



**UNIVERSITATEA POLITEHNICA
DIN BUCUREȘTI**



Doctoral School of Electronics, Telecommunications
and Information Technology

Decizia nr. from

REZUMAT TEZA DE DOCTORAT

Constantin-Cristian DAMIAN

**CONTRIBUȚII LA DEZVOLTAREA
SENZORILOR SE IMAGE INTELIGENȚI**
**CONTRIBUTIONS TO THE DEVELOPEMENT
OF COMPUTATIONAL IMAGING SENSORS**

THESIS COMMITTEE

President	Prof. Dr. Ing. Bogdan IONESCU	Universitatea Politehnica București
Advisor	Prof. Dr. Ing. Daniela Colțuc	Universitatea Politehnica București
Reviewer	Prof.dr.ing. Liviu GORAȘ,	Universitatea Tehnică “Gh. Asachi”, Iași
Reviewer	CP II dr.fiz. Florin GAROI,	Institutul Național pentru Fizica Laserilor, Plasmei și Radiației
Reviewer	Conf.dr.ing. Anamaria RĂDOI,	Universitatea Politehnica București

Bucharest 2021

Abstract

O dată cu dezvoltarea și producerea în masă a modulateoarelor spațiale de lumină, arhitecturi alternative pentru senzori optici au început să atragă atenția comunității științifice. Acesta se clasează sub categoria imagisticii computaționale unde semnalul țintă nu este măsurat direct ci este reconstruit din măsurători corelate. Folosind această abordare semnalul poate fi achiziționat cu mai puțin zgomot decât în abordarea clasică pentru anumite cazuri ca imagistica în infraroșu îndepărtat sau în domeniul terahertz. În plus, cu un model mai bun al semnalului latent sau a arhitecturii sensorului, se pot face îmbunătățiri adiționale preciziei achiziției.

În această teză analizez spectroscopia Hadamard și arhitectura camerei cu un singur pixel. Studiez atât teoretic cât și experimental efectul de reducere a zgomotului (Avantajul Fellget) și găsesc că acest avantaj este redus de neliniarități ale detectorului. Analizez efectul de reducere a zgomotului pentru tehnica microscanării și dependența sa de numărul de vizualizări luate. Dezvolt un model pentru formarea răspunsului la impuls pentru o cameră cu un singur pixel și o metodă de evaluare experimentală a acesteia. Aplicăm apoi metoda pentru a îmbunătăți imaginea prin deconvoluție.

Acknowledgements

Doresc să îi mulțumesc doamnei prof. Daniela Colțuc pentru că m-a ghidat către o carieră în cercetare de când eram în anul II din ciclul de licență, pentru coordonarea mea în timpul studiilor doctorale și în timpul scrierii acestei teze. Ea m-a inițiat în domeniul procesării imaginilor și a semnalelor și mi-a trezit interesul în domeniu. Sprijinul, ghidarea, generozitatea și răbdarea ei au fost indispensabile pentru terminarea cu succes a studiilor mele.

Trimit mulțumiri domnului prof. Mihai Datcu pentru oportunitatea de a face parte din echipa de cercetare de la CEOSpaceTech și tuturor colegilor care au colaborat cu mine. Mulțumesc în special dr. ing. Mihai Petrovici și dr. ing. Mihai Crișan pentru că m-au ajutat cu sfaturi.

Ideea tezei a venit de la participarea la proiectele din CEOSpaceTech. Cercetarea pentru teză a început în proiectul *THz-Imaging* condus în CEOSpaceTech între 2013 și 2015 în colaborare cu Institutul Național de Fizică a Laserilor, Plasmei și Radiației și sprijinit de Agenția Spațială Română, program STAR. Aceasta a continuat sub proiectul *Optical Compressive Sensing Technologies for Space Applications (OCS Tech)* project,ESA ITTAO-8235, în 2016. Modelele experimentale prezentate în teză au fost create de echipa de la INFLPR și experimentele au fost realizate în colaborare cu ei.

Mulțumesc pentru sprijinul acordat colaboratorilor de la INFLPR: dr. Ioan Apostol, dr. Victor Damian, dr. Florin Garoi, dr. Cristian Udrea, dr. Tiberius Vasile, dr. Petre C. Logofătu și fizician Adrian Sima.

Mulțumesc de asemenea comisiei de coordonare: prof. Vasile Lăzărescu, conf. Daniela Faur, Ș.l. Lucian Andrei Perișoară.

Cuprins

Abstract	ii
Acknowledgements	iii
1 Introducere	1
1.1 Scopul tezei de doctorat	2
1.2 Conținutul tezei de doctorat	2
2 Camera cu un singur pixel	3
2.1 Scanarea bazei	4
2.2 Eșantionarea compresată	5
3 Rezoluția senzorilor de imagine	6
3.1 Modelul de rezoluție a SPC	6
3.2 Metoda originală pentru măsurarea PSF-ului camerei	7
3.2.1 Simulări numerice	8
3.2.2 Rezultate experimentale	10
3.3 Deconvolution CS	11
3.3.1 Experimente cu un PSF estimat	11
4 Spectrometria Hadamard	13
4.1 Evaluarea experimentală a zgomotului	14
4.2 Microscanarea în spectroscopia Hadamard	16
4.2.1 Numerical experiments	18
4.2.2 Experiment fizic	19
4.3 Deconvoluția spectrelor	20
5 Concluzii	21
5.1 Contribuții originale	22
5.2 Articole publicate	23
5.2.1 Articole de jurnal	23
5.2.2 Articole de conferință	23
5.2.3 Alte articole	24
Bibliography	24

Capitolul 1

Introducere

O dată cu îmbunătățirea tehnologiei de calcul la îndemâna publicului se pot achiziționa imagini folosind tehnologii ce au fost considerate nefezabile până în prezent sau se pot extrage informații noi folosind tehnologia de măsurare existentă. Disciplina ce a furnizat aceste capacități se numește imagistica computațională. În acest domeniu sunt incluse tehnicile de imagistică plenoptică, imagistica fără lentilă și camera cu un singur pixel. Camera cu un singur pixel (SPC, eng. Single Pixel Camera) sau camera multiplexată este o paradigmă din imagistică computațională unde un senzor scalar măsoară proprietăți globale ale scenei și scena este reconstruită prin calcul numeric. Este legată strâns cu spectroscopia multiplexată unde măsurători similare sunt folosite pentru a reconstrui spectrul unei surse de lumină în locul unei scene. Datorită acestei legături multe tehnici se pot porta între cele două domenii.

Spectroscopia multiplexată își are originile în invenția lui Michelson a spectroscopiei Fourier [18]. El al descoperit că modelul de interferență a luminii de la o sursă este legată de spectrul acesteia prin transformarea Fourier. În consecință modelul poate fi măsurat și spectrul poate fi calculat prin transformarea inversă. Aceeași configurație este încă folosită în multe spectrometre din domeniul infraroșu în special în aplicații spațiale [12, 21].

Cu peste o jumătate de secol mai târziu Harwit[16] a propus utilizarea spectrometrelor cu transformare Hadamard din cauza abilității lor de a reconstrui spectrul cu o precizie mai mare decât metodele clasice în condiții unde zgomotul de la senzor domină. De asemenea, a arătat că aceeași tehnică poate fi aplicată pentru a reconstrui imaginea unei scene, constituind una din primele exemple ale imagisticii multiplexate. Tehnica dezvoltată de Harwit folosește o serie de măști mecanice ce o face nefezabilă pentru un număr mare de pixeli.

Dezvoltarea sistemelor micro-opto-electro-mecanice (MOEMS , eng. Micro Opto Electro Mechanical Systems) și aplicarea ei în spectroscopie în [10]a făcut spectroscopia Hadamard fezabilă la rezoluții mari. Camera cu un singur pixel este cunoscută ca o aplicație a eșantionării compresate (CS, eng. Compressive Sensing) datorită popularizării ei în [11].

1.1 Scopul tezei de doctorat

În această teză analizez spectroscopia Hadamard și camera multiplexată. Studiez avantajul de reducere a zgomotului al spectroscopiei Hadamard (avantajul Fellget) atât teoretic cât și experimental și aflu că avantajul este mitigat de factori ce sunt legați de senzorul de lumină. Analizez efectul de reducere a zgomotului dat de tehnica microscanning și dependența sa față de numărul de pre-imagini luate. Dezvolt un model pentru formarea răspunsului la impuls (PSF, eng. Point Spread Function) al unei camere multiplexate și o metodă de măsurare a acesteia. Aplic apoi metoda pentru a îmbunătăți imaginile prin deconvoluție.

1.2 Conținutul tezei de doctorat

Al doilea capitol prezintă paradigma camerei multiplexate. Explică procesul de achiziție a camerei și metodele pentru reconstruirea imaginii achiziționate din măsurători. Scanarea bazei este prezentată împreună cu avantajele sale în special pentru reducerea zgomotului. Teoria eșantionării compresate este sumarizată cu atenție specială dată alegerii matricii de măsurare.

Al treilea capitol se concentrează pe evaluarea și îmbunătățirea rezoluției unei camere multiplexate. Capitolul conține contribuții publicate în [6] și [8]. Principiul de operare și modelul teoretic pentru camera convențională și camera multiplexată sunt descrise. De asemenea, o metodă nouă pentru măsurarea rezoluției este descrisă și apoi testată experimental. Ultima secțiune prezintă metode de îmbunătățire a imaginii achiziționate prin deconvoluție și prin deconvoluția inclusă în reconstrucția din eșantioane compresate. Se prezintă, de asemenea, teste ce demonstrează utilitatea deconvoluției cu un nucleu măsurat cu metoda descrisă.

Al patrulea capitol constă în contribuțiile aduse spectrometriei Hadamard. Un sumar al principiului de operație este dat, apoi o implementare în laborator a unui spectrometru este descris. O metodă experimentală de evaluare a zgomotului și avantajului Fellget este prezentată cu rezultatele experimentale. Contribuțiile acestei secțiuni au fost publicate în [7].

