

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

**RESTAURAÇÃO DAS IMAGENS DO SATÉLITE CBERS-1
UTILIZANDO POCS**

JOÃO PAULO PAPA

São Carlos
Fevereiro/2005

**Ficha catalográfica elaborada pelo DePT da
Biblioteca Comunitária da UFSCar**

P213ri

Papa, João Paulo.

Restauração das imagens do satélite CBERS-1 utilizando
POCS / João Paulo Papa. -- São Carlos : UFSCar, 2005.
81 p.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal de São
Carlos, 2005.

1. Processamento de imagens. 2. Restauração de
imagens. 3. POCS. 4. Sensoriamento remoto. I. Título.

CDD: 006.42 (20ª)

Universidade Federal de São Carlos

Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia

Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

“Restauração das Imagens do Satélite CBERS-1 Utilizando POCS”

JOÃO PAULO PAPA

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de São Carlos, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

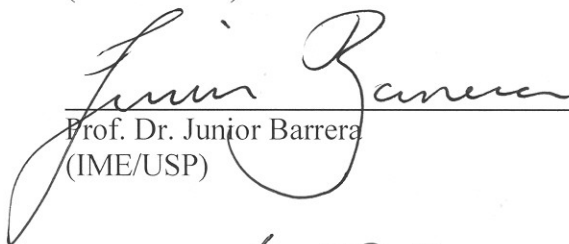
Membros da Banca:



Prof. Dr. Nelson Delfino d'Ávila Mascarenhas
(Orientador - DC/UFSCar)



Prof. Dr. José Hiroki Saito
(DC/UFSCar)



Prof. Dr. Junior Barrera
(IME/USP)



Profa. Dra. Leila Maria Garcia Fonseca
(DPI/INPE - São José dos Campos)

São Carlos
Fevereiro/2005

Dedico esta dissertação a Deus, minha família, namorada, amigos, professores e orientadores. Enfim... a todo mundo!

Para onde quer que vás, vai de todo coração.

Não desista nunca...

AGRADECIMENTOS

A Deus, pela vida e força para superar as dificuldades da mesma. Por toda a Sua ajuda.

Aos meus pais Mauro Luiz Papa e Maria de Lourdes Sasso Papa pelo incentivo e amor dedicado todo esse tempo.

Às minhas irmãs Valéria, Helen, Patrici e Helena pela alegria de poder conviver com pessoas tão especiais. Aos meus sobrinhos Gustavo e Bárbara.

À minha namorada, Marileide, pela compreensão, dedicação e por compartilhar bons momentos vividos ao longo do nosso relacionamento e deste trabalho. Pelo incentivo. Por aceitar meu certo nível de insanidade adquirido ao longo dos anos. Minhas desculpas e agradecimentos.

Ao Prof. Dr. Carlos Alberto Vicentini e Profa. Dra. Irene Bastos Franceschini Vicentini, pela acolhida e iniciação no mundo científico. Pela amizade e ensinamentos. Meu trabalho iniciou-se com estas duas pessoas. A eles todo o meu agradecimento; de coração.

Ao Prof. Dr. Aparecido Nilceu Marana e Profa. Dra. Denise Tostes Oliveira, pela confiança, amizade e auxílio em minhas atividades acadêmicas. Por todo o incentivo durante esses anos. Pela experiência adquirida através deles. Eu muito obrigado.

Ao Prof. Dr. Nelson Delfino d' Ávila Mascarenhas pelo companheirismo, extrema sabedoria e humildade, e pela orientação e confiança depositada em mim. A ele toda a minha admiração e respeito.

À Profa. Dra. Leila Maria Garcia Fonseca, pela grandiosa simpatia e colaboração no fornecimento das imagens e pelos conselhos que contribuíram para o enriquecimento deste trabalho. Agradeço também as caronas até a rodoviária de São José dos Campos: se não fosse ela, eu perderia o ônibus!

À Universidade Federal de São Carlos, instituição que possibilitou a realização deste trabalho.

Aos amigos de mestrado, Diego, Yuji, Michael, Fabrício, Moacir, Dalai e tantos outros... muitos. Pelos amigos do GAPIS. Pela luta e amizade adquirida ao longo desses dois anos de convivência.

Aos amigos da rua, de minha cidade: Beto, Sorrão, Christian, Léo, Negão, Ruiz, Ciniro e todos outros, adquiridos durante toda a minha vida.

Ao companheiro de república Murilo, por conseguir me agüentar todo esse tempo. Pelas risadas e ensinamentos.

À cidade de São Carlos, pelo clima agradável e pelo TUSCA!

Por todos que colaboraram direta ou indiretamente com o meu trabalho. Aos que não colaboraram também!

Aos professores e demais funcionários do Departamento de Ciência da Computação da UFSCar, pelo companheirismo e acompanhamento deste trabalho.

À CAPES pela ajuda financeira para o desenvolvimento deste trabalho.

À tudo e todos.

QUE DEUS ESTEJA CONOSCO!

1.	INTRODUÇÃO	1
1.1.	OBJETIVOS	4
1.2.	ORGANIZAÇÃO DO TEXTO	5
2.	FUNDAMENTOS TEÓRICOS	6
2.1.	PROCESSO DE FORMAÇÃO DE IMAGENS	6
2.2.	REPRESENTAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS	9
2.3.	CARACTERIZAÇÃO DE IMAGENS	11
2.4.	DEFINIÇÕES MATEMÁTICAS	14
2.4.1.	TRANSFORMADA DE FOURIER	15
2.4.1.1.	Transformada de Fourier para sinais bidimensionais discretos	15
2.4.1.2.	Transformada Rápida de Fourier	15
2.4.2.	CONVOLUÇÃO	16
2.4.3.	FUNÇÃO DE TRANSFERÊNCIA	17
2.4.4.	MEDIDAS DE ANÁLISE	18
2.5.	SISTEMAS DE SENSORIAMENTO REMOTO	19
2.5.1.	SATÉLITE CBERS-1	22
2.5.1.1.	Histórico	22
2.5.1.2.	Características	23
2.5.1.3.	Imageador de Amplo Campo de Visada – WFI	25
2.5.1.4.	Câmera Imageadora de Alta Resolução – CCD	25
2.5.1.5.	Imageador por Varedura de Média Resolução – IRMSS	27
3.	RESTAURAÇÃO DE IMAGENS	29
3.1.	MODELO DE DEGRADAÇÃO	31
3.1.1.	FORMULAÇÕES E NOTAÇÕES	32
3.1.1.1.	Modelo de Degradação para funções contínuas	33
3.1.1.2.	Formulação Discreta	35
3.2.	FILTRO INVERSO	37
3.3.	FILTRO INVERSO MODIFICADO	39
4.	PROJEÇÕES EM CONJUNTOS CONVEXOS	40
4.1.	CONJUNTOS CONVEXOS	41
4.2.	NORMA	42
4.3.	PRODUTO INTERNO	42
4.4.	ESPAÇO DE HILBERT	43
4.5.	PROJEÇÃO	43
4.6.	ALGORITMO DE POCS	45
4.7.	CONJUNTOS DE RESTRIÇÃO CONVEXOS	47
4.7.1.	ROW-ACTION PROJECTIONS (RAP)	49
4.7.2.	SIMULTANEOUS ITERATIVE RECONSTRUCTION TECHNIQUE (SIRT)	49
4.7.3.	CONJUNTO DE RESTRIÇÃO DE NÃO-NEGATIVIDADE	49
4.7.4.	CONJUNTO DE RESTRIÇÃO DE AMPLITUDE LIMITADA	50
4.7.5.	CONJUNTO DE RESTRIÇÃO DE IMAGEM DE REFERÊNCIA	50
5.	RESULTADOS EXPERIMENTAIS	52
5.1.	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	52
5.1.1.	CRITÉRIO DE AVALIAÇÃO	52
5.1.2.	CRITÉRIO DE PARADA	52
5.1.3.	FEP (FUNÇÃO DE ESPALHAMENTO PONTUAL)	53
5.2.	ALGORITMOS DESENVOLVIDOS	54
5.2.1.	RAP E SIRT	55
5.2.2.	IMAGEM PROTÓTIPO	62
5.2.2.1.	Filtro Inverso Modificado	62
5.2.2.2.	Row-Action Projections (RAP)	67
5.2.2.3.	Simultaneous Iterative Reconstruction Technique (SIRT)	70

6. CONCLUSÃO	75
6.1. TRABALHOS FUTUROS	78
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	79

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1 – Esquema dos estágios de processamento de imagens	3
Figura 2.1 – Reflectância espectral de alguns alvos	8
Figura 2.2 – Esquema do processo de formação de imagem	9
Figura 2.3 – Convenção dos eixos para representação de uma imagem digital	12
Figura 2.4 – (a) Sinal analógico digitalizado em (b) 2 (1bit), (c) 4 (2 bits), (d) 8 (bits) níveis de cinza.....	12
Figura 2.5 – Definição de IFOV	13
Figura 2.6 – Definição de EIFOV; d é a dimensão do detector	14
Figura 2.7 – Componentes do Sistema Sensor	20
Figura 2.8 – Sistema de aquisição da informação	21
Figura 2.9 – Satélite CBERS-1	24
Figura 2.10 – Modelo conceitual para os componentes do sensor CCD com os procedimentos de correção	26
Figura 3.1 – Modelo do processo de degradação da imagem	31
Figura 4.1 – (a) conjunto convexo e (b) conjunto não convexo	41
Figura 4.2 – (a) reta l e uma reta perpendicular a ela passando por um ponto arbitrário x . (b) círculos centrados em y , onde somente um toca o disco D em um ponto, representado por y^*	44
Figura 4.3 – Processo iterativo do algoritmo de POCS sequencial	45
Figura 4.4 – Processo iterativo do algoritmo de POCS paralelo	46
Figura 5.1 – Imagem "Lena" original	54
Figura 5.2 – Imagem "Lena" degradada	55
Figura 5.3 – Imagens: (a) restaurada pelo método de POCS _R (b) restaurada pelo método de POCS _S	58
Figura 5.4 – Imagem da banda 2 obtida pelo sensor CCD do satélite CBERS-1	58
Figura 5.5 – Imagens: (a) restaurada pelo método de POCS _R (b) restaurada pelo método de POCS _S	59
Figura 5.6 – Perfis radiométricos: (a) imagem degradada (b) imagem restaurada pelo método de POCS _R (c) imagem restaurada pelo método de POCS _S	60
Figura 5.7 – Imagens restauradas evidenciando o mau condicionamento: (a) método de RAP (b) método de SIRT	61
Figura 5.8 – Aplicativo utilizado para obter a imagem protótipo.....	62
Figura 5.9 – Imagem restaurada pelo filtro inverso modificado.	63
Figura 5.10 – Imagem restaurada pelo algoritmo de POCS _{FIM}	64
Figura 5.11 – Imagens: (a) degradada (b) restaurada pelo método de FIM (c) restaurada pelo método de POCS _{FIM}	65
Figura 5.12 – Perfis radiométricos: (a) imagem degradada (b) imagem restaurada pelo método de FIM (c) imagem restaurada pelo método de POCS _{FIM}	66
Figura 5.13 – Imagem restaurada pelo algoritmo de POCS _{RIP}	67
Figura 5.14 – Imagens: (a) degradada (b) restaurada pelo método de POCS _R (c) restaurada pelo método de POCS _{RIP}	69
Figura 5.15 – Perfis radiométricos: (a) imagem degradada (b) imagem restaurada pelo método de POCS _R (c) imagem restaurada pelo método de POCS _{RIP}	70
Figura 5.16 – Imagem restaurada pelo algoritmo de POCS _{SIP}	71
Figura 5.17 – Imagens: (a) degradada (b) restaurada pelo método de POCS _S (c) restaurada pelo método de POCS _{SIP}	71
Figura 5.18 – Perfis radiométricos: (a) imagem degradada (b) imagem restaurada pelo método de POCS _S (c) imagem restaurada pelo método de POCS _{SIP}	74
Figura 6.1 – Gráfico comparativo para valores do $ISNR$ entre os algoritmos desenvolvidos.....	75
Figura 6.2 – Gráfico comparativo para valores do U entre ao slgoritmos desenvolvidos	76
Figura 6.3 – Gráfico erro/iteração (a) algoritmo de POCS _R (b) algoritmo de POCS _S	77

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 2.1 – Exemplo de valores para $i(x,y)$ [em lux ou lúmen/m ²].	10
Tabela 2.2 – Exemplo de valores para $r(x,y)$.	10
Tabela 2.3 – Resolução espacial de alguns sensores	21
Tabela 2.4 – Características do sensor WFI	25
Tabela 2.5 – Características do sensor CCD	26
Tabela 2.6 – Características do sensor IRMSS	27
Tabela 5.1 – Valores de σ utilizados para gerar a FEP	54
Tabela 5.2 – Especificação da relação sinal/ruído para o sensor CCD do satélite CBERS-1	55
Tabela 5.3 – Valores de ε utilizados para critério de parada	56
Tabela 5.4 – Validação dos algoritmos de retsauração	57
Tabela 5.5 – Validação dos algoritmos	64
Tabela 5.6 – Validação do algoritmo de POCS	68
Tabela 5.7 – Validação do algoritmo de POCS	71

The number of applications in remote sensing has widely increased in the last years. The reason for this is mainly the high quality of imaging systems onboard. Among this new generation of satellites, the CBERS-1 (China-Brazil Earth Resources Satellite) was developed through a partnership between Brazil and China, and its main mission is to capture high-resolution images of the Earth using panchromatic and multispectral detectors.

However, the information provided by remote sensing needs to be processed to better reflect the radiometric quality of the data, using for this purpose a technique called image restoration. The main goal of image restoration is the reconstruction or recovery of the degraded image using some *a priori* knowledge of the degradation phenomenon.

In this work we developed five image restoration algorithms based on the theory of convex projections, which were obtained through the CBERS-1 band 2 CCD sensor. These algorithms are based on the application of restrictions in convex sets form, through the POCS (Projections Onto Convex Sets) method, where the intersection among these sets, if it exists, gives a satisfactory solution for the problem. The simulations were developed using the RAP (Row-Action Projections), the SIRT (Simultaneous Iterative Reconstruction Technique) and an algorithm that uses prototype image constraints, which were obtained by the methods cited above and by the MIF (Modified Inverse Filter). The results were visually and numerically evaluated.

A quantidade de aplicações oriundas do sensoriamento remoto tem aumentado significativamente nos últimos anos. Isso se deve, principalmente, à alta qualidade dos equipamentos a bordo dos sistemas sensores. Entre essa nova geração de satélites, o CBERS-1 (*China-Brazil Earth Resources Satellite*) foi desenvolvido através de uma parceria entre Brasil e China, sendo sua missão principal a de capturar imagens de alta resolução da Terra utilizando detectores pancromáticos e multiespectrais.

Contudo, as informações oriundas do sensoriamento remoto necessitam ser processadas para melhorar a qualidade radiométrica dos dados, utilizando para tal uma técnica conhecida por restauração de imagens, sendo seu principal objetivo a reconstrução ou recuperação de uma imagem degradada utilizando algum conhecimento *a priori* do fenômeno de degradação.

No presente trabalho foram desenvolvidos cinco algoritmos de restauração de imagens baseados na teoria de projeções convexas, as quais foram obtidas através do sensor CCD da banda 2 do satélite CBERS-1. Estes algoritmos são baseados na aplicação de restrições na forma de conjuntos convexos, através do método de POCS (Projections Onto Convex Sets), sendo que a intersecção entre esses conjuntos, caso exista, fornece uma solução satisfatória para o problema. As simulações foram desenvolvidas utilizando o RAP (Row-Action Projections), SIRT (Simultaneous Iterative Reconstruction Technique) e um algoritmo que utiliza uma restrição de imagem protótipo, a qual foi obtida pelos métodos citados acima e pelo FIM (Filtro Inverso Modificado). Os resultados foram avaliados visualmente e através de análises numéricas.

1. INTRODUÇÃO

Processamento de imagens é uma área que tem recebido considerável atenção nos últimos anos, como resultado da evolução da tecnologia de computação digital. Ao mesmo tempo, a área tem motivado o desenvolvimento de novas técnicas matemáticas necessárias para lidar com sinais bidimensionais.

O interesse em métodos de processamento de imagens digitais vem crescendo por viabilizar um grande número de aplicações em duas categorias bem distintas: o aprimoramento de informações pictóricas para a interpretação humana e a análise automática por computador através de dados extraídos de uma cena [Filho & Neto-1999].

Uma das primeiras aplicações desses métodos foi a melhoria de imagens digitalizadas para jornais, enviadas por meio de cabo submarino de Londres para Nova Iorque. A introdução de um sistema Bartlane para transmissão de dados via cabo por volta de 1920 reduziu o tempo exigido de mais de uma semana para menos de três horas no transporte de imagens através do oceano Atlântico. Um equipamento especializado de impressão codificava as imagens para transmissão, as quais eram então reconstruídas no terminal receptor [Gonzalez & Woods-2001].

Aperfeiçoamentos nos métodos de processamento de imagens digitais foram feitos ao longo dos anos que se seguiram, ampliando ainda mais seus domínios de aplicação. Em medicina, por exemplo, procedimentos computacionais melhoram o contraste ou codificam os níveis de intensidade em cores, de modo a facilitar a interpretação de imagens de raios X e outras imagens biomédicas. Geógrafos usam técnicas idênticas ou similares para estudar padrões de poluição em imagens aéreas e de satélites. Outras áreas de aplicação também podem ser notadas, como inspeção automática de maquinários industriais, reconhecimento de padrões, dentre outros. Por

outro lado temos também imagens adquiridas por satélite, as quais são úteis no rastreamento de recursos naturais, mapeamento geográfico, monitoramento do tempo, controle de incêndios e inundações e muitas outras aplicações [Jain-1989].

São vários os satélites existentes atualmente, sendo que podem ser destacados o Landsat-7 (NASA-EUA), SPOT (CNES-França), CBERS-1 e o CBERS-2 (INPE-Brasil/CAST-China). Este último foi lançado em outubro de 1999, a partir da Base de Lançamento de Taiyuan, situada na província de Shanxi, a cerca de 750Km sudoeste de Beijing. O Programa CBERS (China-Brazil Earth Resources Satellite / Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres) agregou a capacidade técnica e os recursos financeiros dos dois países para estabelecer um sistema completo de sensoriamento remoto competitivo e compatível com as necessidades internacionais atuais. O engajamento do Brasil no Projeto CBERS marcou o início de uma nova etapa do programa espacial brasileiro e serviu como fator estratégico para a diversificação de parcerias no escopo mais amplo da ciência e da tecnologia [Santana & Coelho-1999].

