. in *Consumer Electronics, 2007. ICCE 2007. Digest of Technical Papers. International Conference on Consumer Electronics, 2007. ICCE 2007. Digest of Technical Papers. International Conference on VO* -. 2010.
- [64] Tegenbosch, J.A.P. and P.M. Hofman. Structure adaptive up-scaling using principal component analysis. in *Consumer Electronics, 2007. ISCE 2007. IEEE International Symposium on Consumer Electronics, 2007. ISCE 2007. IEEE International Symposium on VO* -. 2007.
- [65] Hung, K.-W. and W.-C. Siu. Real-time interpolation using bilateral filter for image zoom or video up-scaling/transcoding. in *Consumer Electronics (ICCE), 2012 IEEE International Conference on*. 2012.
- [66] Wang, D., et al. A new ringing detection based adaptive video scaler with parallel memory architecture. in *Industrial Electronics and Applications, 2008. ICIEA 2008. 3rd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, 2008. ICIEA 2008. 3rd IEEE Conference on VO* -. 2008.
- [67] Allen, R.L.M., Duncan W, *Signal analysis: time, frequency, scale, and structure*, ed. Wiley-IEEE. 2004.
- [68] Slavin, K.R., *Suppression of ringing artifacts during image resizing*. 2007, Micron Technology, Inc.: USA.
- [69] Oppenheim, A.V., R.W. Schafer, *Discrete-Time Signal Processing*, ed. E.C. Prentice Hall. 1999, New Jersey.
- [70] Fliege, N.J., *Multirate Digital Signal Processing: Multirate Systems - Filter Banks - Wavelets*. 1 ed, ed. Wiley. 1999.
- [71] Berbecel, G., *Digital Image Display: Algorithms and Implementation*. 1 ed. Digital Image Display: Algorithms and Implementation. 2003: Wiley. 306.
- [72] Seidner, D., *Polyphase analysis of aliasing effects in enlargements*. ICASSP, 2004.

- [73] Tarniceriu, D., *Sinteza Filtrelor cu Raspuns Finit la Impuls*, in *Prelucarea Digitala a Semnalelor*, U.T.G.A. Iasi, Editor. 2011, Universitatea Tehnica "Gh. Asachi": Iasi. p. 74.
- [74] **Mirel, I.**, *Ringin Reduction Method for Multirate Filters*. 2004, AMD: Canada/USA.
- [75] Wu, J. and M.M. Trivedi, *Resolution enhancement by interpixel interference elimination*. *J. Electron. Imaging*, 2007. 16.
- [76] Schafer, R., *Quantization Effects in Digital Filters*. MEAD DSP IC Design Course Lecture #3, 1998.
- [77] Boiman, O.I., M. *Detecting irregularities in images and in video*. in *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision*. 2005.
- [78] Cho, J., et al., *Block Adaptive Interpolation Filter Using Trained Dictionary for Sub-Pixel Motion Compensation*. *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, 2012. 22(2): p. 241-248.
- [79] Guo, P., et al. *An adaptive enhancement algorithm for low-illumination image based on hue reserving*. in *Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference (CSQRWC), 2011 DO 10.1109/CSQRWC.2011.6037189*. 2011.
- [80] Dileep, M.D. and A.S. Murthy. *A comparison between different colour image contrast enhancement algorithms*. in *Emerging Trends in Electrical and Computer Technology (ICETECT), 2011 International Conference on Emerging Trends in Electrical and Computer Technology (ICETECT), 2011 International Conference on VO -*. 2011.
- [81] Asmare, M.H., V.S. Asirvadam, and L. Iznita. *Color Space Selection for Color Image Enhancement Applications*. in *Signal Acquisition and Processing, 2009. ICSAP 2009. International Conference 10.1109/ICSAP.2009.39*. 2009.
- [82] Sroubek, F. and P. Milanfar, *Robust Multichannel Blind Deconvolution via Fast Alternating Minimization*. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2009. PP(99): p. 1.