A treia secțiune a capitolului se concentrează asupra tehnicii microscanării, utilizarea a unei serii de imagini deplasate una față de alta pentru a crea o imagine nouă cu rezoluție mai bună. Tehnica este prezentată și avantajul Fellget este calculat teoretic. Experimente numerice pe o bază de date de spectre sunt făcute pentru a dovedi utilitatea tehnicii. În final, metoda este demonstrată practic în laborator. Această secțiune conține contribuții din [5].

Ultima secțiune a capitolului trei este despre deconvoluția aplicată pe spectre. Compară algoritmi de deconvoluție deja prezentați pe un caz unde spectrul a fost achiziționat folosind microscanarea. Aceasta conține contribuțiile din articolul [5]. Teza se termină cu concluzii.

Capitolul 2

Camera cu un singur pixel

În acest capitol se prezintă arhitectura camerei cu un singur pixel (SPC). Arhitectura pentru spectrometria Hadamard este foarte similară, doar sistemul optic inițial fiind diferit.

SPC este compusă din trei părți principale: sistemul optic de proiectare (identic cu cea a unei camere convenționale), modulatorul spațial de lumină (SLM, eng. Spatial Light Modulator) și detectorul de radiație. Are de asemenea nevoie de un calculator pentru reconstrucția imaginii fie incorporat ori în altă parte.

În Figura 2.1 un SPC tipic este ilustrat. Prima parte a montajului, de la laser până la obiect, nu face parte din cameră. Prima oglindă este sistemul optic ce proiectează imaginea obiectului pe SLM ce în cazul de față este o matrice de microoglinzi (DMD, eng. Digital Micromirror Device). SLM-ul redirecționează lumina de pe anumite zone din imagine prin oglinda de focalizare către un detector în timp ce lumina de pe toate celelalte este blocată pentru a nu ajunge la detector. Oglinda de focalizare asigură că lumina redirecționată de SLM cade pe zona activă a detectorului.

SLM-ul este reconfigurat înainte de fiecare măsurătoare după un set predefinit de măsurători. În acest fel camera achiziționează o serie de măsurători y_i ce sunt produse scalare între imaginea scenei și funcțiile de test. Exprimat matematic, măsurătorile sunt:

$$y_i = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(u, v) \phi_i(u, v) du dv, i = 1, \dots, M \quad (2.1)$$

unde (u, v) sunt coordonatele spațiale, f este imaginea scenei proiectată pe SLM, ϕ_i sunt funcțiile de test, y_i sunt măsurătorile și M este numărul de măsurători dintr-un set.

Funcțiile de test sunt constrânse de construcția SLM-ului. Aceste dispozitive sunt compuse din celule cu formă identică care pot transmite lumina spre detector ori pot bloca lumina.

Un eșantion proiectat este:

$$x_j = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(u, v) (\delta_j * c)(u, v) du dv \quad (2.3)$$

unde $*$ înseamnă convoluție.

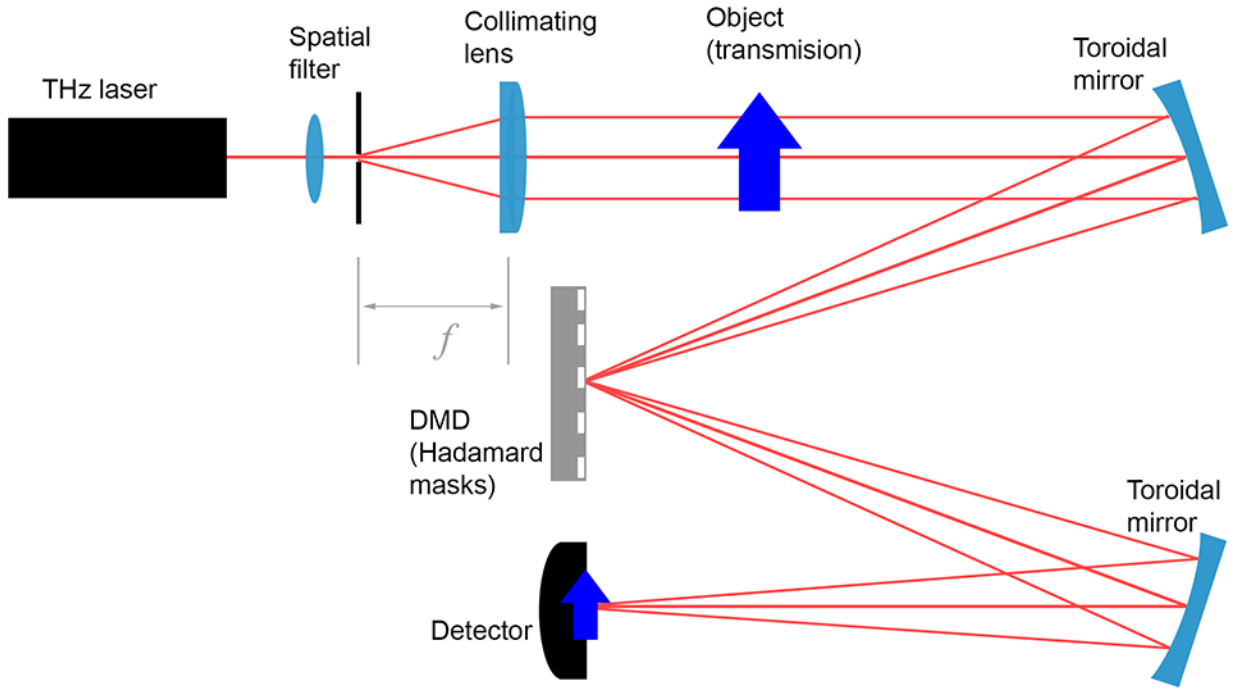


Figura 2.1: Diagramă de principiu al camerei cu un singur pixel în domeniul terahertz.

În consecință, modelul măsurare a imaginii este următorul:

$$y_i = \sum_{j=1}^N \Phi_{i,j} x_j \quad (2.4)$$

unde $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_N]^T$ este vectorul de eşantioane și $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_M]^T$ este matricea de măsurare.

Eşantioanele imaginii sunt reconstruite din măsurători prin rezolvarea Ecuatiile eq:sampled unde matricea are diverse forme. Metodele folosite de noi sunt scanarea bazei (BS, eng. Basis Scan) și eşantionarea compresată (CS, eng. Compressive Sensing) [11].

2.1 Scanarea bazei

În BS funcțiile sunt proiectate astfel încât matricea de măsurare este inversabilă. Astfel reconstrucția constă în înmulțirea măsurătorilor cu matricea inversă și rearanjarea eşantionelor.

Avantajul acestei metode este că matricea de măsurare poate fi proiectată astfel încât raportul semnal zgomot al imaginii să fie mult mai mare decât o cameră convențională în aceeași situație. Matricea de măsurare folosită este de regulă o matrice Hadamard sau o matrice S.

2.2 Eșantionarea compressată

Eșantionarea compressată (CS) este o teorie nouă ce asigură reconstrucția de la mai puține măsurători decât este asigurat de teorema eșantionării Nyquist Shannon.

Teorema Nyquist-Shannon asigură o metodă de a reconstrui semnale continue și cu bandă limitată în frecvență din eșantioane periodice.

Dacă un semnal de bandă joasă cu frecvența maximă B este achiziționată luând eșantioane cu o frecvență $2B$ se poate reconstrui semnalul original. Metoda de reconstrucție este simpla filtrare liniară și se poate implementa cu componente analogice.

În schimb, obiectivul CS este reconstrucția unor semnale discrete din măsurători globale, măsurători ce caracterizează întreaga scenă.

Metoda se bazează pe două presupuneri [4]:

1. Semnalul original este rar.
2. Funcțiile de test sunt incoerente cu semnalul.

Un semnal rar (eng. sparse) are un cadru, matricea Ψ , prin care poate fi reprezentat folosind puține elemente nenule. Astfel:

$$\mathbf{x} = \Psi^T \mathbf{s} \quad (2.17)$$

unde \mathbf{s} este un vector cu puține elemente nenule numit și reprezentarea rară. Dacă acesta are mai puțin de K elemente nenule se numește K rar.

Incoerența între două reprezentări se referă la faptul că nici un semnal nu este rar simultan în ambele reprezentări. În CS nici un semnal rar în reprezentarea aleasă nu este rar în măsurători. Exemplul canonic este între reprezentarea în timp și cea în frecvență.

Problema reconstrucției este următoarea în exprimarea matematică.

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi^T \mathbf{s} \text{ while } \|\mathbf{s}\|_0 \leq K \quad (2.19)$$

unde $\|\mathbf{s}\|_0$ este numărul de elemente nenule din \mathbf{s} .

După aflarea vectorului rar se poate apoi afla ușor semnalul de interes. De fapt, problema constă în aflarea elementelor nenule [11]. Au fost dezvoltati algoritmi care rezolvă problema asta în mod eficient datorită proprietății de incoerență. Printre aceștia enumerăm Compressive Sampling Orthogonal Matching Pursuit (CoSaOMP) [19] și Iterative Hard Thresholding (IHT) [3].

Transformările necesare au fost dezvoltate în domeniul compresiei de semnale. Cel mai renumit dintre acestea este transformata cosinus discretă (DCT) folosită în codarea imaginilor în format JPEG ori a sunetelor în format MP3. Transformări mai eficiente au fost, de asemenea, dezvoltate cum ar fi wavelet-uri sau dicționare supracomplete.

Semnalele nu trebuie să fie rare în sens strict dar compresibile însemnând că majoritatea energiei semnalului vine de la puțini coeficienți. Restul coeficienților pot fi neglijați și considerați zgomot [11].

Capitolul 3

Rezoluția senzorilor de imagine

Acest capitol prezintă contribuțiile mele la evaluarea și îmbunătățirea camerei multiplexate.

Prima secțiune prezintă modelul meu de rezoluție pentru camera multiplexată. Detaliază influența SLM-ului pe rezoluție. Rezultatele din această secțiune a fost publicată în [?].

A doua secțiune prezintă metoda mea de estimare a PSF-ului. Metoda este făcută camera multiplexată și are ca părți originale utilizarea unui model de elipsă pentru a fi robust la distorsiuni geometrice și utilizarea transformării Radon pentru a estima PSF-ul. Se prezintă de asemenea o validare a metodei prin experimente numerice și fizice. Metoda a fost publicată în [6] și [8].