As imagens de sensores digitais e fotografias aéreas apresentam a característica de agrupar um elevado número de informações, as quais necessitam ser processadas para melhorar a qualidade radiométrica e geométrica dos dados. As distorções radiométricas são causadas pelo borramento dos detalhes, listras e manchas nas imagens. As degradações na imagem diminuem a precisão da informação, reduzindo assim, a utilidade dos dados. Portanto, antes que os dados das imagens sejam utilizados, é necessário que estas passem por um estágio de pré-processamento para que sejam corrigidos geométrica e radiometricamente. Um esquema simplificado dos estágios de processamento de imagens é mostrado na Figura 1.1.



Figura 1.1 – Esquema dos estágios de processamento de imagens.

Dentre as técnicas de correção radiométrica encontra-se a restauração de imagens. Esse método visa a reconstrução ou recuperação da imagem que foi degradada utilizando um conhecimento *a priori* do fenômeno de degradação. A idéia é, através da modelagem da degradação, aplicar o processo inverso para obter uma aproximação da imagem original [Gonzalez & Woods-2001].

Numerosos métodos de restauração de imagens têm sido desenvolvidos para várias aplicações, dentre eles o filtro inverso, filtro de Wiener, técnicas de regularização e métodos de programação linear [Stark-1988].

Outra abordagem que tem sido amplamente referenciada é a que utiliza métodos de projeção [Stark & Yang-1998]. Dentre eles podemos destacar o método de projeções em conjuntos convexos (POCS), também conhecido como método de projeções

convexas, o qual utiliza informações *a priori* das imagens na forma de conjuntos de restrição a fim de tentar solucionar o problema [Stark-1988].

Desta forma, podemos classificar os métodos de restauração de imagens em dois tipos: diretos e indiretos. Os métodos diretos são aqueles que necessitam de um único passo para encontrar uma solução para o problema. Esses métodos também são conhecidos como filtros clássicos por serem mais comumente difundidos. Os métodos iterativos são aqueles que produzem, para um número finito de passos, soluções intermediárias. O método iterativo só termina quando ocorre uma convergência ou o processo é interrompido por um critério previamente estabelecido.

A área de restauração de imagens tem sido um assunto extremamente estudado nos últimos anos, pois o seu objetivo consiste, como já foi mencionado, em melhorar uma imagem degradada em algum aspecto, recuperando-a através de algum conhecimento *a priori* sobre o fenômeno de degradação. Assim sendo, técnicas de restauração são orientadas para a modelagem da degradação e aplicação do processo inverso no sentido de recuperar a imagem original. No entanto, a maior dificuldade para se solucionar esse tipo de problema é que os procedimentos inversos são mal condicionados, ou seja, pequenas perturbações produzem resultados insatisfatórios.

1.1 OBJETIVOS

Vários trabalhos utilizando técnicas de correção radiométrica, especificamente restauração de imagens, têm sido desenvolvidos atualmente na área de Sensoriamento Remoto, sendo que não são muitos os que incorporam a técnica de Projeções em Conjuntos Convexos no seu processo de restauração. Dada a relevância do satélite CBERS-1 na exploração dos recursos terrestres em território nacional e internacional, o

objetivo principal deste trabalho é propor um algoritmo de restauração para as imagens obtidas através do sensor CCD utilizando técnicas POCS. Várias combinações de conjuntos de restrição foram estudadas de modo a maximizar qualitativamente o resultado final.

1.2 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

Este documento está dividido em 7 capítulos, organizados da seguinte maneira: o capítulo 1 apresenta a introdução ao trabalho e os demais descrevem a teoria necessária e os procedimentos referentes ao projeto. No capítulo 2 são apresentados os principais conceitos sobre formação de imagens e algumas formulações matemáticas, necessárias para o bom entendimento do documento. O capítulo 3 relata a teoria sobre as técnicas de restauração de imagens e alguns tipos de filtros comumente utilizados, tal como o filtro inverso. O capítulo 4 fornece algumas definições básicas sobre os sistemas de sensoriamento remoto e as especificações do satélite CBERS-1, bem como um breve histórico de sua criação. O capítulo 5 apresenta a teoria sobre projeções em conjuntos convexos, POCS, que serão utilizadas no projeto. No capítulo 6 são descritos detalhadamente os algoritmos de restauração utilizados, bem como os experimentos realizados e os resultados obtidos. Finalmente, o capítulo 7 apresenta a conclusão do trabalho baseada nas análises realizadas sobre os resultados e experimentos apresentados no capítulo 6.

2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

Uma descrição completa do processo de restauração requer uma discussão dos conceitos de formação de imagens e a descrição das mesmas pelo ponto de vista de sistemas lineares e transformada de Fourier. Portanto, serão apresentados a seguir fundamentos sobre os processos de obtenção e formação de imagens, discretização e como é feita a sua representação.

2.1 PROCESSO DE FORMAÇÃO DE IMAGENS

Uma cena é definida como sendo uma entidade bidimensional que emite ou reflete energia radiante. A energia pode ser de uma variedade de formas como, por exemplo, energia ótica, energia acústica ou energia em formas de partículas nucleares [Ekstron-1984].

Em sensoriamento remoto, o que se registra, basicamente, é a energia radiante que deixa a superfície em direção ao sistema sensor. A radiação eletromagnética registrada pelos instrumentos imageadores de sensoriamento remoto representa a informação dos objetos na superfície da terra e também na atmosfera. Como as propriedades químicas e físicas dos objetos variam, estes refletem ou emitem um espectro característico de energia eletromagnética. Pode ser dito que estes objetos ou materiais possuem diferentes características espectrais [Fonseca-2000].

Por limitações físicas e tecnológicas, a escala de comprimentos de onda captada por sistemas de sensoriamento remoto é aproximadamente 0,4 a 12 μm (visível e infravermelho) e 30 a 300 mm (microondas). Essa escala também pode ser representada

em relação às frequências captadas, como por exemplo, comprimentos de onda de 30 a 300 mm, os quais correspondem a frequências entre 1 GHz e 10GHz [Richards-1993].

A relação entre comprimento de onda e frequência é dada por

$$c = \lambda \nu, \quad (2-1)$$

no qual c é a velocidade da luz e λ e ν representam o comprimento de onda e a frequência, respectivamente.

Segundo Campagnolo [2003], a energia incidente que atinge um objeto pode ser decomposta na soma da energia refletida, da energia absorvida, e da energia transmitida:

$$E_I(\lambda) = E_R(\lambda) + E_A(\lambda) + E_T(\lambda). \quad (2-2)$$

Essa decomposição depende do comprimento de onda, ou seja, pode ser alterada para diferentes comprimentos de onda. Por exemplo, a componente refletida pela clorofila na região do verde (0.5 a 0.6 μm) é superior à componente refletida na região do vermelho (0.6 a 0.7 μm).

Designa-se por reflectância a razão

$$\rho_\lambda = E_R(\lambda) / E_I(\lambda), \quad (2-3)$$

a qual depende do comprimento de onda.

Dado que a decomposição varia com o comprimento de onda, um objeto pode ser identificado por sua assinatura espectral, a qual pode ser definida como um valor de reflectância em uma parte específica do espectro eletromagnético [Fonseca-2000], como pode ser observado na Figura 2.1.

Os sistemas de aquisição adquirem as informações observando e analisando as variações espaciais, espectrais e temporais das radiações eletromagnéticas refletidas ou emitidas dos objetos. As variações espaciais são as fontes das diferenças de brilho entre os elementos da cena (pixels), permitindo o reconhecimento dos objetos.

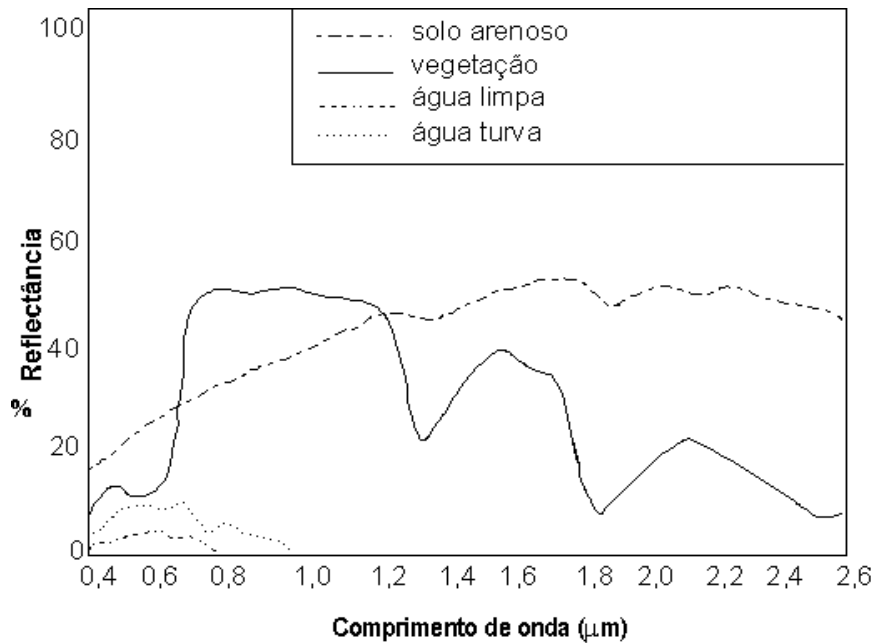


Figura 2.1 – Reflectância espectral de alguns alvos.

FONTE: Fonseca [2000].

As variações de energia radiante com o comprimento de onda produzem a sensação de cor, e as variações temporais causadas por mudanças de estações e ambiente ou efeitos causados pelo homem fornecem informações adicionais.

Dessa forma, um sistema de imageamento pode ser entendido como uma “caixa preta” capaz de coletar a energia radiante refletida ou emitida pela cena [Hunt-1984], como mostra a Figura 2.2. Este sistema tem a função de levar ao foco a energia interceptada e produzir uma imagem que é uma representação do objeto original que emite ou reflete a energia, produzindo uma imagem digital.

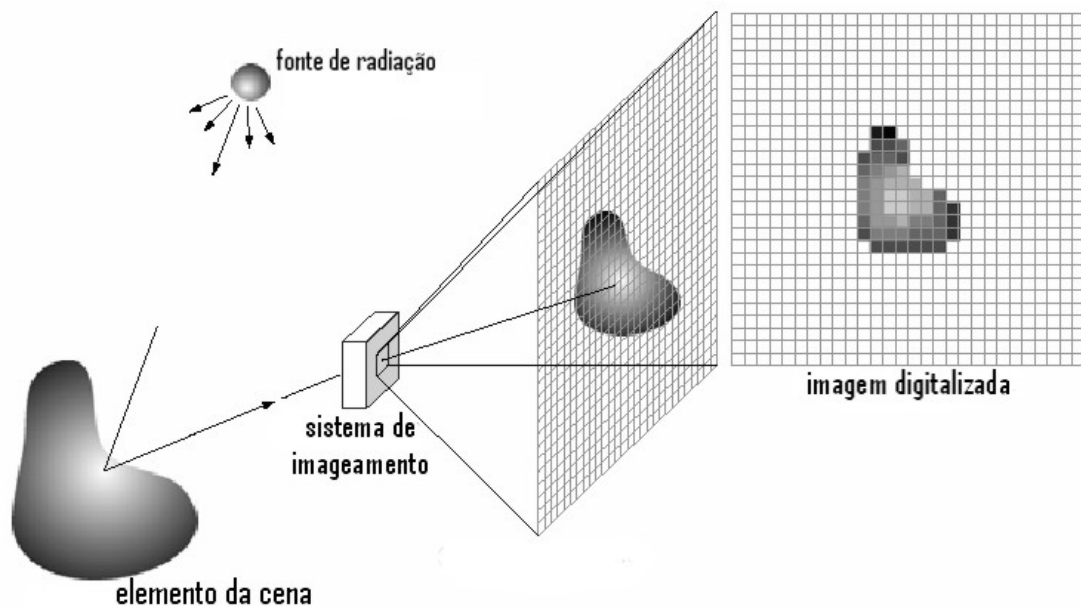


Figura 2.2 – Esquema do processo de formação de imagem.

FONTE: Gonzalez & Woods [2000].

2.2 REPRESENTAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS

O termo imagem monocromática ou simplesmente imagem pode ser descrito matematicamente por uma função $f(x,y)$, onde x e y denotam as coordenadas espaciais e o valor de f em algum ponto (x,y) é proporcional ao brilho (ou nível de cinza) da imagem naquele ponto [Gonzalez & Woods-2001].

Sendo a luz uma forma de energia, $f(x,y)$ necessita ser não negativa e finita tal que

$$0 < f(x, y) < \infty. \quad (2-4)$$

A função $f(x,y)$ também pode ser representada como o produto da interação entre a luminância $i(x,y)$ – a qual exprime a quantidade de luz que incide sobre o objeto - e as propriedades de reflectância ou de transmitância do objeto, que podem ser representadas pela função $r(x,y)$, cujo valor exprime a fração de luz incidente que o objeto vai refletir ou transmitir ao ponto (x,y) . Dessa forma,

$$f(x,y) = i(x,y).r(x,y). \quad (2-5)$$

Como já foi mencionado anteriormente, sendo a luz uma forma de energia, tem-se que

$$0 < i(x, y) < \infty \quad (2-6)$$

e $r(x,y)$ limitado ao seguinte intervalo:

$$0 < r(x, y) < 1. \quad (2-7)$$

As tabelas 2.1 e 2.2 apresentam valores típicos de iluminância e reflectância.

Tabela 2.1 – Exemplos de valores para $i(x,y)$ [em lux ou lúmen/m²].

FONTE: [Filho & Neto-1999].

$i(x,y)$	
900	dia ensolarado
100	dia nublado
10	iluminação média de escritório
0,001	noite clara de lua cheia

Tabela 2.2 – Exemplos de valores para $r(x,y)$.

FONTE: [Filho & Neto-1999].

$r(x,y)$	
0,93	Neve
0,8	parede branco-fosca
0,65	aço inoxidável
0,01	veludo preto

Para que seja possível a manipulação de imagens por computadores digitais, é necessário que a mesma esteja em formato digital. Uma imagem digital é uma imagem $f(x,y)$ que foi discretizada tanto em coordenadas espaciais quanto em brilho (níveis de cinza). Uma imagem digital pode ser representada como uma matriz, com as linhas e colunas indicando o ponto da imagem e o elemento da matriz indica o nível de cinza naquele ponto, sendo este elemento chamando de *pixel*. A Figura 2.3 ilustra a convenção dos eixos geralmente utilizada.

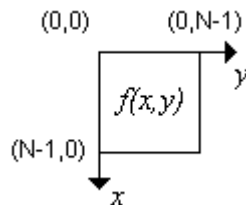


Figura 2.3 – Convenção dos eixos para representação de uma imagem digital.

A área de aplicação responsável pelo estudo de técnicas e métodos dirigidos ao tratamento de imagens, sua análise e manipulação chama-se processamento de imagens. Ela corresponde a uma ampla classe de atividades, cuja finalidade é manipular os dados para produzir uma imagem de boa qualidade.

2.3 CARACTERIZAÇÃO DE IMAGENS

A medida da radiância (brilho) apresentada em cada pixel pelo seu nível de cinza não é apenas dada pela radiância refletida pela superfície, mas também pela radiância devida aos fenômenos de espalhamento de luz e atmosférico.

A quantificação da radiância contínua de uma cena é representada pelos níveis de cinza discretos na imagem digital, sendo dada por um número de bits por pixel para produzir um intervalo de radiância [Schowengerdt-1997]. A essa quantificação dá-se o nome de resolução radiométrica, que é definida pelo número de bits que representa um valor digital (nível de cinza). O número de valores de níveis de cinza possíveis é dado por

$$K = 2^m, \quad (2-8)$$

onde m é o número de bits.

A Figura 2.4(a) mostra um sinal unidimensional contínuo. As Figuras 2.4 (b), (c) e (d) mostram um esquema simplificado deste sinal digitalizado em 2, 4 e 8 níveis de cinza, respectivamente. Quando o número de níveis é pequeno, os detalhes do sinal desaparecem na representação digital. À medida que o número de níveis de quantização cresce, a aproximação do sinal original torna-se mais precisa [Fonseca-2000].

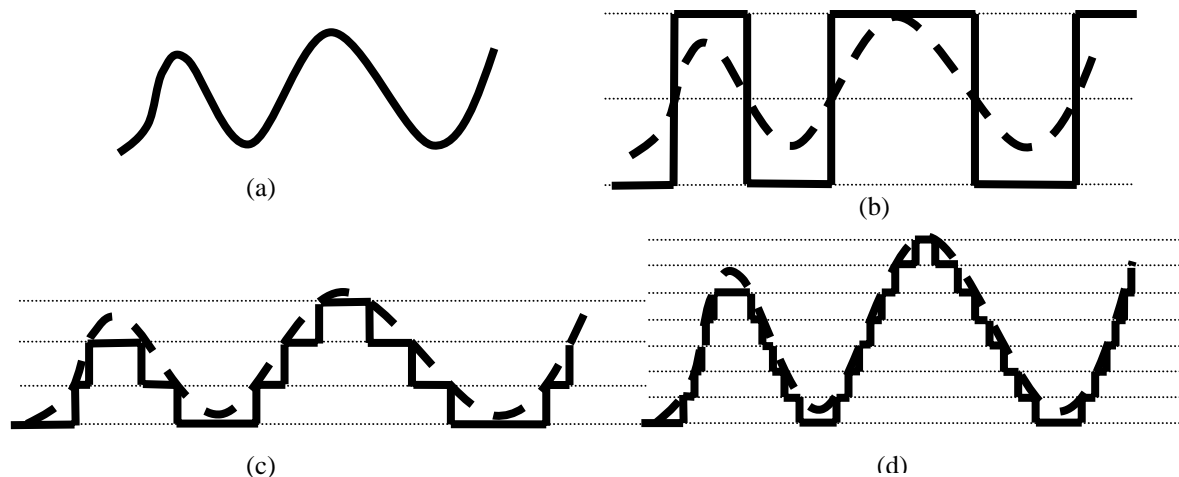


Figura 2.4 – (a) Sinal analógico digitalizado em (b) 2 (1 bit), (c) 4 (2 bits), (d) 8 (3 bits) níveis de cinza.

