

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**Aplicações de Visão Computacional na Indústria
Siderúrgica: problemas, soluções e estudos de caso**

Turíbio Tanus Salis

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas
Gerais como requisito parcial para obtenção do título de
Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Guilherme Augusto Silva Pereira

Belo Horizonte, Outubro de 2008

“Nossa maior fraqueza é a desistência.
O caminho mais certo para o sucesso é sempre tentar apenas uma vez mais...” (Thomas A. Edison)

Resumo

Este trabalho busca discutir a utilização de visão computacional nos processos siderúrgicos, desde a extração da matéria-prima nas minas, passando pelas etapas de redução, aciaria, laminação até a inspeção dos produtos finais. O trabalho apresenta uma extensa revisão bibliográfica na qual se descreve os principais problemas encontrados pelos pesquisadores em ambientes siderúrgicos e as respectivas soluções adotadas para contorná-los. O trabalho comenta ainda o desenvolvimento de quatro protótipos de aplicações para os processos siderúrgicos da usina de Ouro Branco, além de descrever o levantamento de outras soluções que podem contribuir para a melhoria dos processos.

Abstract

This work addresses the computer vision use in siderurgical (steel mill) process, from raw material extraction in the mines, passing for the reduction stages, steel plants, rolling, until finished products inspection. It shows a large survey where it describes the typical problems found by the researchers in the steel mill plants and the adopted solutions to solve them. This work still comments the development process of four computer vision applications for the Ouro Branco mill's siderurgical process and describes other solutions that can contribute in process quality increase.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente à Deus a oportunidade de concluir esta importante etapa de minha vida, na qual pude conhecer pessoas maravilhosas como meus professores e colegas.

Agradeço ao Chefe, o professor Guilherme, pelos ensinamentos, pela atenção dispensada, pela paciência e pela confiança demonstrada na realização do trabalho.

Agradeço à Luana e a Jaque, a minha mãe e minhas irmãs pelo amor, pelo carinho e pela compreensão em me compartilhar com as atividades acadêmicas.

Agradeço ao Sr. Mário Hermes Rezende, à Sr^a Selma Marchette e ao Sr. Douglas Rodrigues Oliveira a oportunidade de cursar o mestrado e por incentivar o desenvolvimento pessoal e profissional de toda equipe.

Agradeço à todos os queridos colegas do CORO (Laboratório de Sistemas de Computação e Robótica) e do LABCompI (Laboratório de Inteligência Computacional) cada ajuda prestada. Agradeço muito todo o conhecimento compartilhado.

Agradeço à professora Michelle do Laboratório de Automação Industrial pelas preciosas aulas e pela grande ajuda nos trabalhos da Laminação de Perfis.

Agradeço ao Sr. Ernani Alvarenga e sua equipe pelo auxílio com os equipamentos de coleta de vídeo. Agradeço aos colegas Julín e Letícia pela

ajuda no estudo sobre as minas. Agradeço aos colegas de trabalho na Gerdau Açominas, em especial às equipes do Alto Forno, da Laminação de Perfis, Laminação Primária e da Linha de Inspeção de Tarugos, toda ajuda, toda a informação transmitida, que muito auxiliaram na realização dos trabalhos práticos.

Agradeço aos coordenadores do Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica da UFMG pelos trabalhos desenvolvidos buscando melhorar continuamente a qualidade da formação dos alunos. Agradeço à Anete e Arlete pelo grande carinho que tratam os alunos e pelo cuidado dispensado nos assuntos administrativos.

E por fim agradeço à todo povo brasileiro pelo suporte financeiro destinado à nossa universidade.