Ultima secțiune se compară tehnici de deconvoluție cunoscute cu deconvoluția prin CS. De asemenea se compară utilizarea unui PSF estimat în deconvoluție cu utilizarea PSF-ului adevărat. Rezultatele acestei secțiuni au fost publicate de asemenea în [8].

3.1 Modelul de rezoluție a SPC

În această secțiune se calculează modelul matematic al PSF-ului unui SPC. Modelul ia în considerare sistemul optic, aberațiile cauzate de defocalizare și forma celulei de SLM.

Imaginea proiectată pe SLM f , este în sine o versiune degradată a proiecției ideale a scenei. Este rezultatul convoluției între proiecția ideală f_0 a scenei și PSF-ul sistemului optic h_0 :

$$f(u, v) = (f_0 * h_0)(u, v) \quad (3.8)$$

Dacă în ecuația 2.3, substituim procesul de degradare apere ca o convoluție repetată a lui cu forma celulei SLM-ului:

$$x_j = \iint_{-\infty}^{+\infty} (f_0 * h_0 * c) \delta_j(u, v) dudv \quad (3.9)$$

Atunci PSF-ul întregului sistem este:

$$h = h_0 * c \quad (3.10)$$

Pentru modelarea sistemului optic se începe prin a considera că este limitat de difracție și se convolvează efectele aberațiilor, se modelează contribuția SLM în ecuația (eq:end-to-end) ca un PSF cu aceeași formă ca celula SLM-ului. Pentru montajul nostru experimental ce conține un DMD, este pătrat. PSF-ul camerei este convoluția între un PSF cu simetrie circulară și un PSF rectangular. Depinzând de contribuția SLM-ului, PSF-ul poate să degenereze la o formă rectangulară. În experimentul nostru PSF-ul este practic circular.

3.2 Metoda originală pentru măsurarea PSF-ului camerei

Metoda mea de estimare a PSF-ului este bazată pe cea din [1], utilizând imaginea luată de cameră a unei mire. Mira este alcătuită dintr-un disc alb pe un fundal întunecat. Mira trebuie luminată cât mai uniform posibil sau trebuie realizată o corecție de umbrire. Singura distorsiune considerată de noi este o transformare afină ce transformă discul într-un disc elipsoidal. Astfel de distorsiuni sunt cauzate de dezinierii mici ce pot fi prezente în experiment.

Este nevoie de un set de funcții auxiliare în procesul de măsurare a PSF-ului. Prima este răspunsul la dreaptă (LSF, eng. Line Spread Function) care este răspunsul instrumentului la o dreaptă luminoasă subțire. Este folosit frecvent pentru a sumariza PSF-ul. LSF-ul se schimbă în funcție de orientarea dreptei, poate fi calculată integrând PSF-ul de-a lungul dimensiunii perpendiculare liniei. Se inferă că LSF-ul unui PSF în funcție de orientarea liniei este identică cu transformarea Radon a PSF-ului. Astfel PSF-ul poate fi obținut dintr-un set destul de divers de LSF-uri prin aplicarea inversei transformării.

Se folosește de asemenea și răspunsul la contur (ESF, eng. Edge Spread Function) anume rezultatul achiziționării unei trepte ideale de intensitate ce trece de la 0 la 1. LSF-ul se obține din ESF prin diferențiere.

După achiziția mirei pași estimării PSF-ului sunt următorii:

1. Se detectează pixelii de pe contur.
2. Forma conturului este estimată potrivit o elipsă pe pixelii detectați.
3. Se estimează forma ESF-ului în funcție de orientare folosind pixelii din vecinătate. Pentru se reține un punct pentru fiecare pixel având coordonatele astfel:
 - (a) Intensitatea
 - (b) Deplasarea față de elipsă (negativă pentru pixelii din interior și pozitivă pentru exterior).

- (c) Orientarea segmentului de la pixel la elipsă.
4. Se obține astfel un no
 5. Pentru a obține ESF-ul pentru un set finit de distanțe se eșantionează norul uniform în funcție de deplasare și orientare.
 6. LSF-urile în funcție de orientarea conturului este calculat prin diferențierea ESF-urilor după deplasare.
 7. Se obține PSF-ul aplicând transformarea Radon inversă a setului se LSF-uri.

Eșantionarea uniformă de la pasul 4 a fost făcută folosind regresia cu nuclee cu un nucleu gaussian cu factorul de scală egal 0,4 din perioada de eșantionare.

Prin setarea ratei de eșantionare a ESF-ului se obține o rată de eșantionare identică pentru PSF-ul estimat. Rata de eșantionare poate fi mai mare decât cea a imaginii de test atât timp cât există destui pixeli pentru a face regresia. Rata de eșantionare pentru orientare este calculată astfel încât numărului de eșantioane al ESF-ului este aceeași ca numărul de eșantioane a PSF-ului.

Următoarele elemente sunt originale față de algoritmul din [1]. Se folosește un model de elipsă pentru contur în locul unui model de cerc. Acest lucru ne permite să luăm în considerare toate distorsiunile afine. Se extrage orientarea segmentului de la pixel la contur și nu doar deplasarea și intensitatea. Informația suplimentară permite obținerea LSF-urilor în funcție de orientare. În final, se aplică transformarea Radon inversă pentru a obține PSF-ul în loc de LSF.

3.2.1 Simulări numerice

Am testat metoda de estimare a PSF-ului folosind simulări numerice. Pentru PSF-uri cu patru forme diferite: disc, pătrat, hexagon și pătrat rotunjit.

Imaginea mirei circulare a fost generată și s-a simulat o înclinare a imaginii pentru unghiuri între 0° și 15° . Imaginea a fost blurată cu un nucleu cunoscut (unul dintre cele patru forme enumerate), subeșantionat și corupt cu zgomot alb gaussian. Rezultatul a fost o imagine de test de 512×512 pixeli ce simulează achiziția de SPC. PSF-ul este estimat cu aceeași rată de eșantionare ca și nucleul, folosind metoda din Secțiunea ??.

Figura 3.13 ilustrează nucleele folosite pentru simulare alături de estimatele respective. În acest caz, nucleele și estimatele au o rată de trei ori mai mare decât imaginea achiziționată. Este evident că estimatele sunt mai nete decât nucleele originale și că sunt prezente artefacte specifice transformării Radon inverse dar estimatele sunt destul de bune pentru a distinge formele nucleului.

În simulările următoare se folosește doar nucleul hexagonal. Precizia estimatului este dată ca un SNR calculat folosind nucleul original drept etalon. Pentru fiecare combinație de parametri s-au efectuat 100 de experimente și se afișează intervalele de siguranță de 90% și medianele.

Utilitatea corecției de înclinare este arătată în Figura 3.14. SNR-ul estimatului este afișat în funcție de unghiul înclinării pentru două cazuri: când se potrivește

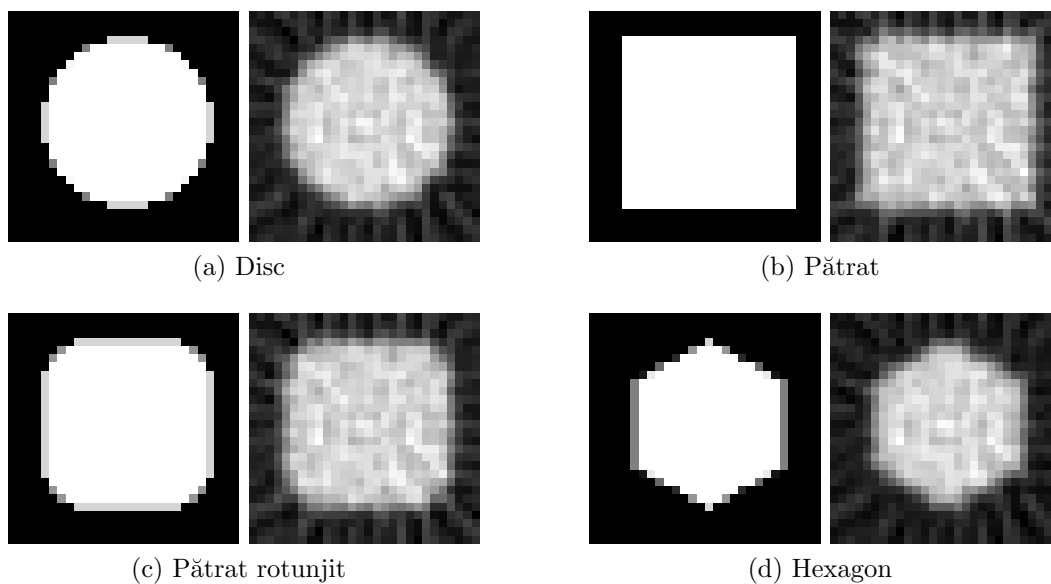


Figura 3.13: Estimarea PSF-urilor de diferite forme. Stânga: Nucleele original Right: PSF-urile estimate cu metoda noastră

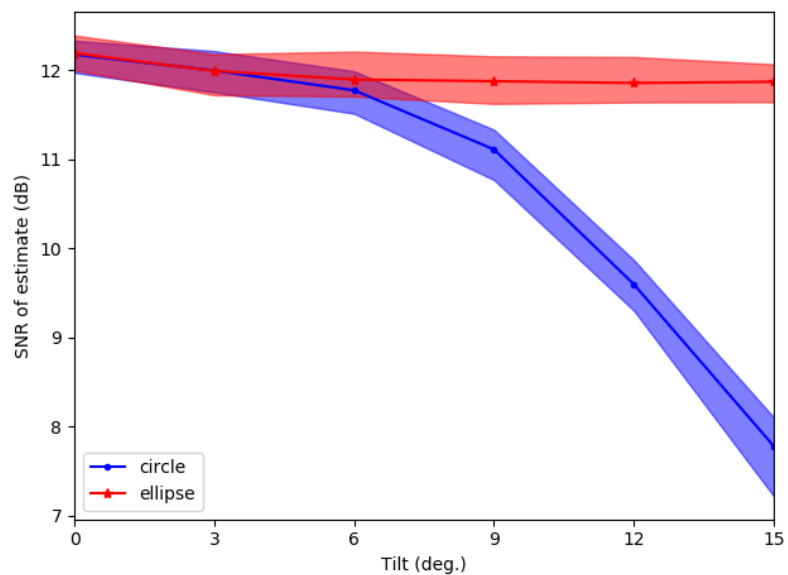
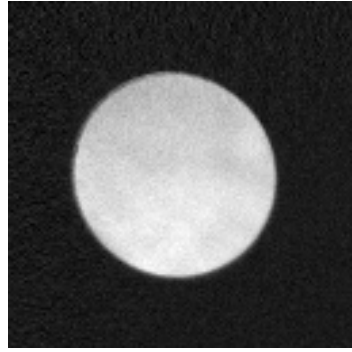
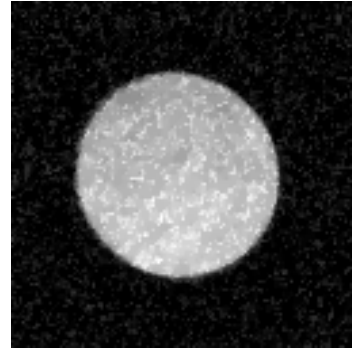


Figura 3.14: Comparație între estimarea ce folosește un model de contur circular și un model de contur elipsoidal.