FONTE: [Fonseca-2000].

Na realidade o nível de cinza é representado pela radiância média de uma área relativamente pequena em uma cena. Essa área é determinada pela altitude do sistema

do sensor a bordo do satélite e outros parâmetros como o IFOV (Instantaneous Field Of View). O IFOV corresponde à área sobre o terreno que é vista por cada um dos detectores do sistema sensor a uma dada altitude num certo intervalo de tempo. Ele pode ser mensurado de duas maneiras: em relação ao ângulo de incidência (IFOV angular) ou em relação a uma distância no terreno, comumente chamada de resolução espacial (IFOV linear), ou resolução espacial nominal, conforme ilustra a Figura 2.5.

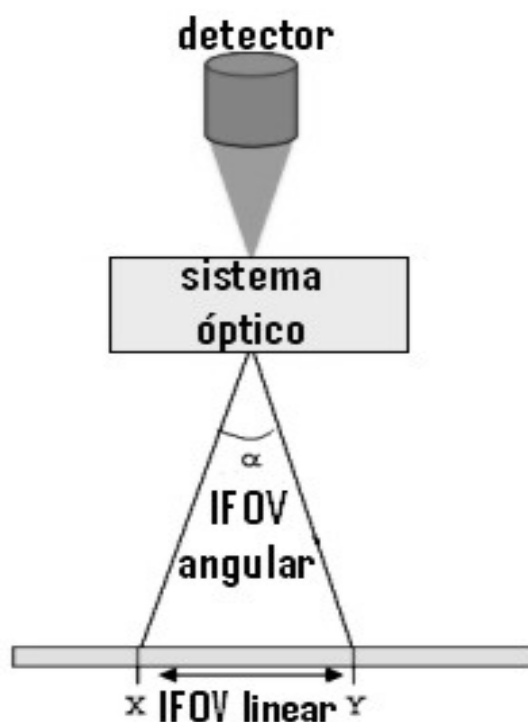


Figura 2.5 – Definição de IFOV.

Outra definição importante é a resolução espacial efetiva do sensor, conhecida por EIFOV (Effective Instantaneous Field Of View). Embora o sensor seja projetado para ter uma determinada resolução espacial nominal, a resolução espacial efetiva é, geralmente, pior do que a nominal [Boggione-2003]. Esta degradação da resolução espacial é devido às distorções inseridas pela óptica, detector, processo de amostragem e outras condições adversas (movimento ou turbulência).

A resolução espacial efetiva do sensor pode ser medida através da função de transferência de modulação do sensor (FTM). Por definição, o EIFOV equivale ao inverso do dobro da frequência espacial normalizada em relação à frequência de amostragem para a qual a FTM é igual ao valor de 0,5:

$$EIFOV = \frac{1}{2u} PIXEL, \quad (2-9)$$

onde u é a frequência normalizada em relação à frequência de amostragem do satélite na qual a FTM é igual a 0,5 e $PIXEL$ é o tamanho do pixel em metros (Figura 2.6). Deve ser ressaltado que o EIFOV é somente uma medida de desempenho de um sistema.

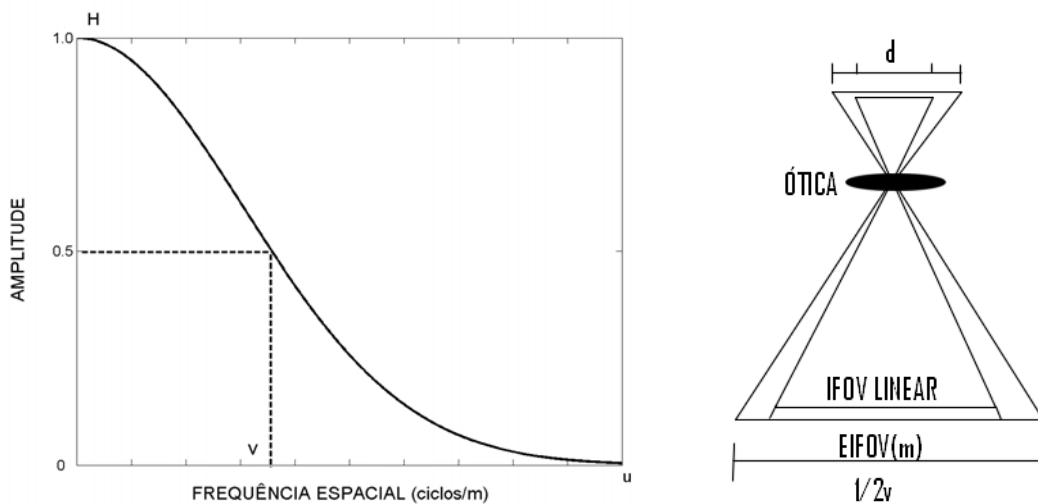


Figura 2.6 - Definição de EIFOV; d é a dimensão do detector.

2.4 DEFINIÇÕES MATEMÁTICAS

Os métodos matemáticos utilizados no processo de formação e manipulação de imagens são essencialmente baseados na Transformada Discreta e na Transformada Rápida de Fourier. A aplicação desse último método é fundamental nesses processos pelo fato de ser um algoritmo extremamente eficiente.

2.4.1 TRANSFORMADA DE FOURIER

A Transformada de Fourier (FT) é uma importante ferramenta matemática que permite representar, no domínio da frequência, um sinal a partir de sua representação no domínio do tempo [Joaquim & Sartori-1990].

2.4.1.1 Transformada de Fourier para sinais bidimensionais discretos

Seja agora uma função bidimensional $f(x,y)$ discretizada em M amostras ao longo de x e N amostras ao longo de y . Neste caso, sua transformada discreta de Fourier será

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \exp \left[-j2\pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right] \quad (2-16)$$

e a sua transformada inversa é dada por

$$f(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) \exp \left[j2\pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right]. \quad (2-17)$$

2.4.1.2 Transformada Rápida de Fourier

Os cálculos das Equações (2-16) e (2-17) exigem um alto esforço computacional, pois eles são aplicados a todos os pontos do sinal. Para otimizar o desempenho desses cálculos surgiu a Transformada Rápida de Fourier (FFT), que tem como objetivo reduzir o custo computacional de cálculos baseados na Transformada de Fourier. Utilizando-se a Transformada de Fourier convencional, definida na Equação (2-16), teremos cálculos de complexidade na ordem de N^2 . Com a FFT, tal ordem de

complexidade cai para $M \log_2 N$. Obviamente, a abordagem FFT oferece uma vantagem computacional sobre a implementação direta da Transformada de Fourier particularmente quando N é relativamente grande.

Um bom exemplo seria um sinal unidimensional de 512 amostras. A quantidade de cálculos efetuados utilizando-se a Transformada de Fourier convencional sobre essas amostras é de 512×512 , totalizando 262.144 cálculos. No entanto, através da utilização da FFT, a ordem de complexidade dos cálculos cai para $512 \times \log_2(512)$, totalizando 4.608 cálculos. Este bom desempenho decorre do fato de o algoritmo da FFT reutilizar cálculos anteriores em outros pontos do sinal. Além disso, a FFT também pode ser utilizada no sentido inverso, ou seja, transformando uma função no domínio da frequência para o domínio de espaço.

2.4.2 CONVOLUÇÃO

A convolução é uma operação matemática fundamental para filtragem linear espacial, sendo denotada por

$$g(x,y) = f(x,y) * h(x,y), \quad (2-18)$$

onde f é a imagem original, h o filtro e g a imagem filtrada.

A operação de convolução $g(x,y)$ entre duas funções bidimensionais também pode ser descrita por

$$g(x,y) = f(x,y) * h(x,y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha,\beta) h(x-\alpha, y-\beta) d\alpha d\beta. \quad (2-19)$$

Uma das principais propriedades da convolução é definida através da equação

$$f(x,y) * h(x,y) \Leftrightarrow F(u,v)H(u,v), \quad (2-20)$$

sendo que $F(u,v)$ é a Transformada de Fourier de $f(x,y)$, e $H(u,v)$ a Transformada de Fourier de $h(x,y)$. Dessa forma a convolução de duas funções no domínio do espaço equivale ao produto das Transformadas de Fourier individuais dessas funções.

2.4.3 FUNÇÃO DE TRANSFERÊNCIA

A cena, definida como uma função real de duas variáveis, f , sobre uma operação de transformação pelo sistema de formação de imagem, representada por T , produz na saída a imagem degradada, ou seja, g [Fonseca-2000].

$$g = T[f] \quad (2-21)$$

Se o processo de formação de imagem é considerado linear e invariante com o deslocamento, a Equação (2-21) pode ser representada pela Equação (2-18), ou seja,

$$g = T[f] = h(x,y) * f(x,y), \quad (2-22)$$

onde h é a resposta impulsiva do sistema ou Função de Espalhamento Pontual (FEP), a qual descreve o comportamento do sistema no domínio espacial.

A função de transferência, H , é a Transformada de Fourier da resposta impulsiva do sistema, h . Ela descreve o comportamento do sistema sobre a cena no domínio da frequência. A função de transferência é, freqüentemente, análoga a um filtro passa-baixas, o qual atenua as amplitudes das componentes em frequências altas, produzindo uma imagem que é uma versão borrada da imagem original.

A operação de convolução, no domínio espacial, pode ser substituída pela operação de multiplicação no domínio da frequência, como foi apresentado na Equação (2-20).

2.4.4 MEDIDAS DE ANÁLISE

A porção de ruído presente em uma imagem pode ser estimada através da medida SNR (*signal-to-noise ratio*), dada pela seguinte fórmula:

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sigma_f^2}{\sigma_n^2} \right), \quad (2-23)$$

onde σ_f^2 é a variância da imagem e σ_n^2 é a variância do ruído. A variância σ^2 pode ser estimada da seguinte forma

$$\sigma^2 = \frac{1}{MN} \sum_{i,j} [x(i, j) - \bar{x}(i, j)]^2, \quad (2-24)$$

onde $\bar{x}(i, j)$ é a média aritmética das amostras de x .

O desempenho de um algoritmo de restauração de imagens pode ser estimado através da medida ISNR (*improvement in SNR*), a qual é dada por

$$ISNR = 10 \log_{10} \left\{ \frac{\sum_{i,j} [g(i, j) - f(i, j)]^2}{\sum_{i,j} [\hat{f}(i, j) - f(i, j)]^2} \right\}, \quad (2-25)$$

onde $g(i, j)$, $f(i, j)$ e $\hat{f}(i, j)$ são, respectivamente, as imagens degradada, original e restaurada.

Outra abordagem para avaliação dos algoritmos de restauração do presente trabalho, chamada *Universal Image Quality Index*, foi utilizada [Wang & Bovik-2002], sendo dada por

$$U = \frac{4\sigma_{xy}\bar{x}\bar{y}}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)[(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2]}, \quad (2-26)$$

onde \bar{x} , \bar{y} , σ_x^2 e σ_y^2 são a média e a variância das imagens original e restaurada, respectivamente, e σ_{xy} é o coeficiente de correlação entre x e y . Esta abordagem

caracteriza-se por modelar qualquer distorção na imagem como uma combinação de três fatores: perda de correlação, distorção de luminância e distorção de contraste. O intervalo de variação de U é $[-1,1]$, onde o melhor valor $U = 1$ é obtido somente quando $y = x$.

A Equação (2-26) pode ser reescrita como

$$U = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \frac{2\bar{x}\bar{y}}{(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2} \frac{2\sigma_x \sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}, \quad (2-27)$$

onde o primeiro componente da equação corresponde ao coeficiente de correlação entre x e y e o segundo mede o quão perto a média da luminância é entre x e y . O terceiro componente verifica quão similar é o contraste entre as imagens.

2.5 SISTEMAS DE SENSORIAMENTO REMOTO

Sensoriamento remoto é o processo de capturar informação sobre algum objeto sem estar em contato físico com ele. O tipo mais comum de sensoriamento remoto é o uso dos olhos para detectar a luz, observando os objetos ao nosso redor [Fonseca-2000]. Os satélites carregam sensores que observam a superfície da terra, os oceanos e o ar, ajudando a prever a temperatura, acompanhar o crescimento das diversas culturas agrícolas e planejar cidades, dentre outras utilidades.

A radiação eletromagnética registrada pelos instrumentos imageadores de sensoriamento remoto representam a informação dos objetos na superfície da terra e também na atmosfera. Todos os materiais e fenômenos naturais absorvem, transmitem, refletem e emitem seletivamente radiação eletromagnética. Qualquer sistema sensor apresenta os componentes necessários para captar a radiação eletromagnética, mostrados na Figura 2.7. O coletor é responsável por receber a energia através de uma lente, espelho ou antenas. Já o detector capta a energia coletada em uma determinada

faixa do espectro e a envia ao processador, o qual executa algum tipo de ação, como por exemplo, amplificação do sinal, através do qual se obtém o produto, que contém a informação necessária ao usuário.

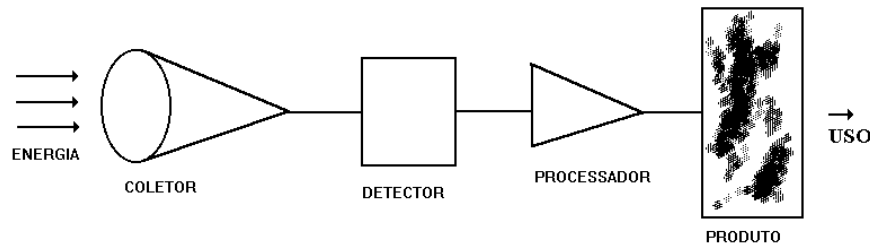


Figura 2.7 – Componentes do sistema sensor.

FONTE: Fonseca [2000].

Um sistema sensor possui um equipamento óptico que é responsável pela formação da imagem óptica no plano focal, onde está localizado um conjunto de detectores, os quais recebem a energia radiante focalizada pela lente e a transforma em um sinal elétrico. Os detectores medem a intensidade da luz incidente, sendo que, dependendo da faixa de variação dessa luz, os sensores responderão proporcionalmente.

A projeção geométrica de um detector na superfície terrestre define a área no solo, representado por um elemento na imagem digital. A média da radiância dentro desta área fornece o valor do nível de cinza do elemento na imagem digital. O ângulo definido por esta projeção é conhecido por IFOV, *Instantaneous Field of View*. Esta área no solo define a resolução espacial do sistema. Quanto melhor a resolução espacial, maior o nível de detalhes perceptível na imagem (Figura 2.8).

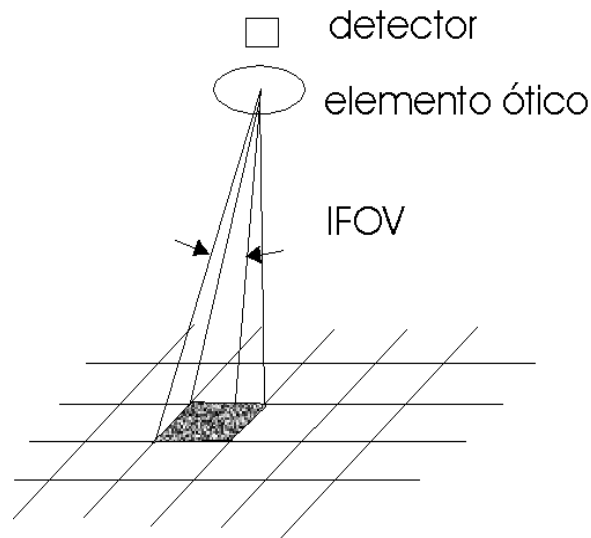


Figura 2.8 – Sistema de aquisição da informação.

FONTE: Fonseca [2000].

A resolução espacial, também chamada de resolução nominal, de imagens adquiridas por sistemas sensores a bordo de satélites é geralmente expressa em metros. Cabe ressaltar que a resolução espacial não estabelece o tamanho do menor objeto que pode ser detectado na imagem, embora o mesmo não possa ser observado com boa definição caso seja menor que a resolução espacial definida pelo sistema sensor. A Tabela 4.1 mostra a resolução espacial de alguns sensores.

Tabela 2.3 – Resolução espacial de alguns sensores.

Satélite/Sensor	Resolução espacial (metros)
SPOT/Pan	10
Landsat/TM	30
CBERS-1/CCD	20
Seasat/Radar	25

Uma outra definição relevante é a resolução temporal de um sistema sensor, a qual é dada pelo intervalo de tempo medido entre uma aquisição e outra de imagens. A

resolução temporal adequada é importante para a identificação de processos que se modificam dinamicamente, como fluxo atmosférico, crescimento de culturas e uso da terra.

Imagens de sensoriamento remoto adquiridas da superfície terrestre através de satélites e outros tipos de sistemas imageadores geralmente estão disponíveis no formato digital sendo que, espacialmente, os dados são compostos pelos chamados elementos de imagem, pixels, e estão radiometricamente quantizados em níveis de brilho, ou seja, em tons de cinza [Richards-1993].

2.5.1 SATÉLITE CBERS-1

2.5.1.1 HISTÓRICO

A busca por meios mais eficazes e econômicos de observar a Terra motivou o homem a desenvolver satélites de sensoriamento remoto [INPE-2003]. Devido aos altos custos dessa tecnologia, os países em desenvolvimento tornaram-se dependentes das imagens fornecidas pelos equipamentos de outras nações.

Na tentativa de reverter esse contexto, os governos do Brasil e da China assinaram um acordo de parceria envolvendo o INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) e a CAST (Academia Chinesa de Tecnologia Espacial) para o desenvolvimento de dois satélites avançados de sensoriamento remoto, denominado Programa CBERS (China-Brazil Earth Resources Satellite), Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres. Com a união de recursos financeiros e tecnológicos entre o Brasil e a China, foi criado um sistema de responsabilidades divididas, 30% brasileiro e 70% chinês, que teve como

intuito a implantação de um sistema completo de sensoriamento remoto de nível internacional.

O Programa CBERS contemplava o desenvolvimento e construção de dois satélites de sensoriamento remoto que também levassem a bordo, além de câmeras imageadoras, um repetidor para o Sistema Brasileiro de Coleta de Dados Ambientais. Os CBERS-1 e 2 são idênticos em sua constituição técnica, missão no espaço e em suas cargas úteis tais como equipamentos que vão a bordo, tais como câmeras, sensores e computadores, dentre outros equipamentos voltados para experimentos científicos [INPE-2003].