Sumário

Lista de Figuras	xi
Lista de Tabelas	xv
1 Introdução	1
1.1 Motivação	3
1.2 Objetivo	3
1.3 Contribuição	3
1.4 Estrutura da Dissertação	4
2 Fundamentos Teóricos	5
2.1 Luz, Cor e Imagem	5
2.2 Modelos de Cores	8
2.2.1 Modelo RGB	9
2.2.2 Modelo HSV	9
2.3 Processamento de Imagens Digitais	12
2.3.1 Morfologia Matemática	12
2.3.2 Segmentação de imagens - Método Watershed	15
2.3.3 Detecção de Bordas	18
2.4 Processos Siderúrgicos	22
2.4.1 Mineração: Tratamento de Minério	23
2.4.2 Coqueificação	27
2.4.3 Aglomeração: Sinterização e Pelotização	27
2.4.4 Alto-Forno	29
2.4.5 Aciaria: Fabricação do Aço Líquido	31
2.4.6 Lingotamento	32
2.4.7 Laminação	36
2.4.8 Acabamento e Despacho	38
3 Aplicações de Visão Computacional na Indústria Siderúrgica	41
3.1 Aplicação em Inspeção Automática	41

3.2	Aplicação em Metrologia	56
3.3	Aplicação em Supervisão e Controle de Processos	68
3.4	Outras aplicações	82
4	Estudo de Casos	85
4.1	Desenvolvimento de Protótipos	85
4.1.1	Detecção de Perfis na Entrada da Serra Fixa da Laminagem de Perfis	86
4.1.2	Rastreamento de Perfis na Entrada da Serra de Pontas	90
4.1.3	Inspeção Automática Por Partículas Magnéticas Fluorescentes	98
4.1.4	Detecção de Entupimentos nos Sopradores de Carvão do Alto-Forno	111
4.2	Outras Aplicações de Visão Computacional Levantadas	119
4.2.1	Detecção de empeno em perfis	119
4.2.2	Verificação do posicionamento dos blocos no interior do forno de reaquecimento de blocos	120
4.2.3	Classificação do tipo de aço por fagulhas ao esmeril	123
4.2.4	Acompanhamento do processo de secagem de sínter	128
4.2.5	Aferição de bitolas na saída do laminador primário	129
4.2.6	Análise de impressões de Baumann	131
5	Conclusões e Trabalhos Futuros	135
5.1	Trabalhos futuros	138

Lista de Figuras

2.1	O espectro eletromagnético	6
2.2	Cores, comprimentos de onda e frequências. Adaptado de [Wikipédia, 2007]	7
2.3	Cubo de Cores RGB.	10
2.4	<i>Brilho a 50%</i>	11
2.5	<i>Brilho a 25%</i>	11
2.6	Pirâmide de Cores HSV	11
2.7	Operação Dilatação. Adaptado de [MathWorks, 2004].	15
2.8	Superfícies correspondentes à variação das intensidades nas imagens. Adaptado de [Russ, 2007]	16
2.9	Processo de segmentação Watershed. Adaptado de [Russ, 2007].	17
2.10	Aplicação de operadores (máscaras) para detecção de bordas em imagens.	19
2.11	Coefficientes das máscaras conferindo pesos diferentes à cada elemento da vizinhança coberta pelo operador.	20
2.12	Detecção de bordas utilizando os principais operadores	22
2.13	Etapas de tratamento de minério [da Luz and Lins, 2004]	26
2.14	Máquina de Sínter. Adaptado de [Mourão et al., 1993] citado por [da Luz and Lins, 2004]	28
2.15	O Alto-Forno. Adaptado de [Moreira, 2003] e [Gerdau, 2003]	30
2.16	Aciaria LD. Adaptado de [Moreira, 2003]	33
2.17	Lingotamento Convencional. Adaptado de [Salis, 2007]	34
2.18	Lingotamento Contínuo. Adaptado de [Susaki, 2002]	35
2.19	Conformação mecânica durante o processo de laminação. Adaptado de [dos Santos, 1965]	36
2.20	Laminação de placas, blocos e tarugos	37
3.1	Inspeção por partículas magnéticas fluorescentes.	55
4.1	Detecção de perfil na entrada da serra	88