(a) Imaginea reconstruită prin BS



(b) Imaginea reconstruită prin CS cu 50% din măsurători

Figura 3.17: Reconstrucțiile mirei folosind modelul experimental de cameră cu un singur pixel.

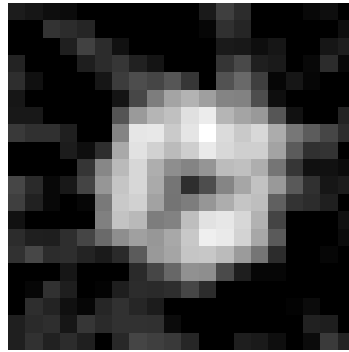


Figura 3.18: PSF-ul estimat al modelului experimental

o elipsă pe contur și când se potrivește un cerc. Modelul elipsei dă un rezultat semnificativ mai bun pentru înclinări mai mari decât 6° .

3.2.2 Rezultate experimentale

Pentru a măsura PSF-ul experimental am folosit un montaj al unei camere cu un DMD ca SLM. Lumina de la o lampă cu halogen având o lungime de undă la vârf de $1\mu\text{m}$ este trecută printr-un difuzor fotolitografic și transmisă prin obiect. Lumina de la obiect ajunge la DMD printr-un obiectiv. DMD-ul este poziționat la o distanță de 82 mm de la lentilă. Lumina modulată de DMD este focalizată pe detector folosind o lentilă “zoom”.

Imaginea rezultată este arătată în Figura 3.17 mai întâi reconstruită folosind BS și apoi reconstruită cu 50% din măsurători. Imaginea reconstruită cu BS este utilizată pentru estimarea PSF-ului.

Am măsurat PSF-ul montajului folosind metoda mea pornind de la imaginea reconstruită. Estimarea a fost făcută cu o rezoluție de 2 ori mai bună decât cea a imaginii. Am comparat PSF-ul estimat cu cel calculat teoretic. Luând în considerare efectele difracției cu $\lambda = 1\mu\text{m}$, $z = 82\text{mm}$, $w = 30\text{mm}$, am aflat că raza lobului

central al discului Airy este $0.40 \mu\text{m}$. Fiindcă forma unei celule a DMD-ului este un pătrat cu latura de $55 \mu\text{m}$, efectele difracției sunt neglijabile față de efectul celulei și al aberațiilor optice în determinarea PSF-ului.

PSF-ul experimental este ilustrat în Figura 3.18. Estimarea a fost făcută cu un raport de supraeșantionare 2. Forma sugerează o aberație sferică a lentilei obiectiv.

3.3 Deconvolution CS

Având un model al degradării imaginii putem să folosim metode de inversare pentru a îmbunătăți imaginea. În timp ce metodele convenționale de deconvoluție nu pot ține cont de arhitectura camerei, paradigma CS poate să funcționeze pentru orice model liniar fiind capabil să fie adaptat pentru mai multe funcții. Astfel, o strategie pentru deconvoluție este cea de a include PSF în modelul de achiziție:

$$\mathbf{y} = \Phi\mathbf{x} + \mathbf{n} = \Phi H\mathbf{x}_0 + \mathbf{n} = \Phi^*\mathbf{x}_0 + \mathbf{n} \quad (3.25)$$

unde \mathbf{x}_0 este imaginea restaurată și H este matricea de blurare ce reprezintă convoluția cu PSF-ul camerei.

Folosind acest model, algoritmul CS estimează proiecția ideală a scenei în locul proiecției reale pe SLM. Această tehnică a fost folosită pentru prima oară în [17] în contextul regularizării în domeniul curvelet.

Dacă se folosește CS cu regularizarea variației totale (TV, eng. Total Variation) în contextul unei camere convenționale, procedeul se reduce la deconvoluție cu regularizare TV. În acest caz metoda entropiei maxime este superioară. Astfel o comparație între deconvoluția prin CS și deconvoluția prin metoda entropiei maxime este necesară. Am realizat un experiment prin simularea achiziției prin SPC a imaginii de test Chelsea. O porțiune de 128×128 a imaginii este blurată cu un nucleu în formă de disc și o achiziție CS cu 4096 măsurători este realizată. Matricea de măsurare este compusă din linii luate aleator din transformarea Hadamard. Am aplicat apoi metoda entropiei maxime reconstrucției CS a imaginii și am comparat-o cu o deconvoluție prin reconstrucție CS. rezultatele reconstrucției sunt arătate în Figura 3.25. Deconvoluția prin CS are un SNR mai mare decât reconstrucția fără deconvoluție și deconvoluția prin metoda entropiei maxime.

Se pare că deconvoluția aplicată pe o imagine reconstruită este mai puțin eficientă fiindcă reconstrucția CS introduce artefacte ce afectează algoritmul de deconvoluție.

3.3.1 Experimente cu un PSF estimat

Pentru a arăta utilitatea reconstruirii imaginii folosind PSF-ul estimat, am realizat un experiment numeric folosind aceeași imaginea de test Chelsea (Figura 3.26a). Imaginea a fost blurată cu nucleul de forma unui pătrat rotunjit ilustrat în Figura 3.13. S-a simulat o achiziție CS calculând produsele scalare ale imaginii cu 4096 de măști binare aleatoare ($1/4$ din numărul total de pixeli). Apoi s-au făcut trei reconstrucții folosind regularizare prin variația totală cu algoritmul descris în articolul [2].

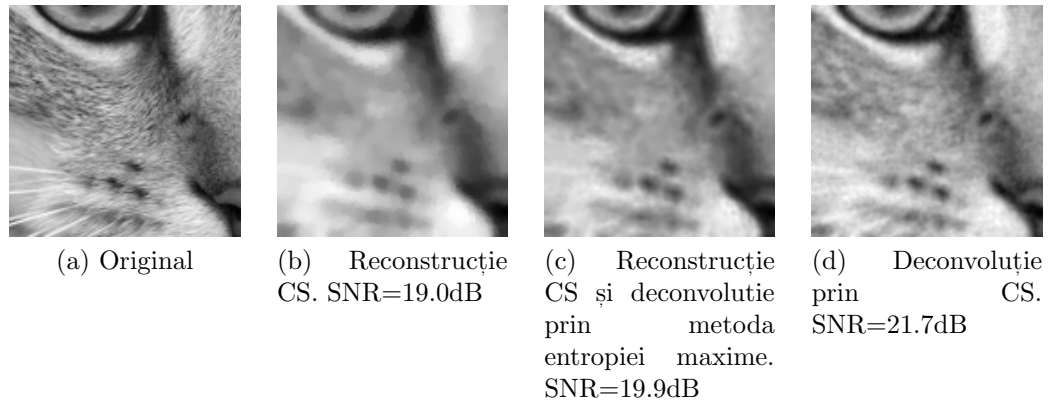


Figura 3.25: Reconstrucția unei imagini de test blurate cu un nucleu circular.

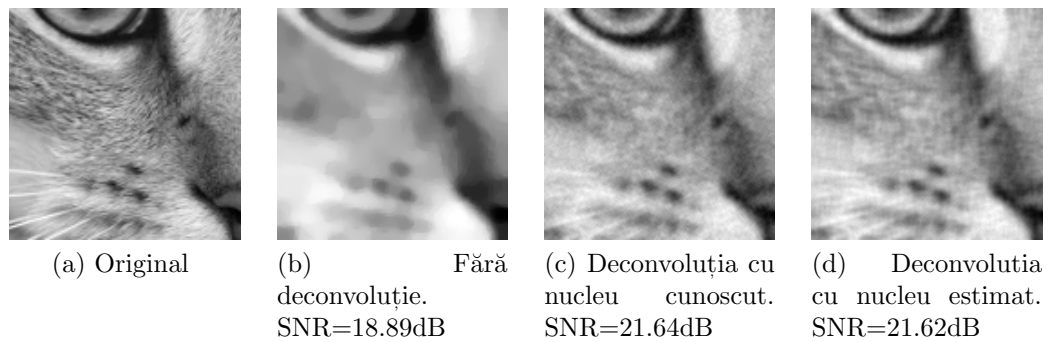


Figura 3.26: Reconstrucția unei imagini de test blurate cu un nucleu pătrat rotunjit.

Rezultatele sunt arătate în Figura 3.26 împreună cu SNR-urile respective. Prima reconstrucție (Figura 3.26b) nu realizează deconvoluția. A doua (Figura 3.26c) folosește nucleul adevărat în modelul de măsurare. A treia (Figura 3.26d) folosește nucleul estimat în modelul de măsurare. Imaginile reconstruite cu deconvoluție prezintă o îmbunătățire vizibilă. Imaginea reconstruită cu PSF-ul estimat are practic aceeași calitate ca cea reconstruită folosind nucleul adevărat, diferența fiind de 0.02dB.