2.5.1.2 CARACTERÍSTICAS

O satélite CBERS-1 é composto por 2 módulos, denominados de “carga útil” e “serviços”. O módulo “carga útil” acomoda os sistemas ópticos (CCD - Câmera de Alta Resolução, IRMSS – Imageador por Varredura de Média Resolução e WFI – Câmera Imageadora de Amplo Campo de Visada) usados para observação da Terra e o Repetidor para o Sistema Brasileiro de Coleta de Dados Ambientais. O módulo “serviço” contém os equipamentos que asseguram o suprimento de energia, os controles, as telecomunicações e demais funções necessárias à operação do satélite. Os 1100 W de potência elétrica necessária para o funcionamento dos equipamentos a bordo são obtidos através de painéis solares que se abrem quando o satélite é colocado em órbita, e se mantêm continuamente orientados na direção do sol por controle automático. O satélite possui também um preciso sistema de controle de altitude, para preservar a escala das imagens obtidas [INPE-2003].

Os dados internos para o monitoramento do estado de funcionamento do satélite são coletados e processados por um sistema distribuído de computadores, antes de serem transmitidos a Terra. A Figura 2.9 apresenta um desenho do satélite CBERS-1.



Figura 2.9 – Satélite CBERS-1.

FONTE: INPE [2003].

O fato do satélite CBERS-1 ser equipado com sensores para observações ópticas de todo o globo terrestre, além de apresentar também sistema de coleta de dados ambientais, torna-o um sistema único devido ao uso de câmeras que combinam características espaciais para resolver a grande variedade de escalas espaciais e temporais típicas de nosso ecossistema.

O satélite está em órbita síncrona com o Sol a uma altitude de 778 km, completando 14 revoluções da Terra por dia. Este tipo de órbita permite que o satélite sempre cruze o Equador às 10:30 da manhã, hora local, provendo assim as mesmas condições de iluminação solar para tornar possível a comparação de imagens adquiridas em dias diferentes.

2.5.1.3 IMAGEADOR DE AMPLO CAMPO DE VISADA – WFI

O WFI produz imagens de uma faixa de 890 km de largura, permitindo a obtenção de imagens com resolução espacial de 260 m. No período aproximado de 5 dias, obtém-se uma cobertura completa do globo. Esse sensor pode ser considerado nacional, pois foi desenvolvido no Brasil [INPE-2003]. Na Tabela 4.2 são apresentadas as características principais do sensor WFI.

Tabela 2.4 – Características do sensor WFI.

Características do sensor WFI	
Bandas espectrais	0,63 – 0,69 μm (vermelho) 0,77 – 0,89 μm (infravermelho)
Campo de visada	60°
Resolução espacial	260 m
Largura da faixa imageadora	890 km
Resolução temporal	5 dias

2.5.1.4 CÂMERA IMAGEADORA DE ALTA RESOLUÇÃO – CCD

A câmera CCD fornece imagens de uma faixa de 113 km de largura, com uma resolução de 20 m. Esta câmera tem capacidade de orientar seu campo de visada dentro de ± 32 graus, possibilitando a obtenção de imagens estereoscópicas de uma certa região.

O sensor CCD opera em 5 faixas espectrais, incluindo uma faixa pancromática de 0,51 a 0,73 μm . As duas faixas espectrais do WFI são também empregadas na câmera CCD para permitir a combinação dos dados obtidos pelas duas câmeras. São necessários 26 dias para uma cobertura completa da Terra. Na Tabela 4.3 são apresentadas as características principais do sensor CCD.

Tabela 2.5 – Características do sensor CCD.

Características do sensor CCD	
	0,51 – 0,73 μm (pancromática)
Bandas espectrais	0,45 – 0,52 μm (azul)
	0,52 – 0,59 μm (verde)
	0,63 – 0,69 μm (vermelho)
	0,77 – 0,89 μm (infravermelho)
Campo de visada	8,3°
Resolução espacial	20 m
Resolução temporal	26 dias
Capacidade de apontamento do espelho	$\pm 32^\circ$
Largura da faixa imageadora	113 km
Resolução temporal	26 dias

Um modelo para a geração e processamento de imagens para a câmara CCD do satélite CBERS-1 é mostrado na Figura 2.10, onde são apresentados também os efeitos observados de cada componente.

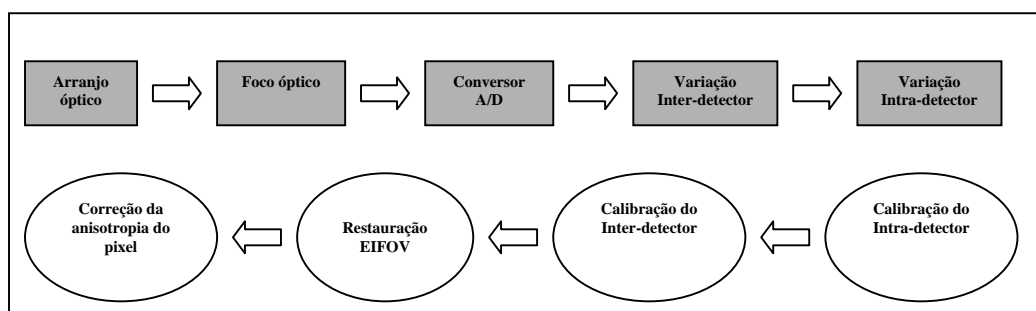


Figura 2.10 – Modelo conceitual para os componentes do sensor CCD com os procedimentos de correção.

FONTE: Adaptado de Fonseca et al. [2002].

Segundo Fonseca et al. [2002] são vários os efeitos correspondentes aos componentes do sensor CCD. O arranjo óptico da câmara, por exemplo, pode resultar em uma anisotropia do tamanho do pixel, com dimensões diferentes tanto na direção de varredura como na trajetória do satélite. O foco óptico, combinado com o conversor A/D e algumas correções necessárias para compensar alguns problemas internos,

resultam em uma imagem onde a resolução nominal efetiva, EIFOV, será diferente da resolução nominal, IFOV, podendo ocasionar um efeito de borramento na imagem.

O sensor CCD do satélite CBERS-1 possui 3 conjuntos de detectores, com uma região de superposição de 155 detectores. Dentro de cada conjunto, há uma variabilidade intra-detector, a qual necessita ser detectada e corrigida, aplicando-se os coeficientes de calibração para todos os detectores em cada banda.

2.5.1.5 IMAGEADOR POR VARREDURA DE MÉDIA RESOLUÇÃO - IRMSS

A câmera de varredura IRMSS possui 4 faixas espectrais e estende o espectro de observação do CBERS-1 até o infravermelho termal. O IRMSS produz imagens de uma faixa de 120 km de largura com uma resolução de 80 m, 160 m no canal termal. Em 26 dias obtém-se uma cobertura completa da Terra, que pode ser correlacionada com aquela obtida através da câmera CCD. Na Tabela 2.6 são apresentadas as características principais do sensor IRMSS.

Tabela 2.6 – Características do sensor IRMSS.

Características do sensor IRMSS	
Bandas espectrais	0,50 – 1,10 μm (pancromática)
	1,55 – 1,55 μm (infravermelho médio)
	2,08 – 2,35 μm (infravermelho médio)
	10,40 – 12,50 μm (infravermelho termal)
Campo de visada	8,8°
Resolução espacial	80 m, 160 m na termal
Largura da faixa imageadora	120 km
Resolução temporal	26 dias

2.5.1.6 SISTEMA BRASILEIRO DE COLETA DE DADOS AMBIENTAIS

O satélite CBERS-1 faz parte do Sistema Brasileiro de Coleta de Dados Ambientais, que baseado na utilização de satélites e plataformas de coleta de dados,

PCDs, distribuídas pelo território nacional, objetiva fornecer ao país dados ambientais diários coletados nas diferentes regiões do território nacional [INPE-2003]. As PCDs são pequenas estações automáticas instaladas, geralmente, em locais remotos. Os dados adquiridos pelas PCDs são enviados aos satélites que os retransmitem para as estações terrenas do INPE, em Cuiabá e Alcântara. A partir daí, os dados são enviados para o Centro de Missão, em Cachoeira Paulista, onde é realizado o seu tratamento e a sua distribuição imediata aos usuários do sistema.

Os dados coletados pelos satélites do sistema são utilizados em diversas aplicações, tais como a previsão de tempo do CPTEC (Centro de Previsão do Tempo e Estudos Climáticos), estudos sobre correntes oceânicas, marés, química da atmosfera, planejamento agrícola, entre outras, através de mais de 500 plataformas instaladas no território nacional. Uma aplicação de grande relevância é o monitoramento das bacias hidrográficas pelas redes de plataformas da Agência Nacional de Águas (ANA) e do Sistema de Vigilância da Amazônia (SIVAM), que fornecem diariamente os dados fluviométricos e pluviométricos do Brasil.

3. RESTAURAÇÃO DE IMAGENS

A utilização de técnicas de correção de imagens constitui uma das mais importantes etapas do processamento digital de imagens. Da mesma maneira que as técnicas de realce enfatizam feições na imagem, elas realçam também as imperfeições da mesma. Sendo assim, torna-se necessário que ruídos e imperfeições sejam retirados ou atenuados antes da aplicação das técnicas de realce [Fonseca-2000].

Em grande parte dos casos, as imperfeições são inerentes e dependentes do sistema sensor que faz a captura da imagem, tais como sensores de satélites e microscópios, fazendo com que algoritmos específicos para remoção de ruídos e devidas correções sejam desenvolvidos. As técnicas de correção de imagem fazem parte da etapa de pré-processamento, incluindo basicamente correções radiométricas, geométricas e atmosféricas.

Dentre as técnicas de correção radiométrica, podem ser citadas o realce e a restauração de imagens. A diferença básica entre elas é que o objetivo da restauração é recuperar a cena original através de observações degradadas. Essas técnicas são orientadas através de modelagens dos processos de degradação, borramento e ruído e, conseqüentemente, aplicar um processo inverso para obter uma aproximação da cena original. Por outro lado, têm-se as técnicas de realce, as quais são designadas para manipular a imagem no âmbito de produzir resultados plausíveis ao observador, sem utilizar algum modelo de degradação [Katsaggelos-1991].

O campo de restauração de imagens começou com esforços de cientistas envolvidos por programas espaciais dos Estados Unidos e da antiga União Soviética nos anos 50. As imagens capturadas nas missões espaciais eram sujeitas a muitas

degradações fotográficas. Como o custo para aquisição dessas imagens era muito alto, a restauração passou a ser um processo de fundamental importância.

São várias as áreas de aplicação de restauração de imagens digitais, sendo que uma das principais é a de imagens astronômicas. Alguns anos atrás, umas das principais imagens a serem restauradas eram as obtidas pelo telescópio espacial Hubble. Outra área de grande importância é a de imagens médicas. A restauração nesse caso tem sido utilizada para filtrar o ruído Poisson de fontes radioativas ou para remover ruído aditivo em imagens de ressonância magnética. A área criminal é outra em que a restauração é necessária. Um bom exemplo seria a recuperação de vídeos ou fotografias de cenas de crime onde se quer identificar um assassino ou reconhecer objetos, como placas de carros.

A restauração de imagens pode ser entendida também como uma técnica utilizada para corrigir as distorções introduzidas pelos sensores dos sistemas de imageamento. O efeito do sensor sobre a imagem é o de suavização (filtro passa-baixas) dos detalhes. A correção da imagem é baseada nas características do sensor. Portanto, para cada satélite, sensor e banda espectral existe um filtro adequado.

Quanto às técnicas de correção geométrica, as mesmas se ocupam principalmente do registro de dados das imagens para que suas respostas possam ser interpretadas para uma certa posição no espaço. Na verdade, a justificativa mais contemporânea para a correção geométrica de imagens é a integração com mapas e outras informações. Diferentemente, as técnicas de correção atmosférica se preocupam em atenuar o efeito atmosférico, o qual influi na resposta de um alvo de dois modos: a absorção atmosférica subtrai valores de brilho de energia radiante do alvo e o espalhamento atmosférico adiciona valores à resposta original.

3.1 MODELO DE DEGRADAÇÃO

O processo de degradação é modelado como um operador ou sistema físico (H), que juntamente com um termo de ruído aditivo $n(x,y)$ opera sobre uma imagem de entrada $f(x,y)$ para produzir uma imagem degradada $g(x,y)$ [Gonzalez & Woods-2001], como pode ser visto na Figura 3.1.

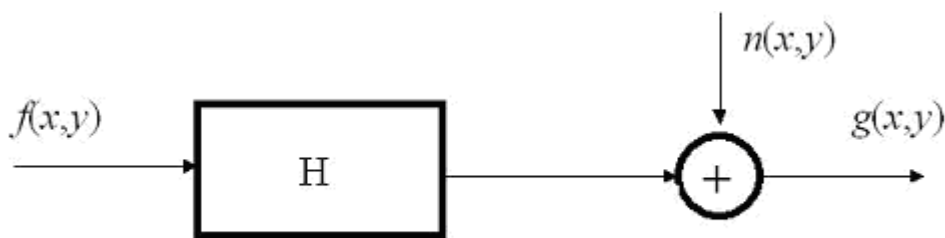


Figura 3.1 – Modelo do processo de degradação da imagem.

FONTE: [Gonzalez & Woods-2000].

A restauração de imagens digitais pode ser vista como o processo de obtenção de uma aproximação de $f(x,y)$ dada $g(x,y)$ e um conhecimento sobre a degradação na forma do operador H . Existem vários tipos de degradação, sendo que podem ser destacados o borramento e o ruído.

O borramento acontece no processo de formação da imagem e pode ser causado pelo movimento relativo entre o sistema ótico e a cena, por um sistema ótico fora de foco ou aberrações do mesmo e turbulência atmosférica nas imagens aéreas. A degradação ocasionada pelo ruído está relacionada tanto ao processo de formação quanto a gravação de imagens, podendo ser introduzido pelo meio de transmissão ou de gravação de dados. Usualmente, os tipos de degradação por borramento podem ser

modelados por um filtro passa-baixas que atenua a informação referente aos contornos da imagem, os quais são muito importantes para a percepção da visão humana.

Dentre os principais modelos matemáticos que representam os operadores de degradação, podem ser destacados o Motion Blur, o qual representa o deslocamento da câmera ou o movimento abrupto do objeto através de um eixo horizontal ou vertical e o borramento gaussiano.

O ruído pode ser modelado por duas importantes distribuições: Poisson e gaussiana. A primeira é dependente do sinal e está relacionada à contagem de fótons envolvidos com fontes de luz ou energia baixa como, por exemplo, em imagens fotográficas obtidas em um ambiente com pouca iluminação. A segunda é um ruído aditivo, em geral com média zero, sendo amplamente utilizada para modelar qualquer tipo de ruído.

3.1.1 FORMULAÇÕES E NOTAÇÕES

Para a análise de um sistema físico, utilizam-se métodos para determinação da eficiência desse sistema, como por exemplo a capacidade de um transdutor em converter a entrada em uma saída. Nos sistemas de imageamento, a deteriorização introduzida para qualquer objeto pode ser predeterminada, estabelecendo-se uma dependência geral da saída com a entrada.

E relação entrada-saída na Figura 3.1 é expressa como

$$g(x, y) = H[f(x, y)] + n(x, y). \quad (3-1)$$

Assumindo que o ruído seja nulo, $n(x,y) = 0$, tem-se que

$$g(x, y) = H[f(x, y)], \quad (3-2)$$

onde H é linear se

$$H[k_1 f_1(x, y) + k_2 f_2(x, y)] = k_1 H[f_1(x, y)] + k_2 H[f_2(x, y)] \quad (3-3)$$

onde k_1 e k_2 são constantes e $f_1(x, y)$ e $f_2(x, y)$ são duas imagens de entrada quaisquer.

Se $k_1 = k_2 = 1$, então a Equação (3-3) torna-se

$$H[f_1(x, y) + f_2(x, y)] = H[f_1(x, y)] + H[f_2(x, y)], \quad (3-4)$$

a qual é chamada de propriedade de aditividade. Essa propriedade expressa que se H é um operador linear, a resposta para a soma de suas entradas é igual a soma de duas respostas.

Com $f_2(x, y) = 0$, a Equação (3-4) torna-se

$$H[k_1 f_1(x, y)] = k_1 H[f_1(x, y)], \quad (3-5)$$

a qual é denominada propriedade da homogeneidade. Esta enfatiza que a resposta de uma entrada multiplicada por uma constante é igual à constante multiplicada pela entrada.

Um operador tendo uma relação de entrada e saída $g(x, y) = H[f(x, y)]$ é dito ser invariante no espaço se

$$H[f(x - \alpha, y - \beta)] = g(x - \alpha, y - \beta), \quad (3-6)$$

para quaisquer $f(x, y)$, α e β . Essa definição indica que a resposta a qualquer ponto na imagem depende somente do valor da entrada naquele ponto e não de sua posição.

3.1.1.1 Modelo de degradação para funções contínuas

O problema da restauração consiste na tarefa de estimar uma imagem que sofreu um processo de degradação envolvendo algum tipo de espalhamento de luz e contaminação por ruído. Esses problemas ocorrem em imagens obtidas por sensores próximos ao seu limite de resolução como em Astronomia, Microscopia Eletrônica, Sensoriamento Remoto, Radiografia Médica e condições adversas, tais como

movimento e turbulência. De modo geral, o problema de restauração consiste em recuperar a imagem original da melhor maneira possível [Mascarenhas & Velasco-1984].

Diante da definição da função impulso, $f(x,y)$ pode ser escrita da forma:

$$f(x, y) = \int \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) \delta(x - \alpha, y - \beta) d\alpha d\beta \quad (3-7)$$

Considerando-se ausência de ruído, $n(x,y) = 0$, Equação (3-1) torna-se

$$g(x, y) = H[f(x, y)] = H \left[\int \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) \delta(x - \alpha, y - \beta) d\alpha d\beta \right]. \quad (3-8)$$

Se H for um operador linear e estendendo a propriedade de aditividade para integrais, temos que

$$g(x, y) = \int \int_{-\infty}^{\infty} H[f(\alpha, \beta) \delta(x - \alpha, y - \beta)] d\alpha d\beta. \quad (3-9)$$

Sendo $f(\alpha, \beta)$ independente de x e y , pela propriedade da homogeneidade

$$g(x, y) = \int \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) H[\delta(x - \alpha, y - \beta)] d\alpha d\beta. \quad (3-10)$$

O termo

$$h(x, \alpha, y, \beta) = H[\delta(x - \alpha, y - \beta)] \quad (3-11)$$

é denominado resposta ao impulso de H , ou seja, $h(x, \alpha, y, \beta)$ é a função de espalhamento pontual.