- [83] Takeda, H., S. Farsiu, and P. Milanfar, *Deblurring Using Regularized Locally Adaptive Kernel Regression*. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2010. 17(4): p. 550-563.
- [84] Fang, X., et al. *A method to improve the image enhancement result based on image fusion*. in *Multimedia Technology (ICMT), 2011 International Conference on Multimedia Technology (ICMT), 2011 International Conference on VO -*. 2011.
- [85] Sun, J., et al., *Gradient Profile Prior and Its Applications in Image Super-Resolution and Enhancement*. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2011. 20(6): p. 1529-1542.
- [86] Sasatani, S., X.-H. Han, and Y.-W. Chen. *Image registration using PCA and gradient method for super-resolution imaging*. in *Software Engineering and Data Mining (SEDM), 2010 2nd International Conference on Software Engineering and Data Mining (SEDM), 2010 2nd International Conference on DOI*. 2010.
- [87] Heijmans, H.J.A.M. and J.B.T.M. Roerdink, *Mathematical morphology and its applications to image and signal processing*. *Computational imaging and vision ; v. 12*. 1998, Dordrecht ; Boston: Kluwer. ix, 442.
- [88] Jung, S.-W. and S.-J. Ko, *Depth Map Based Image Enhancement Using Color Stereopsis*. *Signal Processing Letters, IEEE*, 2012. 19(5): p. 303-306.
- [89] Zhang, Y., et al. *Research and application of image enhancement*. in *Intelligent Control and Automation (WCICA), 2012 10th World Congress - 10.1109/WCICA.2012.6359350*. 2012.

- [90] Xiurong, T. The application of adaptive unsharp mask algorithm in medical image enhancement. in *Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference (CSQRWC)*, 2011 DO - 10.1109/CSQRWC.2011.6037218. 2011.
- [91] Fu, Y., et al. A partial differential equation algorithm for image enhancement. in *Information and Automation (ICIA), 2012 International Conference* 10.1109/ICInfA.2012.6246885. 2012.
- [92] He, R., et al. Adjustable weighting image contrast enhancement algorithm and its implementation. in *Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2011 6th IEEE Conference on*. 2011.
- [93] Xia, J., K. Panetta, and S. Agaian. Color image enhancement algorithms based on the DCT domain. in *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2011 IEEE International Conference on*. 2011.
- [94] Shaked, D. and I. Tastl. Sharpness measure: towards automatic image enhancement. in *Image Processing, 2005. IICIP 2005. IEEE International Conference on*. 2005.
- [95] Lin, W.S., Y.L. Gai, and A.A. Kassim, *Perceptual impact of edge sharpness in images. Vision, Image and Signal Processing, IEE Proceedings -*, 2006. 153(2): p. 223.
- [96] Li, Y., L. Sun, and Y. Wang. An adaptive image enhancement algorithm based on human visual properties. in *Electronic and Mechanical Engineering and Information Technology (EMEIT), 2011 International Conference -* 10.1109/EMEIT.2011.6024050. 2011.
- [97] Shi, J. and Y. Cai. A novel image enhancement method using local Gamma correction with three-level thresholding. in *Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC), 2011 6th IEEE Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC), 2011 6th IEEE Joint International VO - 1*. 2011.
- [98] Hentschel, C. and D. La Hei, *Effective peaking filter and its implementation on a programmable architecture. Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, 2001. 47(1): p. 39.
- [99] Kurita, T., et al., *A luminance signal bandwidth expansion method for NTSC system. Broadcasting, IEEE Transactions on*, 1990. 36(4): p. 298.
- [100] **Mirel, I.**, Tiponut, V., *Improving the Slew-Rate of Video Signals. Buletinul Stiintific al Universitatii "Politehnica" din Timisoara*, 2004. TRANSACTIONS on ELECTRONICS and COMMUNICATIONS.