Capitolul 4

Spectrometria Hadamard

Obiectivul spectrometriei este cel de a măsura intensitatea luminii ca funcție a lungimii de undă. Un spectrometru convențional are cinci componente principale: un sistem de lentile colimatoare, un element dispersiv (de regulă un grilaj de difracție), un sistem de focalizare a luminii și un fotodetector. Lumina de la o sursă intră în sistem printr-o fantă de intrare în sistemul de lentile colimatoare. Acesta face ca razele luminii să fie paralele când ajung la elementul dispersiv. Lumina părăsește elementul dispersiv la unghiuri diferite în funcție de lungimea de undă. Apoi sistemul de focalizare creează o imagine a spectrului în planul detectorului. Detectorul este de regulă o matrice de senzori ce capturează imaginea dar poate fi și o fantă mobilă urmată de un detector scalar și se măsoară fiecare lungime de undă pe rând [16, p. 20 - 24].

Încă din stadiul de proiectare trebuie luate în calcul câteva compromisuri. Una dintre ele este alegerea mărimii detectorului. Dacă detectorul este mare sau fanta este mai deschisă atunci semnalul are o valoare mai mare în raport cu zgomotul detectorului dar un senzor mare blurează spectrul deoarece detectorul primește un interval mai mare de lungimi de undă. Alt compromis este mărirea aperturii de intrare. Imaginea spectrului este creată de imaginea aperturii convolvată cu cea a spectrului. Dacă apertura este mică spectrul este reprezentat cu un detaliu mai bun dar mai puțină lumină intră în sistem, astfel raportul semnal zgomot va fi mai mic.

O metodă alternativă ce înlătură parțial acest compromis este spectrometria Hadamard. Poate să fie realizată fie folosind măști mecanice fie utilizând oglinzi sau

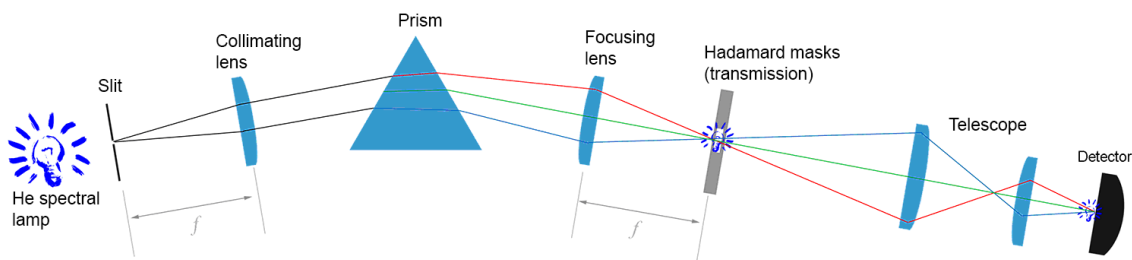


Figura 4.3: Diagramă de principiu a unui spectrometru Hadamard

obloane micro-mecanice. Un exemplu cu măști mecanice este arătat în Figura 4.3. Masca este plasată în locul fantei de după sistemul de focalizare. Un amestec controlabil de lungimi de undă ajunge la detector pentru a fi măsurat și se ia un set de măsurători cu măști diferite. Setul de măsurători este legat de spectru printr-o relație liniară cu coeficienți de 0 și 1 [16, p. 29 - 32]. Coeficienții corespund, de exemplu, cu deschiderea sau închiderea unor micro-obloane sau cu două poziții ale micro-oglinzilor. Folosind un calculator se poate găsi spectrul aplicând transformarea inversă corespunzătoare.

Avantajul principal al acestei metode este că mai multă lumină ajunge la detector datorită faptului că se măsoară un amestec de măsurători [16, p. 27]. Dacă zgomotul este aditiv atunci SNR-ul final al spectrului va fi mult mai mic decât cel al unui spectru achiziționat prin spectroscopie dispersivă. Acest efect se numește avantajul Fellget sau avantajul multiplexării.

Până recent, această metodă a avut nevoie de un set destul de mare de măști mecanice dar cu dezvoltarea DMD-urilor aplicațiile practice au devenit fezabile. Spectrometria Hadamard a peimit atenție în special în domeniul spectrometriei imagistice unde Multiplexarea Hadamard este aplicată în domeniul spațial [15]. Instrumentul IRIMOS, un spectroscop imagistic proiectat pentru aplicații astronomice, a folosit cu succes un mod de operarea Hadamard [14].

4.1 Evaluarea experimentală a zgomotului

Am realizat experimente pe un model de spectrometru experimental construit de echipa de la Interferometrie Laser și Aplicații (ILA) de la Institutul Național pentru Fizica Laserului, Plasmei și Radiației (INFLPR). Montajul este prezentat în Figura 4.6. Acesta este o versiune a configurației Edbert-Fastie modificată pentru spectrometria Hadamard [13, 23, 7].

Pentru a evalua zgomotul și avantajul Fellget al modelului experimental, spectrul unui LED portocaliu este măsurat de 8 ori prin spectroscopie Hadamard și de 8 ori prin spectroscopie dispersivă. Spectroscopia dispersivă a fost implementată activând câte o singură celulă pentru fiecare măsurare. Fiecare măsurare are 127 de eşantioane. Măsurările făcute prin spectroscopie dispersivă au avut valori între 0.06 și 0.13 V și măsurătorile făcute prin spectrometrie Hadamard au fost între 0.2 și 0.4 V. Figura 4.8 arată două spectre identice măsurate prin spectrometrie dispersivă și două spectre reconstruite din măsurători Hadamard. Inițial se poate vedea un curent de întuneric mai mic pentru spectrometria Hadamard decât pentru spectrometria dispersivă. Aceasta se datorează faptului că curentul de întuneric este mai mic în comparație cu măsurătorile Hadamard decât cu măsurătorile spectroscopiei dispersive. Se observă, de asemenea, și zgomotul semnificativ mai mare pentru spectroscopia dispersivă față de spectroscopia Hadamard.

Am estimat zgomotul în trei cazuri: măsurătorile făcute prin spectroscopie dispersivă, măsurătorile coeficienților Hadamard și eşantioanele reconstruite din coeficienții Hadamard. Şaisprezece seturi de măsurători au fost luate pentru primele două cazuri. Al treilea caz a fost făcut din măsurătorile de la al doilea caz. Fiindcă

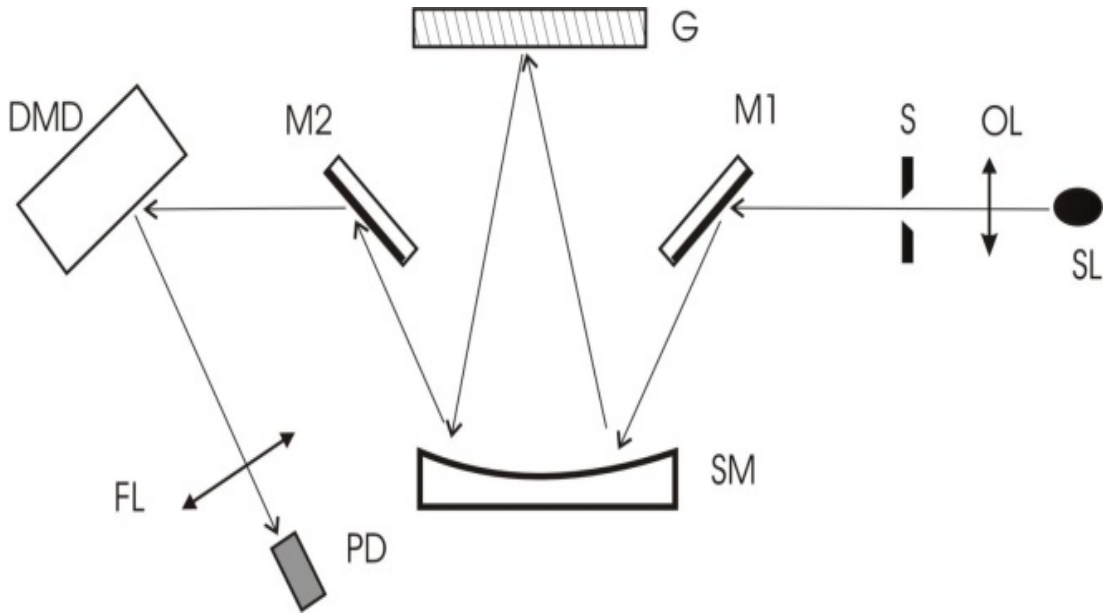


Figura 4.6: Model experimental. SL – LED, OL - lentilă obiectiv, S - fantă de intrare, M1,2 – oglinzi, SM- oglindă sferică, G - grilaj de difracție, DMD- Matrice de microoglinzi, FL - Lentilă de focalizare, PD – fotodetector. Cu bunăvoința lui Tiberius Vasile.

Tabela 4.1: Estimated noise standard deviations.

Measurements	Standard deviation (mV)
Dispersive spectroscopy	3.00
Hadamard coefficients	4.80
Hadamard spectroscopy	0.85

fiecare set de măsurători a avut un offset diferit media fiecărui set a fost extrasă și semnalele au fost grupate în perechi și 8 seturi independente de zgomot au fost extrase pentru fiecare caz. Deviațiile standard estimate ale zgomotului sunt date în Tabelul 4.1. Eroarea relativă calculată pentru $L = 4 \times 127$ este 5%. Zgomotul pentru spectroscopia Hadamard este considerabil mai mică (0,85 mV) decât pentru spectroscopia dispersivă (3,00 mV) deși măsurătorile Hadamard au un zgomot mai mare (4.80).

Avantajul Fellget măsurat este 3,52 și eroarea relativă a estimării este 0,1. Avantajul este cu semnificativ mai mic avantajului Fellget teoretic, 5,68 pentru $N = 127$.

Explicația pentru avantajul măsurat mai prost decât cel teoretic este că detectorul are nivele de zgomot variabile. La măsurători de intensitate mică (cazul spectroscopiei dispersive) deviația standard a zgomotului este 3 mV în timp ce la intensități mai mari (cazul coeficienților Hadamard) este 4,80 mV. Aceasta sugerează că nivelul de zgomot variază în funcție de intensitatea semnalului. Nivelul zgomotului crește de 1.6 ori pentru o creștere cu un ordin de mărime a intensității semnalului.