Substituindo-se a Equação (3-11) na Equação (3-10), resulta a expressão

$$g(x, y) = \int \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) h(x, \alpha, y, \beta) d\alpha d\beta, \quad (3-12)$$

a qual é comumente chamada de integral de superposição (ou Fredholm) de primeiro tipo.

Se H for invariante à posição, então

$$H[\delta(x - \alpha, y - \beta)] = h(x - \alpha, y - \beta). \quad (3-13)$$

A Equação (3-12), nesse caso, é reduzida para

$$g(x, y) = \int \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) h(x - \alpha, y - \beta) d\alpha d\beta, \quad (3-14)$$

que é a integral de convolução definida na Equação (2-19).

Na presença de ruído aditivo, a Equação (3-14) torna-se

$$g(x, y) = \int \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) h(x - \alpha, y - \beta) d\alpha d\beta + n(x, y). \quad (3-15)$$

Assume-se que o ruído seja independente da posição na imagem.

3.1.1.2 Formulação Discreta

Em uma implementação discreta, a Equação (3-15) pode ser escrita da forma

$$g(x, y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) h(x - m, y - n) + n(x, y) \quad (3-16)$$

onde f representa imagem original, amostrada numa grade $M \times N$, g é uma imagem degradada e n representa um ruído branco aditivo introduzido pelo sistema, com média zero e independente do sinal.

Considerando a ausência do ruído, a Equação (3-15) também pode ser escrita da seguinte forma

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y), \quad (3-17)$$

ou seja, a imagem degradada $g(x, y)$ pode ser obtida através da convolução entre a imagem original $f(x, y)$ e a função de espalhamento pontual $h(x, y)$, sendo essa convolução do tipo circular.

A formulação discreta da convolução, representada pela Equação (3-16), baseia-se na hipótese de que as funções amostradas sejam periódicas, com período $M \times N$. A

superposição nos períodos individuais da convolução resultante é evitada pela escolha de $M \times N$, tais que

$$M = A + C - 1 \quad (3-18)$$

$$N = B + D - 1, \quad (3-19)$$

sendo $A \times B$ e $C \times D$ as dimensões de $f(x,y)$ e $h(x,y)$ respectivamente, e pela extensão das funções com zero, de modo que seus comprimentos sejam iguais a $M \times N$. Sendo assim, a convolução circular equivale a uma convolução linear.

Fazendo-se $f_e(x,y)$ e $h_e(x,y)$ representarem as funções estendidas tais que

$$f_e(x,y) = \begin{cases} f(x,y) & 0 \leq x \leq A-1 \text{ e } 0 \leq y \leq B-1 \\ 0 & A \leq x \leq M-1 \text{ ou } B \leq y \leq N-1 \end{cases} \quad \text{e} \quad (3-20)$$

$$h_e(x,y) = \begin{cases} h(x,y) & 0 \leq x \leq C-1 \text{ e } 0 \leq y \leq D-1 \\ 0 & C \leq x \leq M-1 \text{ ou } D \leq y \leq N-1 \end{cases} \quad (3-21)$$

Sendo assim, a Equação (3-16) pode ser representada da seguinte forma:

$$g_e(x,y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f_e(m,n) h_e(x-m, y-n) + n_e(x,y), \quad (3-22)$$

onde $n_e(x,y)$ representa o ruído estendido de dimensões $M \times N$. Sob a hipótese de que $f_e(x,y)$ e $h_e(x,y)$ tenham período $M \times N$, $g_e(x,y)$ também o terá.

Usando-se a notação matricial, a Equação (3-22) pode ser expressa na forma

$$g = Hf + n, \quad (3-23)$$

onde os termos f , g e n são vetores de tamanho $MN \times 1$ e H é uma matriz de tamanho $MN \times MN$ [Sezan & Tekalp-1988]. Os valores f , g e n são formados colocando-se uma linha da matriz correspondente na frente da outra. Por exemplo, os N primeiros elementos de f são os elementos da primeira linha de $f(x,y)$. Os próximos N elementos são os da segunda linha, assim por diante.

O operador de borrimento H consiste de M^2 partições, como pode ser visto na Equação (3-24), sendo cada partição de tamanho $M \times N$.

$$H = \begin{bmatrix} H_0 & H_{M-1} & \dots & H_1 \\ H_1 & H_0 & \dots & H_2 \\ H_2 & H_1 & \dots & H_3 \\ \vdots & & & \\ H_{M-1} & H_{M-2} & \dots & H_0 \end{bmatrix}. \quad (3-24)$$

Cada partição H_j é construída com a j -ésima linha da função estendida $h_e(x,y)$, como segue:

$$H_j = \begin{bmatrix} h_e(j,0) & h_e(j,N-1) & \dots & h_e(j,1) \\ h_e(j,1) & h_e(j,0) & \dots & h_e(j,2) \\ h_e(j,2) & h_e(j,1) & \dots & h_e(j,3) \\ \vdots & & & \\ h_e(j,N-1) & h_e(j,N-2) & \dots & h_e(j,0) \end{bmatrix}. \quad (3-25)$$

É interessante observar que as partições H_j são matrizes circulantes e o operador H é uma matriz bloco circulante. Essa propriedade está relacionada ao fato de uma linha ser um deslocamento circular da linha anterior. Esses dois tipos de matrizes são uma aproximação das matrizes Toeplitz e matriz bloco Toeplitz, respectivamente.

3.2 FILTRO INVERSO

Nas condições ideais de linearidade, ausência de ruído e invariância no espaço, verifica-se que é possível recuperar a imagem original pela razão entre as Transformadas de Fourier da imagem degradada e da função de espalhamento [Mascarenhas & Velasco-1984], como pode ser visto na Equação (3-26):

$$G(u,v) = H(u,v)F(u,v) \quad (3-26)$$

$$\hat{F}(u,v) = \frac{G(u,v)}{H(u,v)} \quad (3-27)$$

Entretanto, o filtro inverso é instável, pois, na presença de ruído, a Equação (3-26) resulta em

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v). \quad (3-28)$$

Pela filtragem inversa, temos que

$$\hat{F}(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)} \quad (3-29a)$$

$$= \frac{H(u, v)F(u, v) + N(u, v)}{H(u, v)} \quad (3-29b)$$

$$= F(u, v) + \frac{N(u, v)}{H(u, v)}. \quad (3-29c)$$

Essa expressão indica que, se os valores de $H(u, v)$ forem muito pequenos, o ruído é amplificado, pois o mesmo reside nas componentes de alta frequência. Nas vizinhanças dos zeros de $H(u, v)$, o segundo termo devido ao ruído tende a predominar sobre o sinal $F(u, v)$.

A filtragem inversa é muito sensível ao ruído se $H(u, v)$ tende rapidamente a zero. Existem, geralmente, problemas causados por excessiva amplificação de ruído em altas frequências, mesmo quando a resposta em frequência de $H(u, v)$ não tende realmente para zero. Isto é porque o espectro de potência da imagem degradada é tipicamente maior em baixas frequências, e diminui sensivelmente para frequências mais altas. Por sua vez o espectro do ruído possui componentes de maior amplitude em frequências altas. Assim, a filtragem inversa conduz a uma imagem estimada com ruído inicial “amplificado” em altas frequências. Além disso, caso a função de espalhamento seja conhecida apenas de forma aproximada, é pouco provável que se consiga uma restauração satisfatória.

A instabilidade numérica que ocorre no filtro inverso devido a presença de zeros em $H(u, v)$ e do ruído $N(u, v)$ está intimamente ligada ao fato de a equação que caracteriza a degradação da imagem ser essencialmente um problema de mau

condicionamento, podendo pequenas perturbações na imagem degradada provocar grandes variações na imagem restaurada.

3.3 FILTRO INVERSO MODIFICADO

Como já foi mencionado, uma escolha óbvia do filtro inverso para uma posterior solução da Equação (3-26) seria

$$\hat{I} = \frac{1}{H}. \quad (3-30)$$

Contudo, devido à presença de ruído aditivo, a Equação (3-26) pode ser reescrita pela Equação (3-28), o que torna o Filtro Inverso instável.

O Filtro Inverso Modificado, também chamado de Compensação da Função de Transferência, aproxima-se do Filtro Inverso e, ao mesmo tempo, tenta contornar os problemas associados a ele [Fonseca et al.-1993]. Esta técnica sugere que seja escolhida uma função D que se desejaria que o sistema tivesse como resposta, o que minimizaria o efeito do mau condicionamento, tal que

$$D = HW. \quad (3-31)$$

A função D deve ter um comportamento melhor que H . Seleccionada D , W pode ser facilmente estimada:

$$W(u) = \begin{cases} \frac{D(u)}{H(u)} & |u| \leq u_c \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}, \quad (3-32)$$

onde u_c é a frequência de corte do sistema. A função $D(u)$ foi escolhida como:

$$D(u) = \begin{cases} 0 & 0 \leq u \leq u_c \\ 0.5 \left(1 + \cos \left[\frac{\pi(u - u_w)}{u_c - u_w} \right] \right) & u_w \leq u \leq u_c \end{cases}, \quad (3-33)$$

onde u_w é a frequência para a qual a FTM é igual ao valor de 0,5.

4. PROJEÇÕES EM CONJUNTOS CONVEXOS

Os algoritmos de projeção, tanto os baseados em conjuntos convexos quanto os demais, têm sido extensivamente utilizados na área de processamento de imagens. O método de projeções em conjuntos convexos, POCS, é um poderoso algoritmo de restauração e reconstrução de imagens que utiliza informações *a priori* das mesmas como conjuntos de restrição, afim de tentar solucionar o problema [Sezan & Trussel-1991].

Os métodos POCS têm sido aplicados a um grande número de problemas, principalmente na área de imageamento médico e astronomia [Stark-1988]. Foi descoberto também que muitos algoritmos iterativos de convergência já desenvolvidos eram, na realidade, algoritmos de projeções em espaços vetoriais.

De uma forma genérica, a aplicação prática do método POCS tem o seguinte aspecto: a imagem degradada é tratada como um vetor em um espaço de Hilbert e as restrições conhecidas são descritas na forma de conjuntos convexos sobre esse espaço. Assume-se, dessa forma, que há um total de m conjuntos C_1, C_2, \dots, C_m avaliados. Cada conjunto é geralmente associado a um único parâmetro, contudo, algumas vezes é conveniente agrupar os conjuntos. Sendo assim, a intersecção desses conjuntos, dita

$$C_0 = \bigcap_{i=1}^m C_i, \quad (4-1)$$

conterá todas as possíveis soluções do problema pois cada uma delas satisfaz a uma das informações desconhecidas. Portanto, serão apresentadas algumas definições matemáticas relevantes, as quais são necessárias para o entendimento da teoria das projeções em conjuntos convexos.

4.1 CONJUNTOS CONVEXOS

Para que se tenha um conjunto convexo C é necessário que o segmento de reta definido por um par de elementos quaisquer, pertencente ao conjunto, possua somente pontos pertencentes a ele. Dessa forma, para qualquer $x_1, x_2 \in C$ e $0 \leq \mu \leq 1$, teremos

$$x = \mu x_1 + (1 - \mu)x_2 \in C, \quad (4-2)$$

onde o ponto x é obtido a partir da combinação linear de x_1 e x_2 .

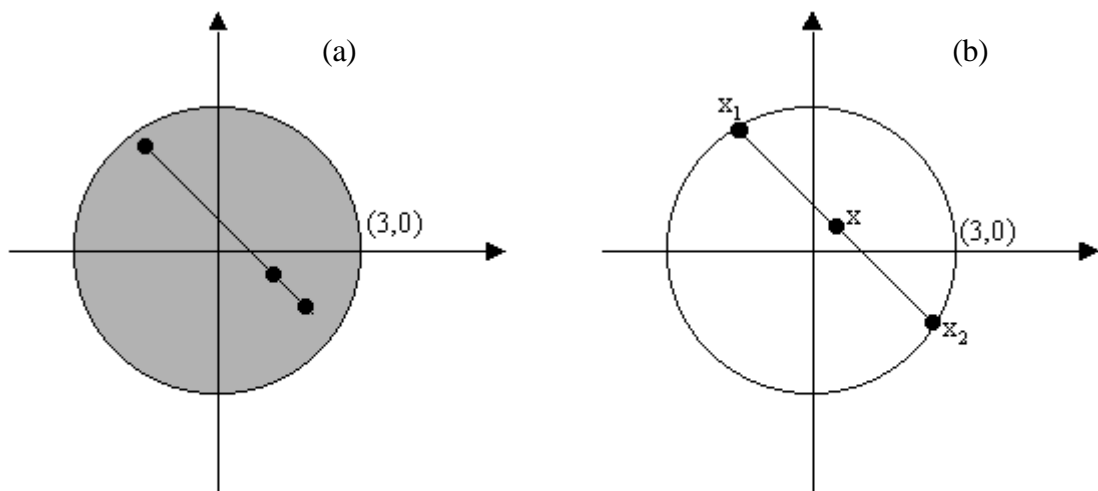


Figura 4.1 – (a) conjunto convexo e (b) conjunto não convexo.

Um bom exemplo seria o conjunto $C_1 = \{x = (x_1, x_2) \in \mathfrak{R}^2 : x_1^2 + x_2^2 \leq 9\}$ onde é possível unir dois pontos quaisquer, pertencentes ao conjunto, o que definirá um segmento de reta cujos pontos também pertencem a ele, definindo assim um conjunto convexo como mostra a Figura 4.1 (a).

Já o conjunto $C_2 = \{x = (x_1, x_2) \in \mathfrak{R}^2 : x_1^2 + x_2^2 = 9\}$ não representa um conjunto convexo, pois existe um segmento de reta definido por dois pontos, pertencentes ao conjunto, que possui pontos que não pertencem a ele, como mostra a Figura 4.1(b).

4.2 NORMA

Seja V um espaço vetorial. Uma norma de V é uma função que associa um número real, representado por $\|x\|$, a cada x em V , de forma que:

$$(i) \|x\| \geq 0, \text{ e } \|x\| = 0 \text{ se e somente se } x = 0. \quad (4-3)$$

$$(ii) \|\alpha x\| = |\alpha| \|x\|, \text{ para cada escalar } \alpha \text{ e qualquer } x \text{ em } V. \quad (4-4)$$

$$(iii) \|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|, \text{ para todo } x, y \text{ em } V. \quad (4-5)$$

4.3 PRODUTO INTERNO

Seja V um espaço vetorial. Um produto interno de V é um função que associa a cada par ordenado de vetores x e y em V um valor escalar, denotado por $\langle x, y \rangle$, de tal forma que para cada x, y e z em V e um escalar α qualquer, teremos:

$$(i) \langle x, x \rangle \geq 0, \text{ e } \langle x, x \rangle = 0 \text{ se e somente se } x = 0. \quad (4-6)$$

$$(ii) \langle x + y, z \rangle = \langle x, z \rangle + \langle y, z \rangle. \quad (4-7)$$

$$(iii) \langle \alpha x, y \rangle = \alpha \langle x, y \rangle. \quad (4-8)$$

$$(iv) \langle x, y \rangle = \overline{\langle y, x \rangle}, \text{ onde } \overline{\langle y, x \rangle} \text{ é o complexo conjugado de } \langle y, x \rangle. \quad (4-9)$$

Um espaço vetorial juntamente com seu produto interno é chamado de Espaço de Produto Interno [Stark & Yang-1998].

4.4 ESPAÇO DE HILBERT

Um espaço de produto interno, com respeito a indução da norma por produto interno é chamado de Espaço de Hilbert (H). Um bom exemplo seria o Espaço Euclidiano \mathfrak{R}^n , no qual o produto interno é definido como

$$\langle x, y \rangle = \sum_{i=1}^n x_i y_i, \quad (4-10)$$

para todo $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, em \mathfrak{R}^n . A norma euclidiana induzida é:

$$\|x\|_2 = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad (4-11)$$

para todo $x \in \mathfrak{R}^n$. O espaço \mathfrak{R}^n também é completo com respeito à norma euclidiana, sendo dessa forma o espaço euclidiano \mathfrak{R}^n um Espaço de Hilbert.

4.5 PROJEÇÃO

Considere a geometria do seguinte problema: em um plano bidimensional (2-D), a reta perpendicular a uma linha l passa por um ponto arbitrário x , interceptando essa linha exatamente em um ponto x^* , como pode ser visto na Figura 4.2 (a). Este ponto tem uma propriedade importante dentre os demais da linha l , pois é o ponto mais próximo de x (distância euclidiana). Na Figura 4.2 (b) existe um círculo com centro em D e outros n círculos com centro em y , sendo que somente um círculo toca a circunferência D em um único ponto, determinado y^* . Tanto x^* como y^* são projeções de seus elementos em outros conjuntos, que no caso são convexos.

Seja C um conjunto convexo em um espaço de Hilbert H , então para cada x em H , existe um único x^* em C que é mais próximo de x . A Equação (4-12) descreve esta condição, admitindo-se que $x^* \in C$.

$$\|x - x^*\| = \min_{y \in C} \|x - y\| \quad (4-12)$$

A Equação (4-12) fornece uma solução única, que é uma das principais características associadas aos conjuntos convexos no espaço de Hilbert, ou seja, para todo $x \in H$ existe um único ponto mais próximo no conjunto C , o qual é chamado de projeção de x em C . A regra que determina a projeção no conjunto C é denominada projetor ou operador de projeção em C , o qual é denominado por P_C , ou seja, para todo $x \in H$ a projeção $P_C x$ em C é definida por

$$\|x - P_C x\| = \min_{y \in C} \|x - y\|. \quad (4-13)$$

A Figura 4.2 mostra que x^* é a projeção de x na linha l e o ponto y^* é a projeção de y no disco D .