4.2	Pontos brancos nas imagens das mesas de rolos após o processamento	90
4.3	Imagem de uma cena típica encontrada no problema de detecção de perfis na entrada da Serra de Pontas	93
4.4	Detecção de perfil na entrada da serra de pontas	96
4.5	Histograma dos tempos de processamento obtidos ao rastrear a posição dos perfis na cena.	97
4.6	Exemplos de defeitos inspecionados na MagisFluss	100
4.7	Características dos Defeitos	102
4.8	Comparação da classificação utilizando RGB, HSV e YCbCr em diferentes condições de iluminação.	103
4.9	Etapas de processamento que busca classificar a imagem do defeito.	105
4.10	Etapas de processamento que busca classificar a imagem do defeito.	106
4.11	Distribuição dos graus de cinza das imagens capturadas com a luz interna acesa e com a luz apagada.	107
4.12	Estrutura do protótipo. A identificação do sistema é obtida no nível 2. A gravação dos defeitos vinculados à identificação ocorre no nível 3 e a gravação da posição dos defeitos na peça ocorre em ambos.	109
4.13	Conjunto de sopro com o visor.	111
4.14	Visor utilizado para monitorar o sopro de carvão nas ventaneiras.	112
4.15	Visores dos sopradores de carvão	113
4.16	Distribuição da relação entre pixels brancos e pretos em imagens que apresentam entupimento e sem entupimento.	114
4.17	Regiões de interesse que dão origem às subimagens.	115
4.18	Processamento do lado direito (jato entupido)	116
4.19	Processamento do lado esquerdo (jato normal)	117
4.20	Pré-processamento para medição de empeno	121
4.21	Utilização de retas normais para estimar o grau de empeno	122
4.22	Fagulhas geradas pelo atrito da peça de aço contra um esmeril [Yonezawa et al., 1995b]	124
4.23	Variação do formato das centelhas à medida que o teor de carbono na liga se eleva. Adaptado de [Colpaert, 1975] e [Baril-Unitor, 2005]	126
4.24	Características das fagulhas em função do teor de carbono presente na liga. Adaptado de [Yonezawa et al., 1995b]	127
4.25	Idealização do sistema de acompanhamento da secagem de sinter	129

4.26	Comunicação idealizada entre o sistema de visão e o sistema de acompanhamento da linha de laminação. Adaptado de [Salis et al., 2007]	130
4.27	Impressão de Baumann realizada sobre a superfície de um tarugo laminado.	132
4.28	Impressão de Baumann realizada sobre a superfície de um tarugo laminado.	132
4.29	Estrutura especificada para o funcionamento da aplicação. . .	133
4.30	Protótipo de interface para se avaliar os resultados da análise das impressões de Baumann.	134
5.1	Conjunto de sítios e o diagrama de Voronoi correspondente. .	139
5.2	Interface para teste do diagrama de Voronoi.	140
5.3	Reconstituição das bordas da bolha.	140
5.4	Arestas do diagrama de Voronoi sobre a malha de bolhas da Imagem de [Xiaozhu et al., 2007]).	141

Lista de Tabelas

4.1	Dados estatísticos sobre os tempos de processamento obtidos nos testes.	98
4.2	Dados estatísticos sobre as relações pixels brancos / pixels pretos encontrados nas amostras de teste.	118
4.3	Classificação do tipo de aço em função do teor de carbono. <i>Adaptado de [Colpaert, 1975] [Mourão et al., 2007]</i>	124
5.1	Resumo dos principais problemas encontrados e soluções adotadas para solucioná-los.	143

Capítulo 1

Introdução

”No meio da dificuldade encontra-se a oportunidade...”

Albert Einstein

Nos últimos cinco anos iniciou-se uma franca expansão no setor siderúrgico mundial, que apesar da crise financeira, deve permanecer aquecido pelos próximos anos. Os principais grupos siderúrgicos do mundo estão ampliando sua capacidade de produção. No Brasil, os investimentos dos últimos cinco anos ultrapassam 15 bilhões de dólares. Em Minas Gerais, na região do Alto Paraopeba, próximo às minas de matérias primas, o grupo Gerdau está duplicando a capacidade de produção da usina Presidente Arthur Bernardes, a CSN e a Vallourec & Sumitomo Tubos do Brasil estão criando novas plantas. Outros estados também estão recebendo investimentos nos setores siderúrgicos, como por exemplo, Rio de Janeiro, São Paulo e Maranhão. Diante deste contexto de competitividade, as empresas que fornecerem melhores produtos com preços mais baixos terão vantagem. Assim torna-se vital garantir a eficiência (rendimento) dos processos industriais.

A visão computacional aparece como ferramenta para auxiliar a execução dos processos siderúrgicos, podendo auxiliar a reduzir custos de produção, melhorar a eficiência dos processos e a qualidade dos produtos. Porém, o desenvolvimento de soluções que utilizam visão computacional não é trivial.