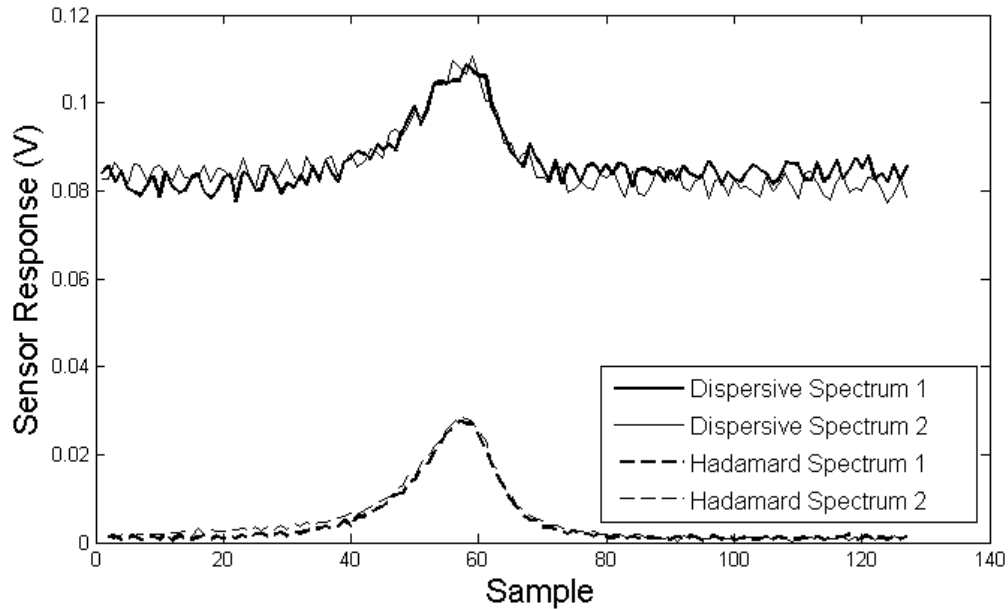


Figura 4.8: Măsurători obținute cu spectrometrie Hadamard și Dispersivă

4.2 Microscanarea în spectroscopia Hadamard

Efectul de reducere a zgomotului din spectroscopia Hadamard a permis achiziția de spectre din domenii ale radiației electromagnetice dificile de achiziționat cum ar fi radiația infraroșie îndepărtată. Un dezavantaj al metodei este că SNR-ul achiziției încă scade cu rezoluția, chiar dacă scade cu o rată mai mică decât în spectroscopia convențională. Poate fi avantajos să obținem un nivel de zgomot mai mic chiar dacă pierdem puțin detaliu prin blurare. Tehnica normală folosită este de a filtra spectrul după achiziție dar în această secțiune demonstrăm că prin folosirea unei tehnici numite microscanare se poate obține un rezultat mai bun decât filtrarea dacă se schimbă setul de măști.

Pentru a implementa microscanarea nu este nevoie de componente adiționale în afară de un nou set de măști. Dacă vrem să obținem un spectru microscanat de N eșantioane din K vizualizări atunci trebuie realizate K seturi de măști Hadamard cu N/K eșantioane. Fiecare set este o versiune deplasată a anterioarei având o deplasare de $1/K$ din perioada de eșantionare. Pentru a genera spectrul la rezoluție mare, spectrele cu rezoluție mică sunt interpolate la rezoluția dorită apoi coregistrate și mediate.

O ilustrare a microscanării cu două vizualizări este prezentată în Figura 4.10. În acest exemplu, transformările Hadamard sunt ignorate pentru simplitate. Primul pas constă în achiziția vizualizărilor. Fiecare eșantion al unei vizualizări acoperă aria a două eșantioane la rezoluția finală, astfel intensitatea acelei arii este “sumate” în timpul achiziției. Prima vizualizare măsoară intensitățile de la anumite poziții și a doua vizualizare măsoară intensitățile la poziții ce sunt deplasate cu o perioadă de eșantionare la rezoluția finală. Următorul pas este interpolarea. La acest pas rezoluția

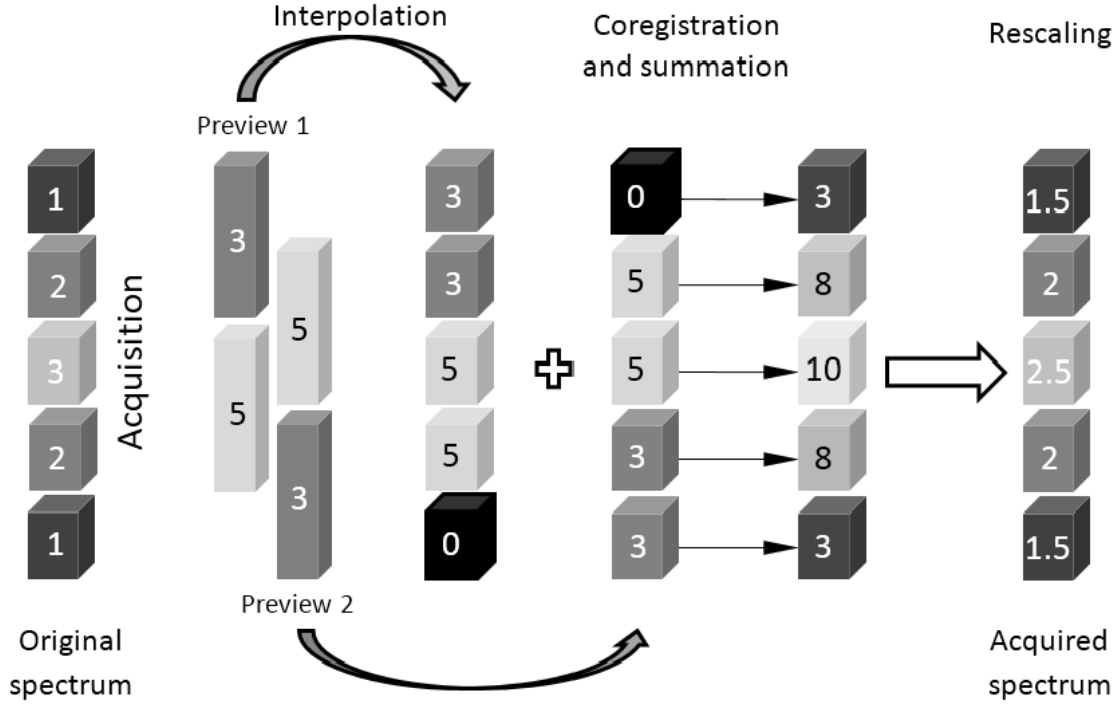


Figura 4.10: Ilustrare a microscanării

vizualizărilor este mărită prin dublarea fiecărui eșantion. La pași de coregistrare, sumare și scalare, informațiile de la ambele vizualizări sunt combinate și semnalul rezultat este mai bogat în informații decât vizualizările.

Procesul de microscanare introduce un efect de blurare ce reduce contrastul detaliilor fine ale spectrului. În condiții fără zgomot, microscanarea este echivalentă matematic cu achiziționarea spectrului la rezoluție mare și filtrarea acesteia cu următorul nucleu [22]:

$$h(d) = \begin{cases} \frac{K-|d|}{K^2}, & |d| < K \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (4.14)$$

unde d este distanța de la eșantionul curent la eșantionul ponderat.

În următoarea parte voi analiza efectul de reducere a zgomotului pentru metoda de microscanare. Reconstrucția spectrului de rezoluție mare din măsurători de microscanare poate fi exprimat astfel:

$$\hat{x}_j^{(MS)} = \frac{1}{K^2} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{N/K} b_{j,i} (y_{i,k} + n_{i,k}) \quad (4.15)$$

unde $y_{i,k}$ este măsurătoarea i a vizualizării k , $b_{j,i}$ este ponderea de reconstrucție i ce corespunde cu eșantionul j și $n_{i,k}$ sunt componentele de zgomot respective. Valorile ponderilor de reconstrucție sunt $b_{j,i} = \pm K/N$. Valoarea eșantioanelor reconstruite este împărțită la K^2 fiindcă se fac două sumări ce măresc valoarea vârfului semnalului:

una este explicită în expresia și una este implicită deoarece mărimea pixelilor folosiți în microscanare este de K ori mai mare.

Dacă separăm zgomotul de semnalul util obținem:

$$\hat{x}_j^{(MS)} = x_j^{(MS)} + \frac{1}{K^2} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{N/K} b_{j,i} n_{i,k} \quad (4.16)$$

Se poate deduce că deviația standard a zgomotului după reconstrucție este:

$$\sigma_{MS} = \frac{\sigma}{K^2} \sqrt{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{N/K} b_{j,i}^2} = \frac{\sigma}{K^2} \sqrt{N \frac{K^2}{N^2}} = \frac{\sigma}{K\sqrt{N}} \quad (4.17)$$

Comparând rezultatul ecuației precedente cu rezultatul din Ecuația ??, se găsește o reducere a zgomotului cu un factor de K efectul de reducere nu este generat doar de efectul de filtrare a metodei. Pentru a demonstra asta considerăm un spectru achiziționat la rezoluție mare cu metoda Hadamard normală care este filtrat cu nucleul echivalent din Ecuația 4.14. Eșantioanele zgomotului din spectru sunt variabile aleatoare i.i.d. cu deviația standard σ_H ca în ecuația ?. Din definiția filtrului obținem următoarea deviație standard pentru zgomotul spectrului:

$$\sigma_F = \sigma_H \sqrt{\sum_{d=1-K}^{K-1} \left(\frac{K - |d|}{K^2} \right)^2} = \sigma \sqrt{\frac{2K^2 - 1}{3K^3 N}} \approx \frac{\sigma}{\sqrt{1.5KN}} \quad (4.18)$$

Acest rezultat dovedește avantajul utilizării microscanării pentru a reduce zgomotul. Se poate trage concluzia că prin simpla mărire a numărului de vizualizări K se poate îmbunătăți SNR-ul în timp ce se menține aceeași rezoluție. Deși concluzia este corectă trebuie avut în vedere că în timp ce rezoluția rămâne aceeași, nivelul de detaliu din spectru se deteriorează.