- [101] Aiba, E., et al. Identification of factors related to the enhancement of image-quality for subjective image-quality assessment model based on psychological measurement. in *Human System Interactions (HSI), 2011 4th International Conference on*. 2011.
- [102] Takeda, H., H.J. Seo, and P. Milanfar. *Statistical Approaches to Quality Assessment for Image Restoration. in Consumer Electronics, 2008. ICCE 2008. Digest of Technical Papers. International Conference on Consumer Electronics, 2008. ICCE 2008. Digest of Technical Papers. International Conference on VO -*. 2009.
- [103] Canny, J.F., *A computational approach to edge detection. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986. 8(6): p. 679-698.
- [104] Kovese, P., *Image Features From Phase Congruency. Videre: A Journal of Computer Vision Research*, 1999. Volume 1, Number 3(MIT Press).
- [105] Abdollahi, B., A. El-Baz, and A.A. Amini. A multi-scale non-linear vessel enhancement technique. in *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*. 2011.

- [106] Jinsoo, C., *Adaptively rate-controlled shoot suppression*. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, 2006. 52(4): p. 1402.
- [107] Jaspers, E.G.T. and P.H.N. De With. *A generic 2D sharpness enhancement algorithm for luminance signals*. in *Image Processing and Its Applications, 1997.*, Sixth International Conference on. 1997.
- [108] J. Cho, J.B., *Edge-adaptive local min/max nonlinear filter-based shoot suppression*. *IEEE Trans. Consumer Electronics*, 2006. 52(3): p. 1107-1111.
- [109] Takeda, H., P. van Beek, and P. Milanfar. *Spatio-temporal video interpolation and denoising using motion-assisted steering kernel (MASK) regression*. in *Image Processing, 2008. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on*. 2010.
- [110] Guanglie, Z., Z. Nanning, and W. Yong. *A novel video processing IC for progressive scan TV*. in *Info-tech and Info-net, 2001. Proceedings. ICII 2001 - Beijing. 2001 International Conferences on*. 2001.
- [111] Hung, T.Q., H.D. Tuan, T.Q. Nguyen, *Design of Diamond and Circular Filters by Semi-definite Programming in Circuits and Systems*. *ISCAS, 2007. IEEE International Symposium on Circuits and Systems*.
- [112] **Mirel, I.** *Isotropic edge enhancement with halo control*. in *Electronics and Telecommunications (ISETC), 2012 10th International Symposium* 10.1109/ISETC.2012.6408115. 2012.
- [113] Buades, A., B. Coll, and J. M. Morel, *Image enhancement by non-local reverse heat equation*, T.R. 22, Editor. 2006, CMLA.
- [114] Buades, A., B. Coll, and J. M. Morel, *A review of image denoising algorithms, with a new one*. *Society for Industrial and Applied Mathematics*, 2005. Vol. 4(No. 2,): p. 490-530.
- [115] Buades, A., B. Coll, and J. M. Morel, *On image denoising methods*. *SIAM Multiscale Modeling and Simulation*, 2005. 4(2): p. 490-530.
- [116] Yang, Y. and B. Li. *Non-linear image enhancement for digital TV applications using Gabor filters*. in *Multimedia and Expo, 2005. ICME 2005. IEEE International Conference* 10.1109/ICME.2005.1521597. 2005.
- [117] Choomchuay, S. and K. Sihalath. *An Application of Second Derivative of Gaussian Filters in Fingerprint Image Enhancement*. in *Bioinformatics and Biomedical Engineering (iCBBE), 2010 4th International Conference on*. 2010.
- [118] Rudin, L.I., *Images, Numerical Analysis of Singularities and Shock Filters*, in *Computer Science Department*. 1987, California Institute of Technology: Pasadena, CA.