Uma solução bem projetada pode ter seu funcionamento comprometido pelas próprias variações do ambiente onde operam. Alguns segmentos industriais como a biotecnologia, produção de alimentos e produção de autopeças ainda conseguem manter um ambiente mais controlado, mantendo-os climatizados em função da aplicação de visão computacional que se deseja construir. Em contrapartida, os processos siderúrgicos possuem ambientes consideravelmente complexos e geralmente não podem ser modificados para atender às necessidades de uma ferramenta específica, principalmente se a planta já está instalada e operando.

Algumas etapas do processo possuem agentes complicadores como significantes amplitudes de luminosidade, partículas em suspensão, presença e variação do tipo de fumaça, presença irregular de água (no estado líquido e gasoso), altas temperaturas dos materiais que estão sendo produzidos, variação da temperatura e do formato dos materiais, vibração devido ao grande esforço mecânico e à magnitude dos equipamentos e produtos.

Neste panorama, o presente trabalho apresenta uma extensa revisão bibliográfica, contendo sugestões para a solução dos principais problemas encontrados ao se desenvolver aplicações de visão computacional para o ambiente industrial siderúrgico. A revisão bibliográfica apresenta soluções já implementadas que obtiveram sucesso. Após o estudo de tais soluções, apresenta-se o levantamento de possíveis aplicações de visão computacional para os processos siderúrgicos da usina Presidente Arthur Bernardes. Também descreve-se o desenvolvimento dos protótipos de quatro destas aplicações.

1.1 Motivação

A principal motivação para a realização do trabalho é a possibilidade de melhorar determinados processos siderúrgicos com a utilização de visão computacional. A carência de revisões bibliográficas específicas sobre o assunto, o conhecimento prévio sobre técnicas de visão computacional juntamente com a vivência dos processos siderúrgicos também são agentes motivadores.

1.2 Objetivo

Esta dissertação apresenta aplicações de visão computacional que foram desenvolvidas para as diversas etapas do processo siderúrgico. Baseando-se no estudo de tais aplicações, elaborou-se um guia de sugestões “problema-solução” para auxiliar o desenvolvimento de novas aplicações.

O trabalho apresenta ainda estudos realizados no chão-de-fábrica para o levantamento de possíveis soluções de visão computacional que podem contribuir com a melhoria dos processos.

1.3 Contribuição

A dissertação apresenta uma extensa revisão bibliográfica que comenta aplicações de visão computacional desenvolvidas para o setor industrial siderúrgico. Descreve-se as soluções adotadas pelos desenvolvedores para contornar problemas típicos encontrados nos ambientes siderúrgicos.

Discute-se nesta dissertação o processo de desenvolvimento de quatro aplicações para a usina de Ouro Branco da Gerdau Açominas. Comenta-se também o estudo e o levantamento de outras aplicações que podem contribuir para a melhoria dos processos.

1.4 Estrutura da Dissertação

O capítulo 2 descreve as principais ferramentas de processamento de imagem envolvidas nos trabalhos práticos e apresenta sucintamente os principais processos siderúrgicos.

O capítulo 3 comenta um grande número de aplicações envolvendo visão computacional que foram adotadas nas diversas etapas do processo siderúrgico.

O capítulo 4 apresenta estudos de caso comentando o levantamento de possíveis soluções de visão computacional para processos siderúrgicos da usina Presidente Arthur Bernardes (Gerdau Açominas) em Ouro Branco, Minas Gerais. Comenta-se também no capítulo 4 o estudo de viabilidade para a implantação de quatro destas aplicações que podem ser desenvolvidas para os processos. Os resultados e a conclusão de cada trabalho prático são apresentados como subseções dos próprios trabalhos.

O capítulo 5 conclui o trabalho fornecendo um guia “problema-solução” com sugestões de solução para os principais problemas encontrados durante o desenvolvimento de aplicações de visão computacional para o setor siderúrgico. As soluções sugeridas no guia são baseadas em casos de sucesso encontrados na revisão bibliográfica. Ainda no capítulo 5 apresenta-se alguns trabalhos que pretende-se desenvolver futuramente.