4.2.1 Numerical experiments

Pentru a evalua utilitatea microscanării, am realizat achiziții simulate bazate pe 98 de spectre diferite de minerale preluate de la Mineral Spectroscopy Server [20]. Pentru fiecare spectru, au fost simulate achiziții cu nivele de zgomot diferite folosind metoda Hadamard convențională și metoda Hadamard cu microscanare având 2 sau 4 vizualizări. Precizia achizițiilor a fost evaluată folosind SNR-ul.

Tiparul rezultatelor pentru toate spectrele testate este cel ilustrat în Figura 4.12. Se poate observa că SNR-ul achiziției Hadamard descrește liniar cu nivelul de zgomot, în timp ce în cazul metodei Hadamard cu microscanare, caracteristica este descrescătoare dar nu lineară. Dacă zgomotul este mic, metoda Hadamard convențională este mai bună deoarece metoda cu microscanare blurează detaliile mici. De la un anumit prag, reducerea de zgomot a metodei microscanării este mai importantă decât efectul de blurare și achiziția cu microscanare devine mai bună

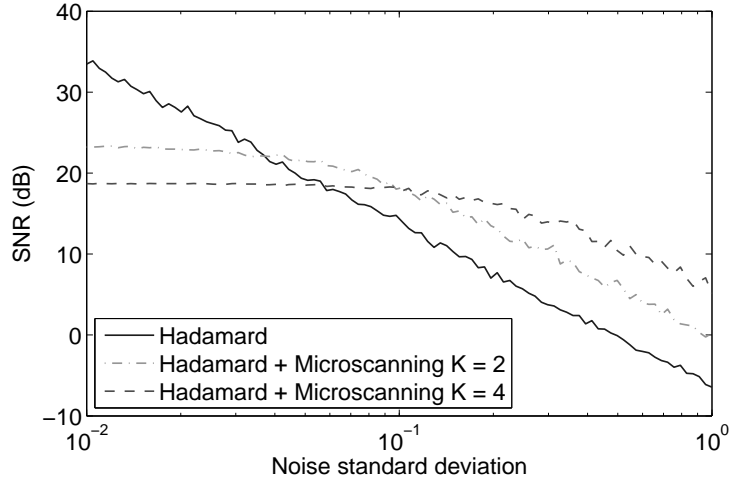


Figura 4.12: SNR al achizițiilor simulate pentru Hadamard cu rezoluție mare și Hadamard cu rezoluție mică cu microscanare pentru spectrul Calcitului

decât achiziția convențională. La nivele de zgomot mai mari (în exemplul nostru pentru $K = 2$ și dispersia zgomotului de 10^{-1}) SNR-ul achiziției microscanning începe să scadă liniar. La acel punct o achiziție cu microscanare cu mai multe vizualizări ar crește SNR-ul (în exemplul nostru folosim $K = 4$). Punctul critic al acestui tipar este SNR-ul metodei Hadamard obținut la pragul unde metoda de microscanare devine mai bună. Acest punct se schimbă cu fiecare spectru și cu valoarea lui K .

SNR-ul critic pentru $K = 2$ pentru aproape toate spectrele pe care am experimentat este de peste 20dB, excepții fiind spectrul apei și piritei. Valoare mediană a SNR-ului critic este 32dB. În consecință majoritatea achizițiilor au beneficiat de tehnica microscării la nivele de zgomot medii.

4.2.2 Experiment fizic

Spectrul a fost măsurat cu un set de măști Hadamard de rezoluție mare generând un spectru cu 1024 de eșantioane. Două seturi de măști Hadamard de rezoluție mică generând vizualizări de 512 de eșantioane au fost folosite pentru a captura un spectru cu rezoluție mare prin microscanare. Măștile pentru a doua vizualizare sunt identice cu cea pentru prima dar au fost deplasate cu o micro-oglină la dreapta.

Am calculat raportul zgomot contrast (CNR) al spectrului folosind următoarea ecuație:

$$\text{CNR} = 10 * \log_{10} \left(\frac{N(S_A - S_B)^2}{\sum_i (x_i - \hat{x}_i)^2} \right) \quad (4.22)$$

unde N este numărul de eșantioane, S_A este intensitatea medie a semnalului și S_B este intensitatea media a fundalului.

Pentru intensitatea semnalului am luat în calcul suportul celor două linii spectrale. Deviația standard a zgomotului a fost estimată pe un interval mare și plat ce nu este arătat în figură. Aceasta este $5.95 \times 10^{-5}V$ pentru metoda Hadamard convențională,

Method	D_{KL}	SNR_{dB}	Method	D_{KL}	SNR_{dB}
No deconvolution	0.177	5.83	L1 minimization	0.070	13.5
Wiener filter	0.073	11.6	Lucy-Richardson	0.098	15.5
Total Variation	0.094	13.2	Maximum Entropy	0.061	18.5

Tabela 4.2: Divergență Kullback-Leibler și SNR pentru algoritmi de deconvoluție testați.

$3.44 \times 10^{-5}V$ pentru metoda Hadamard cu microscanare și $4.14 \times 10^{-5}V$ pentru metoda Hadamard cu filtrare. CNR-ul este 20.4dB pentru metoda convențională, 25.1dB pentru metoda cu microscanare și 23.5dB pentru metoda cu filtrare. Microscanarea reduce zgomotul cu 4.7dB față de metoda convențională și cu 1.6dB față de filtrare.

4.3 Deconvoluția spectrelor

Microscanarea poate fi combinată cu deconvoluția pentru a obține o estimare mai bună fără compromisul între blurare și zgomot generat de microscanarea simplă. Utilitatea unei astfel de proceduri depinde de spectru și se algoritmul de deconvoluție. În această secțiune patru algoritmi sunt testați pentru a determina dacă combinarea acestor tehnici este avantajoasă. Algoritmii sunt filtrul Wiener, deconvoluția regularizată prin Variația Totală (TV), deconvoluția regularizată prin norma L1, metoda Lucy Richardson și metoda Entropiei Maxime.

Pentru a avea un etalon pentru rezultate, folosim un spectru în domeniul vizibil blurat și eșantionat, simulând un spectrometru. Se simulează microscanarea și restaurăm spectrul de rezoluție mare aplicând algoritmi de deconvoluție.

Spectrul de referință a fost obținut extrăgând o linie dintr-o imagine spectrografică a unei lămpi de heliu. Am selectat pentru testare partea centrală și am simulat comportamentul în banda teraherților în condițiile unei măsurări cu microscanare. Semnalul a fost blurat cu un nucleu calculat presupunând un sistem optic limitat de difracție cu un F/d de 2 și o lungime de undă de 8 eșantioane. Apoi s-a adunat zgomot alb gaussian cu un raport semnal zgomot de 30dB.

Rezultatele obținute de deconvoluție sunt listate în Tabelul 4.2. Precizia semnalului restaurat este măsurată prin SNR și divergența Kullback-Liebler.

Toți algoritmi de deconvoluție dau erori semnificative în special pentru vârful cel mai înalt dar uni algoritmi au performanțe mai bune. Filtrul Wiener introduce artefacte foarte proeminente comparat cu celelalte metode. Deconvoluția cu regularizare prin TV dă un estimat constant pe intervale ce nu reprezintă forma vârfurilor. Deconvoluția cu regularizare L1 dă un estimat cu multe vârfuri false în regiuni netede. Deconvoluția Lucy-Richardson generează un estimat mai precis dar cu mici artefacte. Cea mai bună performanță a avut-o metoda entropiei maxime, vârfurile fiind de o formă apropiată de cele ale spectrului adevărat deși are artefacte foarte mici.

Capitolul 5

Concluzii

Teza prezintă contribuții în domeniul imagisticii computaționale, camera cu un singur pixel și spectrometria multiplexată. Teza este focalizată pe evaluarea și îmbunătățirea caracteristicilor camerelor și spectrometrelor.

Arhitecturile menționate au fost explicate în detaliu și au fost accentuate părțile comune. În consecință, tehnicile dezvoltate într-una din arhitecturi pot fi transferate la cealaltă. Din punctul de vedere al zgomotului, cele două arhitecturi sunt aproape identice în timp ce aspecte legate de rezoluție pot fi transferate ușor de la camera cu un singur pixel la spectrometrul multiplexat.

Pentru aplicațiile de spectrometrie, a avea un nivel mic de zgomot este important. Spectrometria multiplexată este folosită pentru capacitatea ei de a mări raportul semnal-zgomot cunoscută ca avantajul Fellget. Am studiat comportamentul zgomotului a unei implementări în laborator și a tras concluzia că în timp ce avantajul Fellget are un rol semnificativ, are efecte măresc zgomotul peste nivelul așteptat.

Am studiat pe larg metoda de reducere a zgomotului numită microscanare în contextul spectrometriei Hadamard. Am obținut o relație între vizualizările luate și reducerea zgomotului. Am studiat compromisul între blurarea spectrului din cauza metodei și efectul de reducere al zgomotului folosind simulări și experimente fizice. Am tras concluzia că pentru majoritatea spectrelor din natură metoda este capabilă să producă spectre cu o precizie mai bună decât o metodă Hadamard simplă.

Pentru camera cu un singur pixel am dezvoltat un model pentru PSF-ul și MTF-ul sistemului luând în considerare diverse efecte optice. Am propus apoi o metodă de a măsura PSF-ul experimental ce ia în considerare particularitățile camerelor cu un singur pixel. Principalele dificultăți abordate au fost faptul că camerele prosuse au rezoluție mică și că sunt afectate de înclinarea perspectivei. Am făcut simulări numerice pentru a testa precizia metodei, apoi metoda a fost folosită pentru a lua PSF-ul unui prototip a unei camere cu un singur pixel.