- [119] **Mirel, I.**, Tiponut, V., *Flesh Tone Correction Algorithm for TV Receivers*. *Buletinul Stiintific al Universitatii "Politehnica" din Timisoara*, 2004. TRANSACTIONS on ELECTRONICS and COMMUNICATIONS(Seria ELECTRONICA Si TELECOMUNICATII).
- [120] Keith, J., *Video Demystified-A Handbook for the Digital Engineer*. Third Edition ed. VA 24085: LLH:, ed. E. Rock. 1995: Technology Publishing.
- [121] Flamm, P.M., *Flesh Tone Correction Circuit*. 1987, Etutsche ITT Industries GmbH: USA.
- [122] Park, S.C., M.K. Park, and M.G. Kang, *Super-resolution image reconstruction: a technical overview*. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 2003. 20(3): p. 21-36.
- [123] Lee, I.-H., N.K. Bose, and C.-W. Lin. *Locally adaptive regularized super-resolution on video with arbitrary motion*. in *Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on*. 2010.

- [124] Turgay, E. and G.B. Akar. *Direction Adaptive Super-Resolution Imaging*. in *Signal Processing and Communications Applications Conference, 2009. SIU 2009. IEEE 17th DOI - 10.1109/SIU.2009.5136326*. 2009.
- [125] Takeda, H., et al., *Super-Resolution Without Explicit Subpixel Motion Estimation*. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2009. 18(9): p. 1958-1975.
- [126] Kim, C., K. Choi, and J.B. Ra, *Example-Based Super-Resolution via Structure Analysis of Patches*. *Signal Processing Letters, IEEE*, 2013. 20(4): p. 407-410.
- [127] Taniguchi, K., et al. *Example-Based Super-Resolution using Locally Linear Embedding*. in *Computer Sciences and Convergence Information Technology (ICCIT), 2011 6th International Conference -*. 2011.
- [128] Yang, M.-C., et al. *Learning of context-aware single image super-resolution*. in *Visual Communications and Image Processing (VCIP), 2011 IEEE DO - 10.1109/VCIP.2011.6116046*. 2011.
- [129] Chen, S., H. Gong, and C. Li. *Super Resolution from a Single Image Based on Self Similarity*. in *Computational and Information Sciences (ICCIS), 2011 International Conference - 10.1109/ICCIS.2011.268*. 2011.
- [130] Glasner, D., S. Bagon, and M. Irani. *Super-resolution from a single image*. in *Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on*. 2009.
- [131] Zhang, K., et al., *Partially Supervised Neighbor Embedding for Example-Based Image Super-Resolution*. *Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of*, 2011. 5(2): p. 230-239.
- [132] Wang, L., et al., *Edge-directed Single Image Super-resolution via Adaptive Gradient Magnitude Self-interpolation*, in *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*. 2013. p. 1.
- [133] Tai, S.-C., et al. *A Fast Algorithm for Single Image Super Resolution in Both Wavelet and Spatial Domain*. in *Computer, Consumer and Control (IS3C), 2012 International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C), 2012 International Symposium on VO -*. 2012.
- [134] **Mirel, I.** *Non-iterative deblurring for image restoration*. in *Electronics and Telecommunications (ISETC), 2012 10th International Symposium on Electronics and Telecommunications (ISETC), 2012 10th International Symposium on VO -*. 2012.
- [135] Zhu, X. and P. Milanfar. *Restoration for weakly blurred and strongly noisy images*. in *Applications of Computer Vision (WACV), 2011 IEEE Workshop on*. 2011.
- [136] Tsai, R.Y., Huang, T.S., *Multipleframe image restoration and registration*. *Advances in Computer Vision and Image Processing*, 1984. Greenwich, CT:JAI Press Inc.: p. 317-339.
- [137] Ur, H., Gross, D., *Improved resolution from sub-pixel shifted pictures*. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 1992. 5: p. 181-186.
- [138] Charest, M.R. and P. Milanfar, *On Iterative Regularization and Its Application*. *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, 2009. 18(3): p. 406-411.