Capítulo 2

Fundamentos Teóricos

“E disse Deus: Haja Luz. E Houve Luz. E viu Deus que era boa a luz...”

Gen1:3,4

”Uma imagem vale mais que mil palavras...”

Anônimo

2.1 Luz, Cor e Imagem

A luz é um tipo de energia eletromagnética capaz de excitar o sistema visual humano, tornando-se perceptível (“visível”), o que não ocorre com outras faixas do espectro. Enxerga-se um objeto quando a luz refletida por ele atinge o sistema visual. A Figura 2.1 exhibe as faixas do espectro eletromagnético. A cor é a manifestação perceptual da luz. Do ponto de vista perceptual, os diferentes comprimentos de onda estão associados a diferentes sensações de cores [Gomes and Velho, 1994]. As moléculas de um determinado objeto absorvem parte da luz e refletem outra parte. A cor desse objeto é determinada pela média das frequências de onda que as suas moléculas refletem. Assim, os objetos apresentam a cor correspondente ao comprimento de onda que refletirem. A Figura 2.2 exhibe as cores do espectro visível com

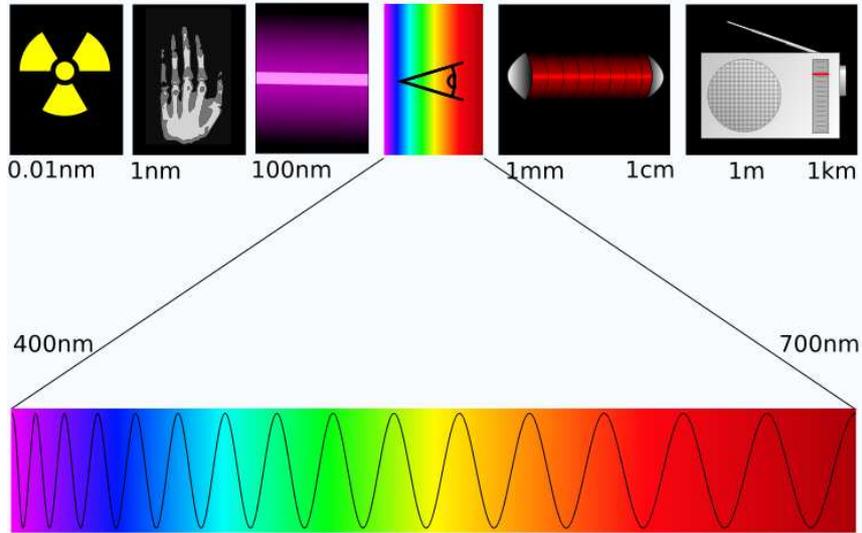


Figura 2.1: O espectro eletromagnético

seus respectivos comprimentos de onda e frequências. Os diferentes comprimentos de onda podem ser misturados, o que leva a formação de outras cores. A luz branca, por exemplo, é a resultante da superposição de todos os comprimentos de onda (cores) da luz, enquanto o preto é a ausência de luz. Tipicamente agrupa-se os processos de formação das cores em: processos aditivos, processos subtrativos e de pigmentação.

No processo de formação aditivo gera-se uma nova cor misturando-se dois ou mais componentes de ondas diferentes. Os raios luminosos combinados produzem uma nova onda que possui novas propriedades de energia, frequência e comprimento [Gonzales and Woods, 2000]. Como a sensação de cor está associada ao comprimento de onda, a nova onda que foi produzida pela combinação de outras ondas, levará a percepção de uma nova cor. O processo aditivo utiliza uma propriedade importante do sistema visual humano, na qual se combinando as cores Verde, Vermelha e Azul consegue-se