Fiindcă PSF-ul a fost obținut experimental, apare o oportunitate de a folosi noua informație pentru a estima mai bine scena. În acest scop am evaluat câteva metode de deconvoluție o dată cu integrarea PSF-ului măsurat în modelul reconstrucției CS. Cea mai utilă metodă s-a dovedit a fi integrarea PSF-ului în reconstrucție.

5.1 Contribuții originale

Pe scurt contribuțiile mele la dezvoltarea senzorilor de imagine computațională sunt:

- Un model matematic pentru PSF-ul camerei cu un singur pixel. Modelul ține cont de forma celulei SLM-ului ca și de sistemul optic inițial [8].
- O metodă pentru măsurarea PSF-ului pentru camere cu un singur pixel rezistentă la distorsiunile de proiecție și zgomot a fost dezvoltată. Metoda a fost evaluată utilizând simulări și testată experimental [6], [8].
- Un număr de algoritmi de deconvoluție sunt luați în considerare și fezabilitatea deconvoluției imaginilor folosind PSF obținut din măsurători sunt testată și confirmate.
- Un studiu experimental este realizat legat de capacitatea de reducere a zgomotului a transformării Hadamard. Studiul găsește că efectul este mitigat parțial de neliniaritățile detectorului [7].
- Microscanarea, o metodă de a reduce zgomotul mai mult în timp ce se sacrifică din rezoluția efectivă, este modelată matematic. Beneficiile și detrimentele ei pentru spectrometru sunt studiate folosind simulări și sunt demonstrate experimental. Metoda se dovedește utilă în cazuri unde zgomotul este semnificativ cum ar fi spectrometria din infraroșu îndepărtat [9].
- Un studiu al diferitelor metode de deconvoluție aplicate pe date spectrometrice este realizat. Metoda entropiei maxime și regularizarea cu variația totală s-au dovedit a fi cei mai buni candidați [5].

5.2 Articole publicate

5.2.1 Articole de jurnal

1. Cristian Damian, Florin Garoi, Cristian Udrea, and Daniela Coltuc. The evaluation of single pixel camera resolution. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, pages 1–1, 2020. Impact Factor 4.13, Q1, WOS:000557386300018
2. Cristian Damian, Adrian Sima, Tiberius Vasile, and Daniela Coltuc. Microscanning in hadamard spectroscopy. *Applied Optics*, 56(18):5211, jun 2017. Impact Factor 1.79, Q3, WOS:000403821500014
3. Florin Garoi, Cristian Udrea, Cristian Damian, Petronela Prepelita, and Daniela Coltuc. Thz laser beam profiling by homogeneous photodoping of high resistivity silicon in a compact single-pixel detection setup. *IEEE Transactions on Terahertz Science and Technology*, 9(2):200–208, mar 2019. Impact Factor 2.59, Q2, WOS:000460746900011
4. M. A. Petrovici, C. Damian, and D. Coltuc. Maximum entropy principle in image restoration. *Advances in Electrical and Computer Engineering*, 18(2):77–84, 2018. Impact Factor 1.1, Q4, WOS:000434245000010

5.2.2 Articole de conferință

1. Cristian Damian and Daniela Coltuc. Measurement of non-circular PSFs in single pixel cameras. In *2018 International Conference on Communications (COMM)*, pages 1–124. IEEE, jun 2018. WOS:000449526000021
2. C. C. Damian, D. Coltuc, F. Garoi, and M. Datcu. Improvement of submillimeter spectrometric measurement via deconvolution. In *2017 International Symposium on Signals, Circuits and Systems (ISSCS)*. IEEE, jul 2017. WOS:000380451600086
3. Cristian Damian, Alexandru Crisan, Tiberius Vasile, Daniela Coltuc, and Victor Damian. Noise evaluation in hadamard spectroscopy. In *2015 International Symposium on Signals, Circuits and Systems (ISSCS)*, pages 1–4. IEEE, jul 2015. WOS:000380451600086
4. Mihai-Alexandru Petrovici, Cristian Damian, and Daniela Coltuc. Image reconstruction from incomplete measurements: Maximum entropy versus l1 norm optimization. In *2017 International Symposium on Signals, Circuits and Systems (ISSCS)*. IEEE, jul 2017. WOS:000425211500024
5. Mihai-Alexandru Petrovici, Cristian Damian, Cristian Udrea, Florin Garoi, and Daniela Coltuc. Single pixel camera with compressive sensing by non-uniform sampling. In *2016 International Conference on Communications (COMM)*. IEEE, jun 2016. WOS:000383221900091

6. Florin Garoi, Cristian Udrea, Cristian Damian, Petre C. Logofătu, and Daniela Colțuc. Assessment of illumination conditions in a single-pixel imaging configuration. In Marian Vladescu, Razvan Tamas, and Ionica Cristea, editors, *Advanced Topics in Optoelectronics, Microelectronics, and Nanotechnologies VIII*. SPIE, dec 2016. WOS:000391359600037

5.2.3 Alte articole

1. Andrei Valeanu, Cristian Damian, Cristina Daniela Marineci, and Simona Negres. The development of a scoring and ranking strategy for a patient-tailored adverse drug reaction prediction in polypharmacy. *Scientific Reports*, 10(1), jun 2020. Impact Factor 4, Q1, WOS:000543969200033
2. C. Damian and D. Colțuc. Generative adversarial networks for total electron content prediction. *2020 International Symposium on Electronics and Telecommunications (ISETC)*, pages 1–3, 2020. WOS:000612681000015
3. Cristina Popa, Daniela Colțuc, and Cristian Damian. On the watermarking of image compressed samples. In *2019 International Symposium on Signals, Circuits and Systems (ISSCS)*. IEEE, jul 2019. WOS:000503459500045
4. Cristian Damian and Daniela Colțuc. Print signatures for documents using EU logo. In *International Symposium on Signals, Circuits and Systems ISSCS2013*. IEEE, jul 2013. WOS:000337926700071

Bibliografie

- [1] Richard L. Baer. Circular-edge spatial frequency response test. In Yoichi Miyake and D. Rene Rasmussen, editors, *Image Quality and System Performance*, volume 5294, pages 71–81. SPIE, dec 2003.
- [2] Amir Beck and Marc Teboulle. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2(1):183–202, 2009.
- [3] Thomas Blumensath and Mike E. Davies. Iterative hard thresholding for compressed sensing. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 27(3):265–274, nov 2009.
- [4] E. J. Candes and M. B. Wakin. An introduction to compressive sampling. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(2):21–30, March 2008.
- [5] C. C. Damian, D. Coltuc, F. Garoi, and M. Datcu. Improvement of submillimeter spectrometric measurement via deconvolution. In *2017 International Symposium on Signals, Circuits and Systems (ISSCS)*. IEEE, jul 2017.
- [6] Cristian Damian and Daniela Coltuc. Measurement of non-circular PSFs in single pixel cameras. In *2018 International Conference on Communications (COMM)*, pages 1–124. IEEE, jun 2018.
- [7] Cristian Damian, Alexandru Crisan, Tiberius Vasile, Daniela Coltuc, and Victor Damian. Noise evaluation in hadamard spectroscopy. In *2015 International Symposium on Signals, Circuits and Systems (ISSCS)*, pages 1–4. IEEE, jul 2015.
- [8] Cristian Damian, Florin Garoi, Cristian Udrea, and Daniela Coltuc. The evaluation of single pixel camera resolution. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, pages 1–1, 2020.
- [9] Cristian Damian, Adrian Sima, Tiberius Vasile, and Daniela Coltuc. Microscanning in hadamard spectroscopy. *Applied Optics*, 56(18):5211, jun 2017.
- [10] RA DeVerse, RM Hammaker, and WG Fateley. Realization of the hadamard multiplex advantage using a programmable optical mask in a dispersive flat-field near-infrared spectrometer. *Applied Spectroscopy*, 54(12):1751–1758, 2000.

- [11] M.F. Duarte, M.A. Davenport, D. Takhar, J.N. Laska, Ting Sun, K.F. Kelly, and R.G. Baraniuk. Single-pixel imaging via compressive sampling. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 25(2):83–91, 2008.
- [12] M Endemann. Mipas instrument concept and performance. In *Proceedings of the European Symposium on Atmospheric Measurements from Space*, volume 1, pages 29–43, 1999.
- [13] Thomas Eversberg and Klaus Vollmann. *Reflecting Spectrographs*, pages 281–319. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2015.
- [14] DJ Fixsen, MA Greenhouse, JW MacKenty, and JC Mather. Spectroscopy using the hadamard transform. In *Sensors, Cameras, and Systems for Industrial/Scientific Applications X*, volume 7249, page 72490X. International Society for Optics and Photonics, 2009.
- [15] Nahum Gat, Tait Pottebaum, Gordon Scriven, and Rebekah Brandt. Hadamard transform imaging spectrometry (htis) and compressive detection techniques. In *Meeting of the Military Sensing Symposia (MSS) Specialty Committee on Passive Sensors*.
- [16] Neil J.A. Harwit, Martin; Sloane. *Hadamard transform optics*. Elsevier, 2012.
- [17] FX Le Dimet J Ma. Deblurring from highly incomplete measurements for remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 147(3):792–802, 2009.
- [18] A. A. Michelson. On the application of interference methods to spectroscopic measurements. *The Philosophical Magazine*, 1891.
- [19] Deanna Needell and Joel A Tropp. Cosamp: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples. *Applied and computational harmonic analysis*, 26(3):301–321, 2009.
- [20] George R. Rossman. Mineral spectroscopy server. <http://minerals.gps.caltech.edu/index.html>, Oct 2016.
- [21] D Siméoni, C Singer, and G Chalon. Infrared atmospheric sounding interferometer. *Acta Astronautica*, 40(2-8):113–118, 1997.
- [22] Ming-Jie Sun, Matthew P. Edgar, David B. Phillips, Graham M. Gibson, and Miles J. Padgett. Improving the signal-to-noise ratio of single-pixel imaging using digital microscanning. *Opt. Express*, 24(10):10476–10485, May 2016.
- [23] T. Vasile, V. Damian, D. Coltuc, F. Garoi, and C. Udrea. Implementation of hadamard spectroscopy using moems as a coded aperture. *Proc. SPIE*, 9258:92581H–92581H–6, 2015.