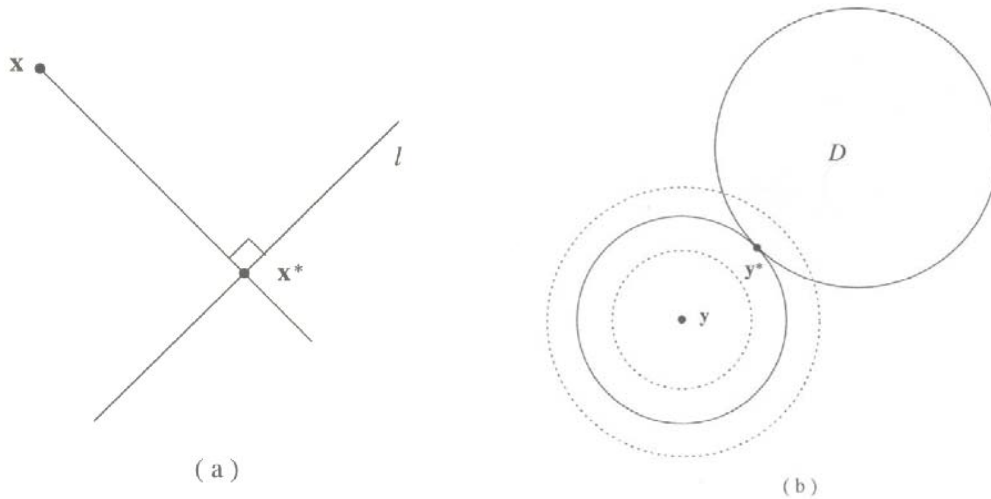


Figura 4.2 – (a) reta l e uma reta perpendicular a ela passando por um ponto arbitrário x .

(b) círculos centrados em y , onde somente um toca o disco D em um ponto, representado por y^* .

FONTE: [Stark & Yang-1998].

4.6 ALGORITMO DE POCS

Muitos problemas podem ser descritos sob a forma de conjuntos de restrições convexos, como é o caso das informações *a priori* das imagens degradadas que serão restauradas. A solução para esses problemas satisfaz todas as restrições impostas, ou seja, a busca da solução desejada consiste em encontrar um valor pertencente à intersecção entre os conjuntos.

Admitindo que existem m conjuntos de restrições, representados por C_i ($i=1,2,\dots,m$), a solução para este problema está na intersecção entre os conjuntos [Sezan & Tekalp-1988], representada pela Equação (4-1).

Se os conjuntos C_i ($i=1,2,\dots,m$) são convexos e sua intersecção é não vazia, as sucessivas projeções nos conjuntos convergirão para um ponto pertencente a C_0 , onde $C_0 = \bigcap_{i=1}^m C_i$. A Equação (4-14) representa o algoritmo, admitindo que x_0 é um ponto qualquer e representa a estimativa inicial. A Figura 4.3 representa graficamente o funcionamento do algoritmo.

$$x_{k+1} = P_{C_m} \dots P_{C_2} P_{C_1} x_k \quad k = 0,1,2,3\dots \quad (4-14)$$

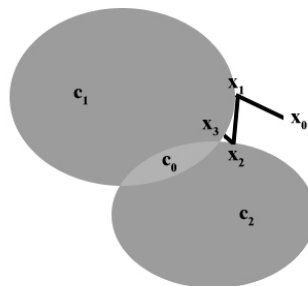


Figura 4.3 – Processo iterativo do algoritmo POCS sequencial.

FONTE: [Stark & Yang-1998].

O algoritmo descrito pela Equação (4-14) faz a projeção seqüencial nos conjuntos de restrições. O algoritmo de POCS pode ser, também, implementado de maneira paralela. Nesta implementação o ponto é projetado em todos os conjuntos e, a cada projeção em um conjunto, é atribuído um peso, considerando dessa forma a projeção em todos os conjuntos ao mesmo tempo. A Equação (4-15) descreve este algoritmo, sendo que o somatório dos pesos, w_i , é igual a 1, conforme a Equação (4-16). A Figura 4.4 representa graficamente o funcionamento do algoritmo de POCS do tipo paralelo.

$$x_{k+1} = x_k + \sum_{i=1}^m w_i (P_{C_i} - x_k) \quad k = 0,1,2,3,\dots \quad (4-15)$$

$$\sum_{i=1}^m w_i = 1 \quad (4-16)$$

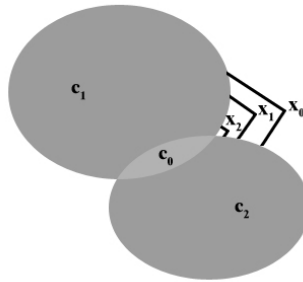


Figura 4.4 – Processo iterativo do algoritmo POCS paralelo.

FONTE: [Stark & Yang-1998].

Os algoritmos descritos pelas Equações (4-14) e (4-15) podem ter sua convergência acelerada via parâmetro de relaxação que será representado por $\lambda_i (i = 1,2,\dots,m)$, onde $0 \leq \lambda_i \leq 2$. Quando $0 \leq \lambda \leq 1$ tem-se a projeção sub-relaxada e quando $1 \leq \lambda \leq 2$ tem-se a projeção sobre-relaxada. Cada projeção descrita na Equação (4-14) pode ser representada, como parâmetro de relaxação, pela Equação (4-17):

$$T_i x_k = x_k + \lambda_i (P_{C_i} x_k - x_k) \quad k = 0,1,2,\dots \quad e \quad i = 1,2,\dots,m. \quad (4-17)$$

Desta maneira a Equação (4-14) pode ser representada pela Equação (4-18).

$$x_{k+1} = T_m \dots T_2 T_1 x_k \quad k = 0,1,2,3,\dots \quad (4-18)$$

Para utilizar o parâmetro de relaxação no método paralelo pode-se acrescentar o valor de λ_k na Equação (4-15) obtendo-se assim a Equação (4-19).

$$x_{k+1} = x_k + \lambda_k \sum_{i=1}^m w_i (P_{C_i} - x_k) \quad k = 0,1,2,3,\dots \quad (4-19)$$

Deve ser notado que na Equação (4-17) é possível aplicar diferentes parâmetros de relaxação em cada conjunto, pois a projeção é seqüencial. Já na Equação (4-19), a qual descreve o método paralelo, o parâmetro de relaxação é aplicado ao resultado de todas as projeções, pois é considerado que as projeções nesses conjuntos acontecem ao mesmo tempo.

4.7 CONJUNTOS DE RESTRIÇÃO CONVEXOS

4.7.1 ROW-ACTION PROJECTIONS (RAP)

O modelo linear para restauração de imagens pode ser descrito pela Equação (4-20), onde os termos f e g são vetores de tamanho $MN \times 1$ e H é uma matriz de tamanho $MN \times MN$.

$$g = Hf \quad (4-20)$$

A Equação (4-20) descreve um sistema linear, onde cada linha de g denota uma equação que pode ser representada por um hiperplano, o qual é um conjunto convexo, e sua solução pode ser encontrada através do método de POCS.

Se a intersecção entre esses conjuntos é não vazia, o objetivo é encontrar esse conjunto de intersecção, o que pode ser resolvido através do método de projeções em

conjuntos convexos. O uso de POCS para solução de sistemas lineares através de projeções ortogonais iterativas entre os hiperplanos descritos por cada equação é também chamado de algoritmo de *Row-Action Projection*, RAP, ou *Algebraic Reconstruction Technique*, ART, o qual foi inicialmente desenvolvido por Kaczmarz [Mammone-1992].

Segundo Kuo & Mammone [1992] o algoritmo de POCS é uma generalização do RAP, no qual os hiperplanos são substituídos por outros conjuntos convexos. O método converge na intersecção dos hiperplanos, sendo a equação de RAP dada por

$$f^{(k+1)} = f^k + \lambda \frac{g_i - h_i^T f^k}{\|h_i\|^2} h_i, \quad (4-21)$$

onde λ é o parâmetro de relaxação, g_i é o i -ésimo elemento do vetor g , h_i^T é a i -ésima linha da matriz H e $f^{(k+1)}$ é a projeção de f^k no hiperplano correspondente.

As equações lineares podem ser representadas em forma de produto interno. A Equação (4-22) representa um conjunto de equações lineares, onde h_i ($i = 1, 2, \dots, n$) representa os coeficientes, f representa a variável e g_i ($i = 1, 2, \dots, n$) os termos independentes.

$$\langle h_i, f \rangle = g_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4-22)$$

O conjunto de soluções para cada equação pode ser visto abaixo, representado pela Equação (4-23).

$$C_i = \{f : \langle h_i, f \rangle = g_i\} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4-23)$$

Pela definição, a projeção $P_i x$ de um vetor x no conjunto C_i é o ponto em que C_i é mais próximo de x [Stark & Yang-1998]. Dessa forma, o projetor $P_i x$ para um conjunto de restrição do tipo sistema linear, baseado na Equação (4-21), é dado por

$$P_i x = P_{C_r} x = x + \frac{\langle h_i, x \rangle - g_i}{\|h_i\|^2} h_i. \quad (4-24)$$

Tendo o operador de projeção, para obter a solução do sistema de equações lineares basta escolher um x inicial e utilizar as Equações (4-14) ou (4-15) iterativamente, até que se verifique a convergência. Segundo Gopalakrishnan et al. [1999] o sucesso da implementação do método de RAP depende da condição inicial utilizada, do número de iterações e do valor de λ .

4.7.2 SIMULTANEOUS ITERATIVE RECONSTRUCTION TECHNIQUE (SIRT)

O algoritmo de SIRT (*Simultaneous Iterative Reconstruction Technique*) é a implementação paralela do algoritmo RAP. Neste caso, a projeção é feita em todos os conjuntos ao mesmo tempo sendo que, como cada conjunto possui o mesmo peso, a Equação (4-15) pode ser modificada, de tal modo a obter-se a Equação (4-25), a qual representa a implementação deste algoritmo, sendo que os conjuntos e os projetores foram os mesmos utilizados no algoritmo RAP, sendo apenas o projetor, para o caso do SIRT, denominado P_{C_s} .

$$x_{k+1} = x_k + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (P_{C_r} x_k - x_k) \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (4-25)$$

4.7.3 CONJUNTO DE RESTRIÇÃO DE NÃO-NEGATIVIDADE

Além dos conjuntos de restrição expressos pela Equação (4-20) é possível também considerar o conhecimento *a priori* da imagem a ser restaurada.

O conjunto descrito pela Equação (4-26) descreve um conjunto cujos elementos não podem assumir valores negativos, ou seja, estabelece um limite inferior para o grau de atenuação da imagem a ser restaurada.

$$C_+ = \{h : h \in H \text{ e } h(i) \geq 0 \forall i\} \quad (4-26)$$

A regra projeção no conjunto C_+ é descrita pela Equação (4-27).

$$P_+q(i) = \begin{cases} q(i), & \text{se } q(i) \geq 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4-27)$$

4.7.4 CONJUNTO DE RESTRIÇÃO DE AMPLITUDE LIMITADA

Esse conjunto descreve o limite inferior e superior para os valores dos pixels da imagem a ser restaurada. A Equação (4-28) descreve este conjunto, onde α é o limite inferior, β é o limite superior e Ω é a região onde se encontra a imagem.

$$C_{AL} = \{h : h \in H \text{ e } \alpha \leq h(i) \leq \beta \text{ para } \forall i \in \Omega\} \quad (4-28)$$

O projetor da Equação (4-28) é dado pela Equação (4-29).

$$P_{AL}q(i) = \begin{cases} \alpha, & \text{se } q(i) < \alpha \\ q(i), & \text{se } \alpha \leq q(i) \leq \beta \\ \beta, & \text{se } q(i) > \beta \end{cases} \quad (4-29)$$

4.7.5 CONJUNTO DE RESTRIÇÃO DA IMAGEM DE REFERÊNCIA

Um conjunto de restrição de imagem protótipo, também chamada de imagem referência, pode ser definido por

$$C_{IP} = \{y : \|q - y\|^2 \leq \delta\}, \quad (4-30)$$

onde $q \in \mathfrak{R}^N$ e $y \in \mathfrak{R}^N$ são, respectivamente, as imagens protótipo e um membro arbitrário de C_{IP} , sendo que δ denota o limiar de variação de y para o protótipo.

Imagens protótipo são geralmente obtidas através da aplicação de operadores pré-determinados nas imagens observadas, isto é, $q = Og$. Neste caso, a forma geral descrita pela Equação (4-30) pode ser reescrita como

$$C_{IP} = \{y : \|Og - y\|^2 \leq \delta\}. \quad (4-31)$$

O limiar δ é dado por

$$\delta = c\Psi, \quad (4-32)$$

onde $c > 0$ define o grau de confiança do valor esperado, ou seja, o quando o resultado estará próximo do mesmo, sendo que Ψ é a taxa de variação, a qual pode ser representada por

$$\Psi = E\{\|Og - f\|^2\}, \quad (4-33)$$

onde f é uma imagem estimada, obtida através da imagem observada.

O projetor de um vetor arbitrário q sobre o conjunto C_{IP} , no domínio de Fourier, é dado por

$$y^* = C_{PI}q \leftrightarrow Y^* = \begin{cases} OG - \sqrt{\delta} \frac{\Delta}{|\Delta|} & \text{if } |\Delta|^2 > \delta \\ Q & \text{caso contrário} \end{cases}, \quad (4-34)$$

onde $\Delta = OG - Q$, sendo Q é a Transformada de Fourier de q [Stark & Yang-1998].

5. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Neste capítulo serão apresentados os resultados das simulações e experimentos realizados. Ambos os algoritmos desenvolvidos têm como objetivo efetuar o processo de restauração das imagens obtidas através da banda 2 do sensor CCD do satélite CBERS-1.

5.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Foram desenvolvidos cinco algoritmos de restauração de imagens utilizando projeções em conjuntos convexos, os quais são descritos nas seções abaixo. Ao final é apresentada uma comparação entre os mesmos.

5.1.1 CRITÉRIO DE AVALIAÇÃO

O desempenho dos algoritmos foi avaliado através do *ISNR* e do *Universal Image Quality Index*, ambos descritos na seção 2.4.4 pelas Equações (2-25) e (2-26), respectivamente.

5.1.2 CRITÉRIO DE PARADA

Embora a convergência dos algoritmos seja garantida, desde que a interseção entre os conjuntos de restrição seja não vazia, na prática optamos por utilizar um critério de parada. Desta forma, o critério adotado consiste em, dado um $\varepsilon > 0$, interromper o processo iterativo quando a Equação (5-1) abaixo for satisfeita,

$$\frac{\|\hat{f}^{(n)} - \hat{f}^{(n-1)}\|}{\|\hat{f}^{(n-1)}\|} \leq \varepsilon \quad (5-1)$$

onde $\hat{f}^{(n)}$ corresponde a uma estimativa na imagem do n -ésimo passo [Katsaggelos-1991].

5.1.3 FEP (Função de Espalhamento Pontual)

A resolução espacial de um sistema é caracterizada pela FEP (Função de Espalhamento Pontual) descrita pela seção 2.4.3, a qual, para o satélite CBERS-1, pode ser aproximada por um modelo gaussiano separável [Bensebaa et al.-2003]. Desta forma, a caracterização reduz-se a dois parâmetros: um para a direção de trajetória do satélite (*along-track*) e outro para a direção perpendicular ao movimento do satélite (*across-track*).

Sendo assim, foi gerada uma FEP bidimensional $N \times N$, obtida através de duas distribuições gaussianas unidimensionais, com média zero e variância σ^2 , as quais representam as direções Y (*along-track*) e X (*across-track*) do satélite. Considerando $N = m$, esta resposta impulsiva possui a seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1 & b_2 & b_3 & \dots & b_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 b_1 & a_1 b_2 & a_1 b_3 & \dots & a_1 b_m \\ a_2 b_1 & a_2 b_2 & a_2 b_3 & \dots & a_2 b_m \\ a_3 b_1 & a_3 b_2 & a_3 b_3 & \dots & a_3 b_m \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_m b_1 & a_m b_2 & a_m b_3 & \dots & a_m b_m \end{bmatrix}, \quad (5-2)$$

onde $a = (a_1, a_2, \dots, a_m)^T$ e $b = (b_1, b_2, \dots, b_m)$ representam, respectivamente, as respostas impulsivas unidimensionais das direções Y e X.

A Tabela 5.1 apresenta os valores de σ utilizados para gerar a função de espalhamento pontual. Foi utilizado, para a dimensão da FEP, em todos os algoritmos desenvolvidos, $N = 3$.

Tabela 5.1 – Valores de σ utilizados para gerar a FEP.

FONTE: [Bensebaa et al.-2003].

<i>Banda</i>	σ_x (across-track)	σ_y (along-track)
2	25.303	13.210

5.2 ALGORITMOS DESENVOLVIDOS

Para a avaliação de todos os algoritmos estudados no presente trabalho, foi utilizada uma imagem teste com dimensão 256x256, 8 bits/pixel, a qual pode ser vista na Figura 5.1. A imagem foi borrada utilizando um operador de degradação, obtida da maneira como descreve a seção 5.1.3. Foi utilizado, para a dimensão da FEP, $N = 3$.



Figura 5.1 – Imagem “Lena” original.

Foi adicionado, à imagem borrada, um ruído gaussiano, de modo a obter um SNR de 40.5 dB, estimado através da média dos valores mostrados na Tabela 5.2. A Figura 5.2 mostra a imagem degradada.



Figura 5.2 – Imagem “Lena” degradada.

Tabela 5.2 – Especificação da relação sinal/ruído para o sensor CCD do satélite CBERS-1.

FONTE: [Bensebaa et al.-2003].