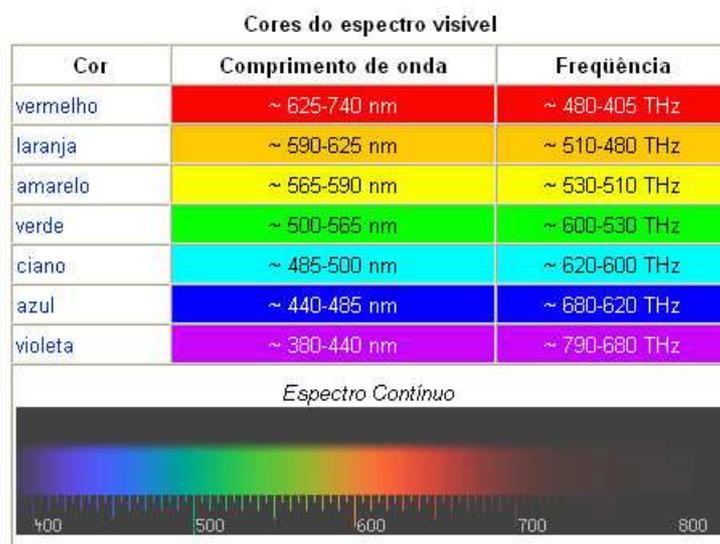


Figura 2.2: Cores, comprimentos de onda e frequências. Adaptado de [Wikipédia, 2007]

formar qualquer cor visível. Por este motivo as cores verde, vermelho e azul são denominadas como cores primárias da luz.

O processo de formação pelo método subtrativo ocorre quando a luz atravessa um determinado filtro, material sólido transparente, ou através de um corante, líquido colorido e transparente [Gomes and Velho, 1994]. Por exemplo, quando percebe-se a luz através de óculos com lentes coloridas. Neste caso as lentes filtram parte do sinal luminoso que atingem o sistema visual. A energia luminosa que entrou na lente é diferente da que saiu, ou seja, parte do sinal luminoso (parte da cor), foi filtrada pela lente.

No processo de formação de cor por pigmentação existem partículas coloridas denominadas pigmentos que são responsáveis pela geração das cores. Um exemplo clássico do método de pigmentação é misturar duas ou mais tintas para se obter uma nova cor. Por exemplo, ao se misturar uma tinta amarela com uma tinta Ciano (azul claro), obtém-se uma resultante com coloração esverdeada.

Tendo-se discutido os conceitos de luz e cor torna-se possível introduzir o conceito de imagem. O termo imagem está relacionado com a distribuição espacial de sinais eletromagnéticos. No caso da visão biológica, o termo imagem refere-se à distribuição espacial dos sinais luminosos percebidos pelo sistema visual. Matematicamente representa-se imagem como uma função de intensidade luminosa bidimensional, denotada por $f(x, y)$, em que o valor ou amplitude de f nas coordenadas espaciais (x, y) dá a intensidade (brilho) da imagem naquele ponto [Pedrini and Schwartz, 2008].

As imagens digitais podem representar imagens do mundo real. São chamadas imagens digitais porque são representadas por um conjunto finito de pontos ou *pixels*, onde cada ponto utiliza um valor discreto para representar a cor e a intensidade luminosa naquele ponto. Nos ambientes computacionais costuma-se representar a função imagem como sendo uma matriz bidimensional onde cada elemento x, y (coluna e linha), é um ponto (*pixel*) cujo valor representa a intensidade luminosa neste ponto. Envolvendo o conceito de cor diz-se que cada elemento (x, y) da matriz (*pixel*), tem um valor numérico que representa o complexo “cor + intensidade luminosa” daquele mesmo ponto (x, y) na imagem [Gonzales and Woods, 2000].

2.2 Modelos de Cores

Apesar da luz ser um fenômeno psicofísico e que envolve certo grau de subjetividade, para se trabalhar com cores de forma sistemática torna-se necessário que haja uma especificação precisa e padronizada do significado das cores. Visando obter tal padronização desenvolveu-se alguns modelos para representação das cores.

2.2.1 Modelo RGB

O modelo RGB (*“Red, Green, Blue”*) é baseado na propriedade tricromática do sistema visual humano, cujas células fotossensíveis possuem valores máximos de sensibilidade próximas do Vermelho, Verde e Azul. Pelo modelo RGB, as cores são formadas pela combinação destas três cores e cada cor é representada por três valores, correspondendo a taxa de Vermelho (*“Red”*), Verde (*“Green”*) e Azul (*“Blue”*) utilizados para formá-la.