- [139] Takeda, H. and P. Milanfar. *An adaptive nonparametric approach to restoration and interpolation for medical imaging*. in *Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2009. ISBI '09. IEEE International Symposium on*. 2011.
- [140] Bose, N.K., Kim, H.C., Valenzuela, H.M., *Recursive implementation of total least squares algorithm for image reconstruction from noisy, undersampled*

- multiframes. Proc. IEEE Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing, 1993. 5: p. 269-272.*
- [141] Hardie, R.C., Barnard, K.J., Armstrong, E.E, Joint MAP registration and high-resolution image estimation using a sequence of undersampled images. *IEEE Trans. Image Processing, 2007. 6: p. 1621-1633.*
- [142] Schulz, R.R., Stevenson, R.I., Extraction of high-resolution frames from video sequence. *IEEE Trans. Image Processing, 2006. 5: p. 996-1011.*
- [143] Sezan, M.I. and A.M. Tekalp. Iterative image restoration with ringing suppression using the method of POCS. in *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1988. ICASSP-88., 1988 International Conference on. 1988.*
- [144] Stark, H., Oskoui, P., High resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections. *Journal Optical Society of America, 1989. 6: p. 1715-1726.*
- [145] Zomet, A., A. Rav-Acha, and S. Peleg, Robust super-resolution. *Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on, 2001.*
- [146] Cohen, B. and I. Dinstein, Polyphase back-projection filtering for image resolution enhancement. *Vision, Image and Signal Processing, IEE Proceedings-, 2000.*
- [147] Irani, M., B. Rousso, and S. Peleg, Recovery of ego-motion using image stabilization. *Computer Vision and Pattern Recognition, 1994. Proceedings CVPR '94., 1994 IEEE Computer Society Conference on, 1994.*
- [148] Zomet, A. and S. Peleg, Efficient super-resolution and applications to mosaics. *Pattern Recognition, 2000. Proceedings. 15th International Conference on, 2000.*
- [149] Wirawan, D., P., Maitre, H., Multi-channel high resolution blind image restoration. *Proc. IEEE ICASSP, AZ, 1989: p. 3229-3232.*
- [150] Milanfar, P., Nguyen, N., Golub, G., Efficient generalized cross-validation with applications to parametric image restoration and resolution enhancement. *Image Processing, IEEE Transactions on, 2001. 10(9): p. 1308.*
- [151] Richardson, W.H., *Bayesian-Based Iterative Method of Image Restoration. JOURNAL OF THE OPTICAL SOCIETY OF AMERICA, 2007.*
- [152] Nagy, J.G.a.D.P.O.L., *Image deblurring: I can see clearly now. . Computing in Science & Engineering, 2003. 5(3): p. p. 82-84.*
- [153] Zamfir, M., Kai-Kuang, A Study of the Influence of the PSF Accuracy on the Quality of Image Deblurring. in *Signals, Circuits and Systems. ISSCS 2007. International Symposium on Signals, Circuits and Systems, 2007. 1.*
- [154] Biemond, J., R.L. Lagendijk, and R.M. Mersereau, Iterative methods for image deblurring. *Proceedings of the IEEE, 1990. 78(5):: p. p. 856-883.*
- [155] Puetter, R.C., T.R. Gosnell, and A. Yahil, *Digital Image Reconstruction: Deblurring and Denoising. Annual Revue of Astronomy and Astrophysics, 2005: p. 43(139-94).*
- [156] Gullberg, J., *Mathematics from the birth of numbers, ed. W.W. Norton. 1997, New York. 963-965.*
- [157] Ahrens, J., H., Dieter, U.,, Computer Generation of Poisson Deviates. *ACM Transactions on Mathematical Software, 1982. 8(2): p. 163-179.*
- [158] Zhang, D. and P. Bao. A wavelet-based edge detection method by scale multiplication. in *Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference on. 2002.*