<i>Banda</i>	SNR (min) - dB	SNR (max) - dB
2	31	50

5.2.1 *RAP e SIRT*

Foram comparados, nesta seção, dois algoritmos de restauração de imagens utilizando projeções em conjuntos convexos: RAP (*Row-Action Projections*) e SIRT (*Simultaneous Iterative Reconstruction Technique*). Como ambos os métodos não levam em consideração o ruído inerente às imagens do satélite CBERS-1, optamos por utilizar mais um conjunto de restrição, o de amplitude limitada, descrito pela Equação (4-28), com valores para $\alpha = 0$ e $\beta = 255$, a fim de amenizar o efeito do mau condicionamento visto que, tanto o algoritmo de RAP bem como o SIRT, tendem a ter o seu resultado aproximado ao do filtro inverso [Mammone-1992], ou seja,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} f^{(K)} = H^{-1}g. \quad (5-3)$$

Dessa forma, os algoritmos de POCS utilizados são, respectivamente, descritos pelas Equações (5-4) e (5-5), tais que

$$x_{k+1} = P_{C_{AL}} P_{C_R} x_k \quad (5-4)$$

$$x_{k+1} = P_{C_{AL}} P_{C_S} x_k, \quad (5-5)$$

onde $P_{C_{AL}}$ representa a projeção no conjunto de restrição de amplitude limitada, P_{C_R} e P_{C_S} as projeções nos conjuntos de restrição dados pelos algoritmos de RAP e SIRT. Em ambos os métodos os vetores foram projetados nos hiperplanos descritos pela Equação (4-20). Para auxiliar a identificação dos algoritmos, optamos por adotar as seguintes convenções: $POCS_R$ e $POCS_S$, os quais correspondem, respectivamente, aos algoritmos dados pelas Equações (5-4) e (5-5). Para o algoritmo de $POCS_R$ o valor do parâmetro de relaxação que obteve convergência mais rapidamente, segundo testes previamente estabelecidos, foi $\lambda = 0.13$. Para o algoritmo de $POCS_S$ foi utilizado $\lambda = 256$. A Tabela 5.3 apresenta os valores de ε utilizados para o critério de parada, descrito na Equação (5-1), para ambos os algoritmos. Os valores de ε apresentados abaixo foram escolhidos empiricamente, depois de testes pré-estabelecidos, de modo a obter uma boa relação entre restauração e mau condicionamento, sendo os valores de ε para o algoritmo de $POCS_S$ maiores devido ao fato de o mesmo utilizar-se da média das projeções nos conjuntos restritivos convexos, sendo o erro entre cada iteração menor que o do algoritmo de $POCS_R$.

Tabela 5.3 – Valores de ε utilizados para o critério de parada.

<i>Algoritmo</i>	ε
$POCS_S$	0.0000001
$POCS_R$	0.001

A Figura 5.3 mostra a imagem restaurada pelos métodos de $POCS_R$ e $POCS_S$.

Para o passo inicial, x_0 , foi utilizada a imagem degradada para ambos os algoritmos.

Como já foi mencionado, os resultados dos algoritmos de projeção foram avaliados através do $ISNR$ e U , os quais estão demonstrados pela tabela abaixo:

Tabela 5.4 – Validação dos algoritmos de restauração.

<i>Algoritmo</i>	<i>ISNR</i>	<i>U</i>
$POCS_S$	4.2179	0.7189
$POCS_R$	2.5255	0.6057

Os algoritmos em questão foram aplicados a uma imagem da banda 2 obtida pelo sensor CCD do satélite CBERS-1, sobre a região da cidade de São Paulo, a qual corresponde ao Aeroporto de Guarulhos, sendo representada pela Figura 5.4.



(a)



(b)

Figura 5.3 – Imagens: (a) restaurada pelo método de $POCS_S$ (b) restaurada pelo método de $POCS_R$

Aplicando ambos os algoritmos na imagem observada da região da cidade São Paulo, obtivemos bons resultados, os quais podem ser comprovados tanto visualmente quanto pelos respectivos perfis radiométricos. As imagens restauradas são representadas pela Figura 5.5. Os respectivos perfis radiométricos podem ser visualizados através da Figura 5.6.



Figura 5.4 – Imagem da banda 2 obtida pelo sensor CCD do satélite CBERS-1.

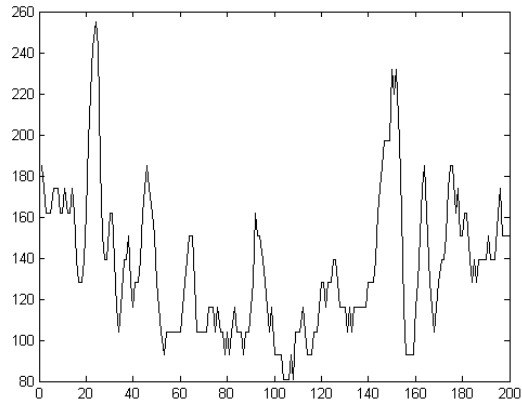


(a)

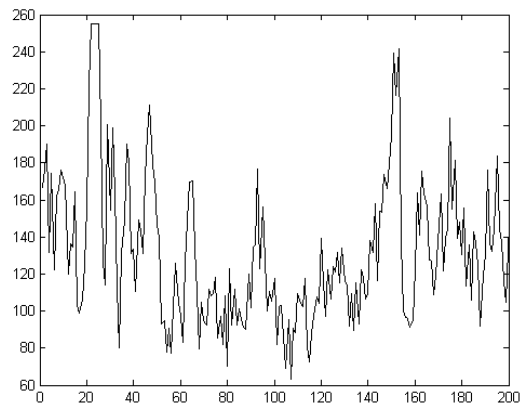


(b)

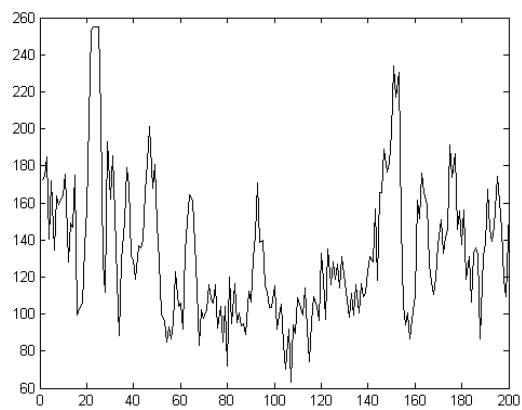
Figura 5.5 – Imagens: (a) restaurada pelo método de $POCS_R$ (b) restaurada pelo método de $POCS_S$



(a)



(b)



(c)

Figura 5.6 – Perfis radiométricos: (a) imagem degradada (b) imagem restaurada pelo método de $POCS_R$
(c) imagem restaurada pelo método de $POCS_S$

Como já foi mencionado, os algoritmos de RAP e SIRT tendem a ter o seu resultado aproximado ao do filtro inverso. Para ilustrar o efeito do mau condicionamento, a Figura 5.7 (a) e (b) representa, respectivamente, as imagens do satélite CBERS-1 restauradas sem incorporar restrições, ou seja, utilizando somente os projetores dos algoritmos de RAP e SIRT.



(a)



(b)

Figura 5.7 – Imagens restauradas evidenciando o mau condicionamento: (a) método de RAP (b) método de SIRT

5.2.2 IMAGEM PROTÓTIPO

Foram comparados, nesta seção, três algoritmos de restauração de imagens utilizando diferentes abordagens para obtenção das imagens protótipo.

5.2.2.1 Filtro Inverso Modificado

A imagem protótipo foi obtida através da aplicação do algoritmo do Filtro Inverso Modificado. A Figura 5.8 mostra a interface do software utilizado para a obtenção da imagem protótipo, o qual foi gentilmente cedido pela Dra. Leila Maria Garcia Fonseca, pesquisadora da Divisão de Processamento de Imagens (DPI), pertencente ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE).

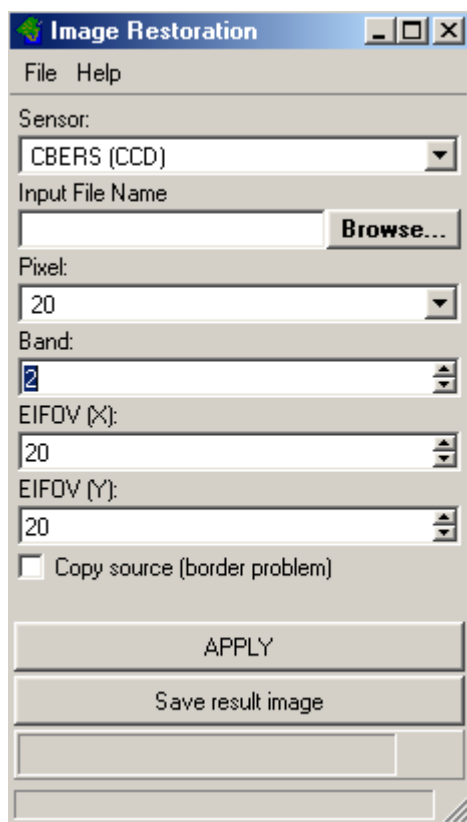


Figura 5.8 – Aplicativo utilizado para obter a imagem protótipo.

A Figura 5.9 mostra a imagem degradada restaurada pelo Filtro Inverso Modificado.



Figura 5.9 – Imagem restaurada pelo filtro inverso modificado.

Desta forma, a Equação (5-34) pode ser reescrita por

$$y^* = C_{IP}q \leftrightarrow Y^* = \begin{cases} WG - \sqrt{\delta} \frac{\Delta}{|\Delta|} & \text{if } |\Delta|^2 > \delta \\ Q & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (5-6)$$

onde $\Delta = WG - Q$, sendo Q é a Transformada de Fourier de q , e W o Filtro Inverso Modificado, dado pela Equação (3-32).

Sendo assim, a imagem degradada mostrada na Figura 5.2 foi restaurada utilizando o algoritmo de POCS, dado por:

$$x_{k+1} = P_{C_{AL}} P_{C_{IP}} x_k \quad (5-7)$$

onde $P_{C_{IP}}$ representa a projeção no conjunto de restrição de imagem protótipo, dada pela Equação (5-6), e $P_{C_{AL}}$ a projeção no conjunto de restrição de amplitude limitada, dada pela Equação (4-29). Foi utilizado $c = 1$, onde o parâmetro de regularização c foi descrito pela Equação (4-32). Como já foi dito, optamos por adotar determinadas

convenções para auxiliar a identificação dos algoritmos, onde FIM e $POCS_{FIM}$ correspondem, respectivamente, ao Filtro Inverso Modificado e ao algoritmo dado pela Equação (5.7). A Figura 5.10 mostra a imagem da Lena restaurada pelo algoritmo de POCS citado acima.



Figura 5.10 – Imagem restaurada pelo algoritmo de $POCS_{FIM}$

A Tabela 5.5 mostra os valores de $ISNR$ e U obtidos pelo algoritmo de FIM e $POCS_{FIM}$.

Tabela 5.5 – Validação dos algoritmos.

<i>Algoritmo</i>	<i>ISNR</i>	<i>U</i>
FIM	2.3233	0.6169
$POCS_{FIM}$	2.2142	0.6001

Os algoritmos de FIM e $POCS_{FIM}$ foram também aplicados à imagem do satélite CBERS-1 descrita nas seções anteriores. A Figura 5.11 mostra as imagens restauradas. Os respectivos perfis radiométricos podem ser visualizados através da Figura 5.12.



(a)

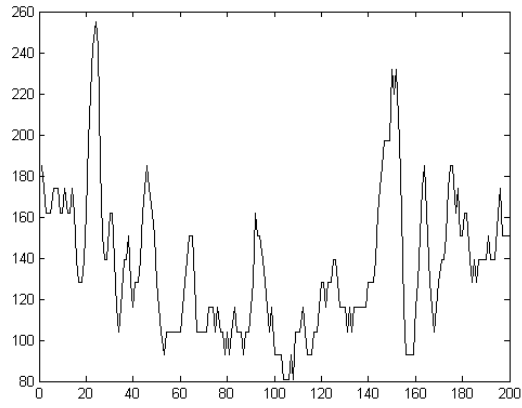


(b)

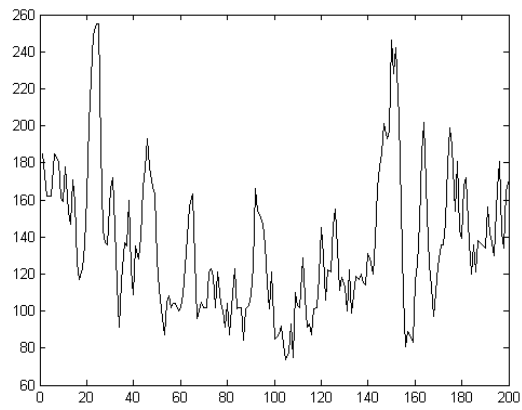


(c)

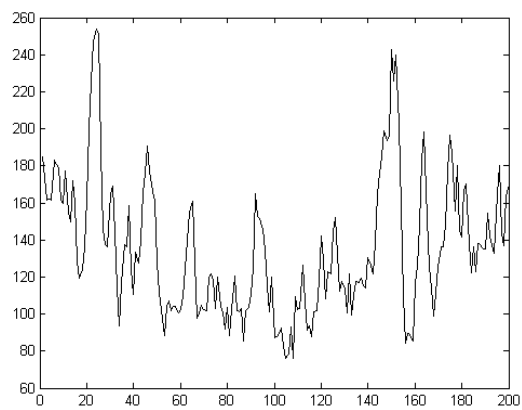
Figura 5.11 – Imagens: (a) degradada (b) restaurada pelo método de FIM (c) restaurada pelo método de $POCS_{FIM}$



(a)



(b)



(c)

Figura 5.12 – Perfis radiométricos: (a) imagem degradada (b) imagem restaurada pelo método de FIM (c) imagem restaurada pelo método de $POCS_{FIM}$.

5.2.2.2 Row-Action Projections (RAP)

Ao contrário da seção anterior, na qual a imagem protótipo foi obtida através da aplicação do Filtro Inverso Modificado, agora a mesma foi obtida através da aplicação do algoritmo de $POCS_R$, descrito pela Equação (5-4). Desta forma, a Equação (4-34) pode ser reescrita por

$$y^* = C_{IP}q \leftrightarrow Y^* = \begin{cases} POCS_R G - \sqrt{\delta} \frac{\Delta}{|\Delta|} & \text{if } |\Delta|^2 > \delta \\ Q & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (5-6)$$

onde $\Delta = POCS_R G - Q$, sendo Q é a Transformada de Fourier de q .

Sendo assim, a imagem degradada mostrada pela Figura 5.2 foi restaurada utilizando o algoritmo dado por:

$$x_{k+1} = P_{C_{AL}} P_{C_{IP}} x_k \quad (5-7)$$

onde $P_{C_{IP}}$ representa a projeção no conjunto de restrição de imagem protótipo, dada pela Equação (5-6), e $P_{C_{AL}}$ a projeção no conjunto de restrição de amplitude limitada, dada pela Equação (4-29). A Figura 5.13 mostra a imagem da Lena restaurada pelo algoritmo de citado acima, denominado $POCS_{RIP}$.



Figura 5.13 – Imagem restaurada pelo algoritmo de $POCS_{RIP}$

A Tabela 5.6 mostra os valores de $ISNR$ e U obtidos pelo algoritmo de $POCS_{RIP}$ e pelo $POCS_R$. A imagem obtida pelo algoritmo de $POCS_R$ foi descrita na seção 5.2.1.

Tabela 5.6 – Validação do algoritmo de POCS.

<i>Algoritmo</i>	<i>ISNR</i>	<i>U</i>
$POCS_R$	2.5255	0.6057
$POCS_{RIP}$	2.4143	0.6004

Os algoritmos de $POCS_R$ e $POCS_{RIP}$ foram também aplicados à imagem do satélite CBERS-1 descrita nas seções anteriores. A Figura 5.14 mostra as imagens restauradas. Os respectivos perfis radiométricos podem ser visualizados através da Figura 5.15.



(a)

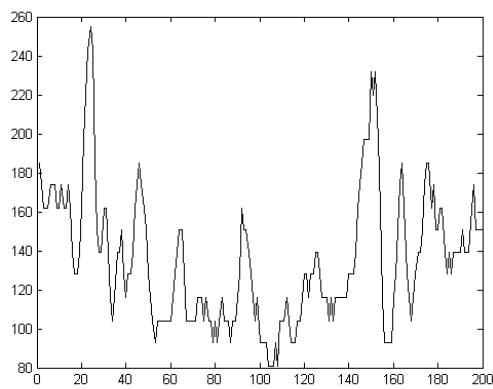


(b)

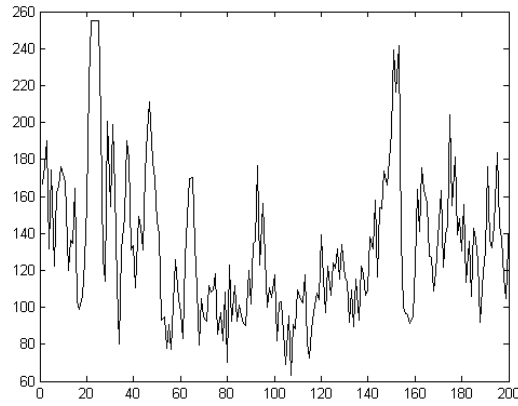


(c)

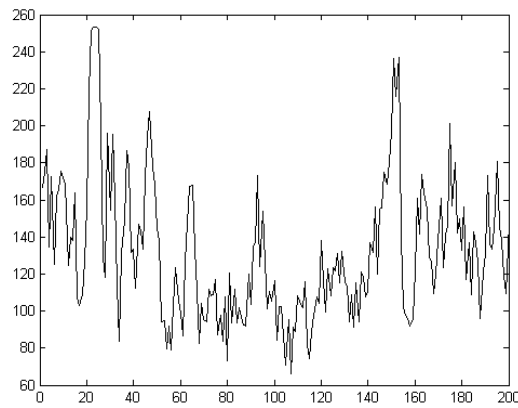
Figura 5.14– Imagens: (a) degradada (b) restaurada pelo método de $POCS_R$ (c) restaurada pelo método de $POCS_{RIP}$



(a)



(b)



(c)

Figura 5.15– Perfis radiométricos: (a) imagem degradada (b) imagem restaurada pelo método de $POCS_R$ (c) imagem restaurada pelo método de $POCS_{RIP}$

5.2.2.3 Simultaneous Iterative Reconstruction Technique (SIRT)

A imagem protótipo, desta vez, foi obtida através da aplicação do algoritmo de $POCS_S$, descrito pela Equação (5-5). Desta forma, a Equação (4-34) pode ser reescrita por

$$y^* = C_{IP}q \leftrightarrow Y^* = \begin{cases} POCS_S G - \sqrt{\delta} \frac{\Delta}{|\Delta|} & \text{if } |\Delta|^2 > \delta \\ Q & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (5-8)$$

onde $\Delta = POCS_S G - Q$, sendo Q é a Transformada de Fourier de q .

Sendo assim, a imagem degradada mostrada pela Figura 5.2 foi restaurada utilizando o algoritmo dado por:

$$x_{k+1} = P_{C_{AL}} P_{C_{IP}} x_k \quad (5-9)$$

onde $P_{C_{IP}}$ representa a projeção no conjunto de restrição de imagem protótipo, dada pela Equação (5-8), e $P_{C_{AL}}$ a projeção no conjunto de restrição de amplitude limitada, dada pela Equação (4-29). A Figura 5.16 mostra a imagem da Lena restaurada pelo algoritmo citado acima, denominado $POCS_{SIP}$.