As cores no modelo RGB podem ser representadas por um cubo no espaço de cartesianas tridimensional, onde os eixos (x,y,z) , perpendiculares entre si, representam as cores primárias. No cubo, os valores R,G e B estão em três vértices diferentes e as cores secundárias ciano, magenta e amarelo estão nos outros três cantos. O preto está na origem $(0,0,0)$ e o branco está no vértice mais distante da origem. No modelo RGB, a escala de cinza estende-se do preto ao branco ao longo da diagonal que une os dois vértices. As cores são o contínuo de pontos localizados na superfície ou no interior do cubo, e são definidas pelos trios ordenados dos eixos (R, G, B) [Pedrini and Schwartz, 2008], [National-Instruments, 2005]. A Figura 2.3 ilustra o cubo de cores do modelo RGB.

2.2.2 Modelo HSV

O Modelo HSV é definido por três parâmetros matiz (H, *Hue*), saturação (S, *Saturation*) e luminância (V, *Value*) [Pedrini and Schwartz, 2008]. Matiz é um atributo que define uma cor pura (amarelo puro, vermelho, azul ou laranja). Trata-se do comprimento de onda dominante, que do ponto de vista perceptual define uma tonalidade (*Matiz*). A Saturação é o atributo que corresponde a pureza de uma matiz, ou a pureza da tonali-

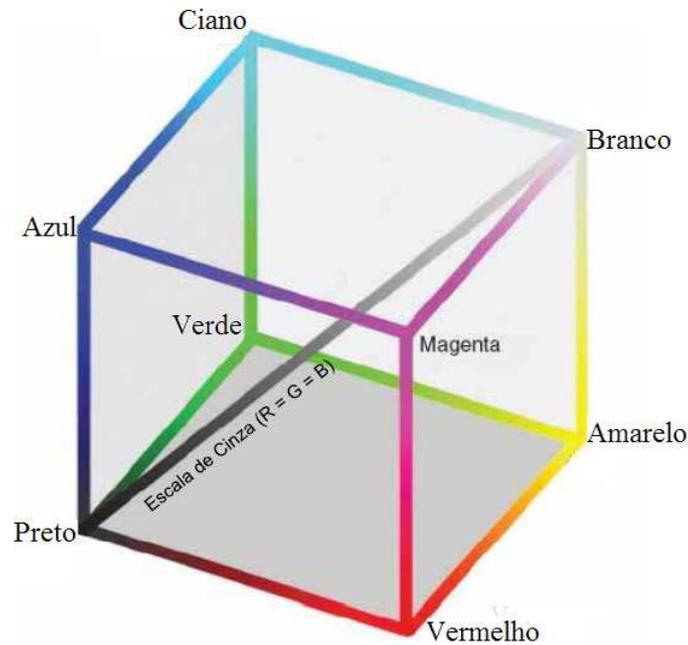


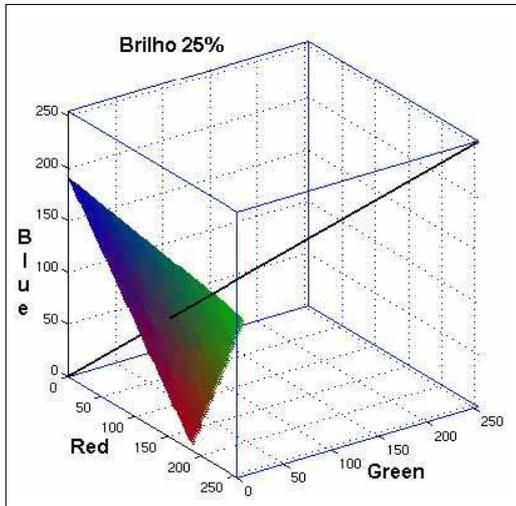
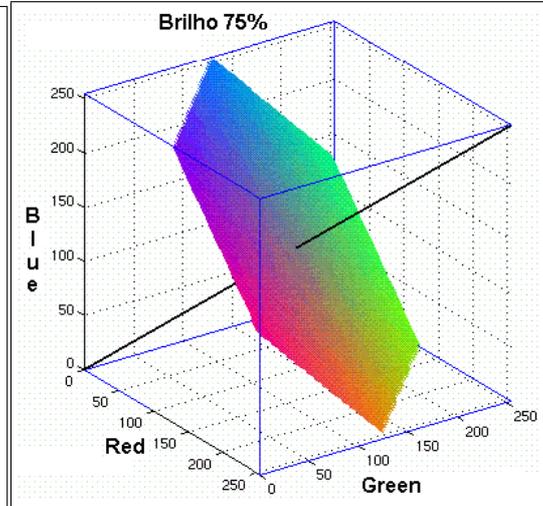
Figura 2.3: Cubo de Cores RGB.