Figura 5.16 – Imagem restaurada pelo algoritmo de $POCS_{SIP}$

A Tabela 5.7 mostra os valores de $ISNR$ e U obtidos pelo algoritmo de $POCS_{SIP}$ e pelo $POCS_S$. A imagem obtida pelo algoritmo de $POCS_{SIP}$ foi descrita na seção 5.2.1.

Tabela 5.7 – Validação do algoritmo de POCS.

<i>Algoritmo</i>	<i>ISNR</i>	<i>U</i>
$POCS_S$	4.2179	0.7189
$POCS_{SIP}$	4.1127	0.7001

Os algoritmos de $POCS_S$ e $POCS_{SIP}$ foram também aplicados à imagem do satélite CBERS-1 descrita nas seções anteriores. A Figura 5.17 mostra as imagens restauradas.



(a)



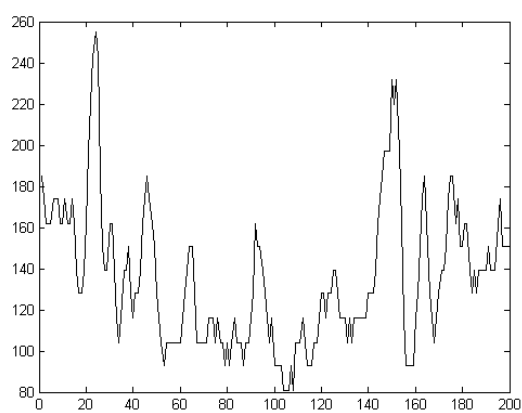
(b)



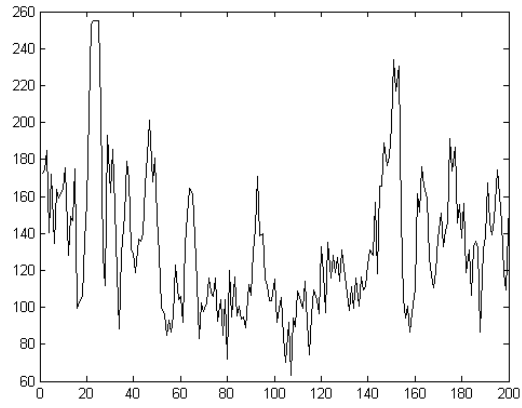
(c)

Figura 5.17 – Imagens: (a) degradada (b) restaurada pelo método de $POCS_S$ (c) restaurada pelo método de $POCS_{SIP}$

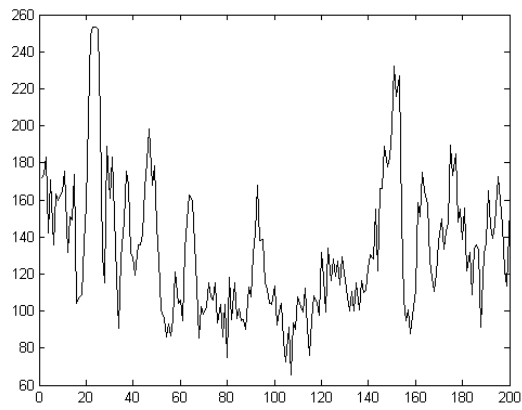
Os respectivos perfis radiométricos podem ser visualizados através da Figura 5.18.



(a)



(b)



(c)

Figura 5.18 – Perfis radiométricos: (a) imagem degradada (b) imagem restaurada pelo método de $POCS_S$ (c) imagem restaurada pelo método de $POCS_{SIP}$

6. CONCLUSÃO

Neste trabalho foi desenvolvido um algoritmo de restauração que utiliza a abordagem de técnicas POCS. Foram investigados e comparados cinco algoritmos para restaurar as imagens obtidas da banda 2 do sensor CCD do satélite CBERS-1: $POCS_R$, $POCS_S$, $POCS_{FIM}$, $POCS_{RIP}$ e $POCS_{SIP}$. Os gráficos abaixo mostram, respectivamente, os valores de $ISNR$ e Q para avaliar o desempenho dos algoritmos de restauração.

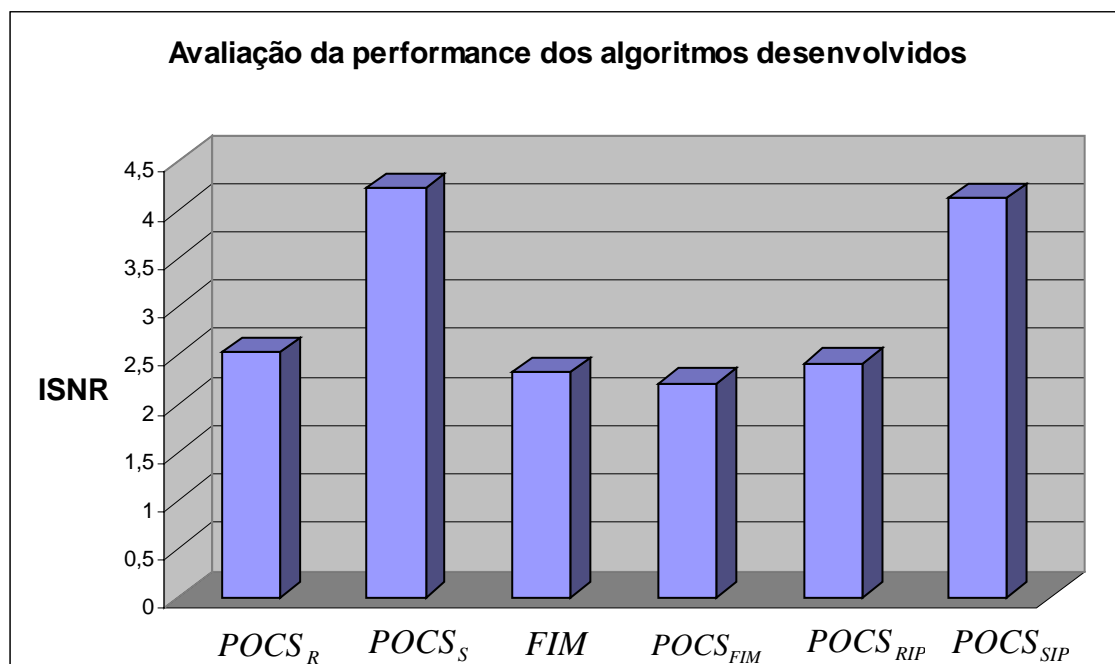


Figura 6.1 – Gráfico comparativo para valores do $ISNR$ entre os algoritmos desenvolvidos

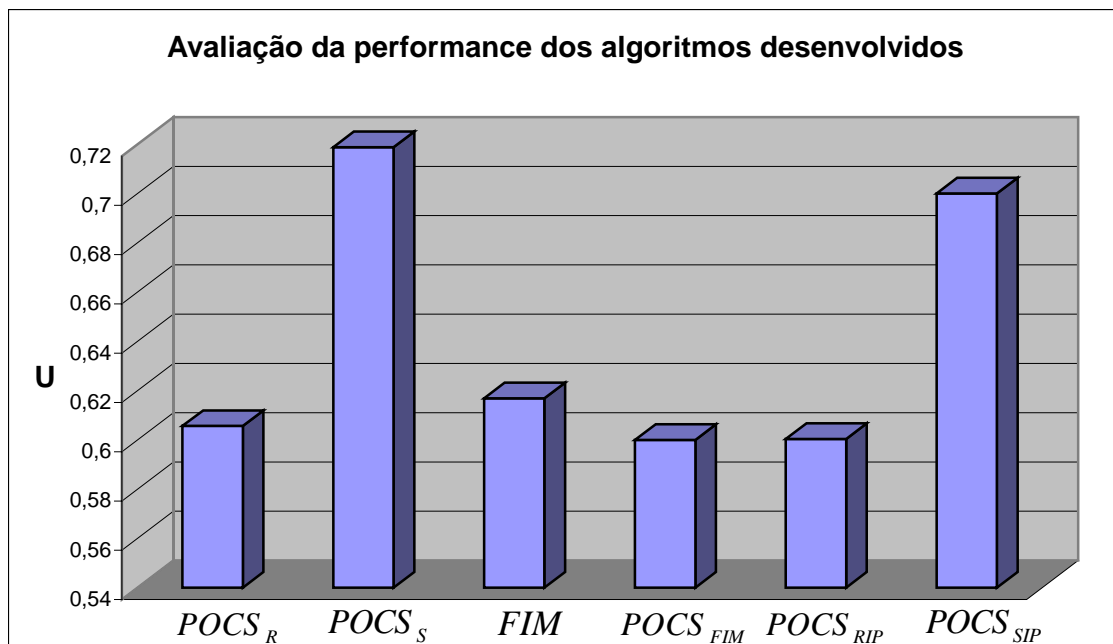
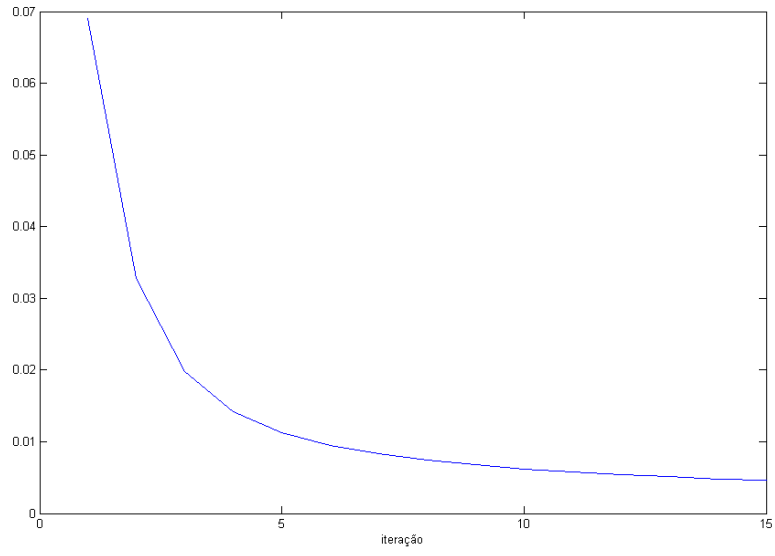
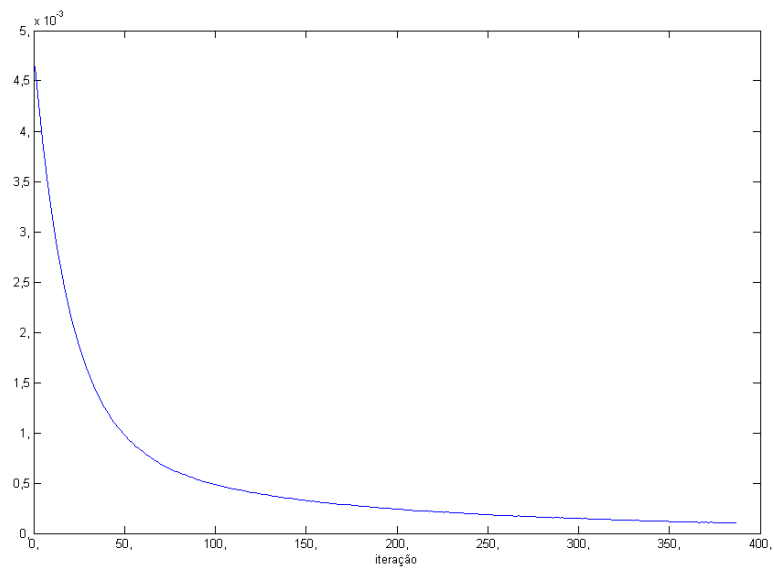


Figura 6.2 – Gráfico comparativo para valores do U entre os algoritmos desenvolvidos

Analisando os valores obtidos pelos $ISNR$ e U , bem como comparando as imagens restauradas pelos métodos de $POCS_R$ e $POCS_S$ e seus respectivos perfis radiométricos, nota-se um melhor desempenho do algoritmo de $POCS_S$, o que já era esperado. Em sistemas lineares inconsistentes, ou seja, na presença de ruído, o algoritmo de RAP oscila através dos conjuntos de restrição, ao passo que o método de SIRT procura a solução através da média das projeções simultâneas, assegurando um melhor resultado. O único problema do algoritmo de SIRT é a sua convergência demorada, o que torna o mesmo mais lento que o RAP, com um número maior de iterações. A Figura 6.3 mostra, respectivamente, o gráfico erro/iteração dos algoritmos de $POCS_R$ e $POCS_S$.



(a)



(b)

Figura 6.3 – Gráfico erro/iteração (a) algoritmo de $POCS_R$ (b) algoritmo de $POCS_S$

As simulações dos algoritmos que utilizam conjunto de restrição de imagem protótipo foram satisfatórias. Com a utilização do fator de confiança $c = 1$, o resultado do processamento do vetor arbitrário projetado no algoritmo foi extremamente próximo à imagem protótipo.

Os algoritmos de $POCS_R$ e $POCS_S$ tiveram desempenho melhor que o FIM e $POCS_{FIM}$ pelo fato de a relação sinal/ruído das imagens do satélite CBERS-1 ser alta, além de os mesmos se aproximarem do filtro inverso, o qual é o filtro ideal na ausência de ruído [Mammone-1992]. Contudo, com o aumento do ruído, constatamos que o FIM comporta-se de maneira melhor que os algoritmos de projeção estudados no presente trabalho.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

Outro estudo interessante seria utilizar outros conjuntos restritivos convexos que possam gerar resultados melhores que os obtidos nos algoritmos implementados no presente trabalho.

Os algoritmos em questão poderiam ser aplicados às imagens do satélite CBERS-2, o qual possui um sistema sensor muito semelhante ao de seu antecessor, CBERS-1, o que nos leva a crer que os resultados também sejam satisfatórios.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[Bensebaa et al.-2003] Bensebaa, K., Fonseca, L. M. G. e Banon, G. J. F. *On-orbit Spatial Resolution Estimation of CBERS-1 CCD Imaging System*. WOCAP: Workshop de Computação Aplicada INPE, 2003

[Boggione-2003] Boggione, G. A. *Restauração de Imagens do Satélite Landsat-7*. São José dos Campos. 132p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto), INPE, 2003.

[Campagnolo-2003] Campagnolo, M. L. *Apontamentos de Detecção Remota*. Instituto Superior de Agronomia: Lisboa, 2003.

[Ekstron-1984] Ekstron, M. P. *Digital Image Processing*. Orlando: Academic Press, 1984.

[Filho & Neto-1999] Filho, O. M., Neto, H. V. *Processamento Digital de Imagens*. BRASPORT: Rio de Janeiro, 1999.

[Fonseca et al.-2002] Fonseca, L.M.G., Fedorov, D., Câmara, G. *Restoration of CBERS-1 CCD Images*. APPL-03-2002, p. 16, INPE, 2002.

[Fonseca et al.-1993] Fonseca, L.M.G., Prasad, G.S.S.D., Mascarenhas, N.D.A. *Combined Interpolation-Restoration of Landsat Images through FIR Filter Design Techniques*. International Journal of Remote Sensing, bol. 14, No. 13, pp. 2547-2561, 1993.

[Fonseca-2000] Fonseca, L.M.G. *Apostila de Processamento Digital de Imagens*. CAP-224, INPE, 2000.

[Gopalakrishnan et al.-1999] Gopalakrishnan, V.K., Ramachandran, R.P., Wilder, J., Mammone, R.J. *Restoration of three dimensional microscopic images using the row action projection method*. Proceedings of the 1999 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Vol. 4, pp. 33-36, 1999.

[Gonzalez & Woods-2001] Gonzalez R. C., Woods, R. E. *Digital Image Processing*. Second Edition, Prentice-Hall, 2001.

[Hunt-1984] Hunt, B. R. "Image Restoration", in M.P. Ekstron, *Digital Image Processing Techniques*. pp. 53-76. Academic Press: Nova York, 1984.

[INPE-2003] Programa CBERS. [online] <http://www.cbbers.inpe.br>. Acessado em Outubro, 2003.

[Jain-1989] Jain A. K. *Fundamentals of Digital Image Processing*. Prentice-Hall: Nova Jersey, 1989.

[Joaquim & Sartori-1990] Joaquim, M. B., Sartori, J. C. *Representação de Sinais e Sistemas*. USP São Carlos. EESC, Cód. 07026, 1990.

[Katsaggelos-1991] Katsaggelos, A K. *Digital Image Restoration*. Springer Series in Information Sciences, Vol. 23. Springer-Verlag: Berlim, 1991.

[Kuo & Mammone-1992] Kuo, S.-S., Mammone, R.J. *Image restoration by convex projections using adaptive constraints and the L1 norm*, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 40, pp. 159-168, 1992.

[Mammone-1992] Mammone, R. J. *Computational Methods of Signal Recovery and Recognition*. John Wiley & Sons, 1992.

[Mascarenhas & Velasco-1984] Mascarenhas, N. D. A., Velasco, F. R. D. *Processamento Digital de Imagens*. EBAI, Kapelusz: Buenos Aires, 1984.

[Richards-1993] Richards, J.A. *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Springer-Verlag, 2nd Edition, 1993.

[Santana & Coelho-1999] Santana, C. E., Coelho, J. R. B. *O Projeto CBERS de Satélites de Observação da Terra*. Parcerias Estratégicas, Vol. 7, pp. 203-210, INPE-7484-PRE/3371, 1999.

[Sezan & Tekalp-1988] Sezan, M. I., Tekalp, A. M. *Iterative Image Restoration with Ringing Suppression Using the Method of POCS*. International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Vol. 2, pp. 1300-1303, 1988.

[Sezan & Trussel-1991] Sezan, M. I., Trussel, H. J. *Prototype Image Constraints for Set-Theoretic Image Restoration*. IEEE Transactions on Signal Processing. Vol. 30, pp. 2275-2285, 1991.

[Schowengerdt-1997] Schowengerdt, R. A. *Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing*. New York, Academic Press, 1997, 523p.

[Stark-1988] Stark, H. *Theory of Convex Projection and Its Application to Image Restoration*. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Vol. 1, pp. 963-964, 1988.

[Stark & Yang-1998] Stark, H., Yang, Y. *Vector Space Projections*. Wiley, 1998.

[Wang & Bovik-2002] Wang, Z., Bovik, A.C. *A Universal Image Quality Index*. IEEE Signal Processing Letters, vol. 9, no. 3, pp. 81-84, 2002.