dade. A saturação indica a taxa de diluição da cor pura pela cor branca [Gonzales and Woods, 2000]. Quanto menos branco a cor contém, mais saturada ela fica [Gomes and Velho, 1994]. O atributo *Value* representa a luminância e está vinculado à idéia de intensidade de iluminação.

O sólido de cor do modelo HSV é obtido a partir de projeções do cubo RGB nos planos perpendiculares ao longo da diagonal principal de escalas de cinzas [Gomes and Velho, 1994]. Existem diversos formatos para o sólido de cores HSV. Um dos formatos mais utilizados é uma pirâmide hexagonal. Os diferentes matizes estão representados na parte superior da pirâmide, a saturação é medida ao longo do eixo horizontal e a luminância é medida ao longo do eixo vertical [Pedrini and Schwartz, 2008].

As Figuras 2.4 e 2.5 ilustram o processo de geração do sólido HSV pela projeção do cubo RGB.

Na pirâmide hexagonal cada vértice da base representa uma das cores

Figura 2.4: *Brilho a 50%*Figura 2.5: *Brilho a 25%*

primárias (vermelho, verde, azul) e as cores complementares (amarelo, ciano, magenta). A saturação (S) varia de 0 a 1 ao longo do eixo vertical. A luminância (V “*Value*”) varia de 0 no pico da pirâmide (cor preta) até valor 1 na base, aonde as cores possuem valores máximos de luminância. A Figura 2.6 mostra a pirâmide hexagonal (“hexacone”) do modelo HSV.

Existem outros modelos freqüentemente comentados nas bibliografias que são utilizados para atender diferentes propósitos. Por exemplo, O CMY uti-

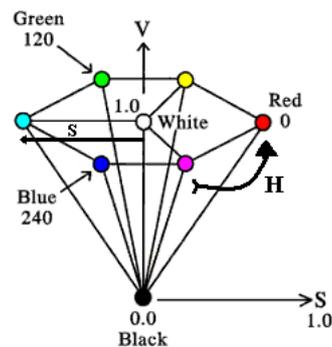


Figura 2.6: Pirâmide de Cores HSV

lizado em dispositivos de impressão, o YIQ e YUV utilizados em transmissão de vídeo e sistemas de televisão, o YCbCr para vídeos digitais, o XYZ para padronização teórica das cores, os UVW, Lab e Luv para garantir uniformidade perceptual [Gomes and Velho, 1994], [Medioni and Kang, 2005].

2.3 Processamento de Imagens Digitais

Processamento de imagens digitais consiste no conjunto de técnicas computacionais utilizadas para processar dados visuais presentes em imagens (sinais bidimensionais). O processamento de imagens digitais busca processar uma imagem, evidenciando determinadas partes, ou características da imagem, de modo que o resultado final, a “Imagem de Saída”, seja de melhor qualidade para uma determinada aplicação. O termo “melhor qualidade” é bastante relativo, visto que o processamento de imagem utilizado para melhorar uma informação visual aos olhos dos seres humanos pode não ser o mesmo utilizado para melhorar a visualização de uma máquina. As próximas seções apresentam técnicas de processamento de imagem utilizadas nos trabalhos práticos.

2.3.1 Morfologia Matemática

Morfologia matemática é uma ferramenta para a extração de componentes de imagens que sejam úteis na representação e descrição da forma de uma região, como fronteiras, esqueletos e fecho convexo [Gonzales and Woods, 2000]. A morfologia matemática compreende a área que estuda propriedades topológicas e estruturais dos objetos a partir de suas imagens [Gomes and Velho, 1994]. A linguagem utilizada pela morfologia matemática na representação e no processamento das informações es-

truturais dos objetos é a teoria de conjuntos [Pedrini and Schwartz, 2008], [Banon and Barreira, 1994].

O processamento utilizado na morfologia matemática é realizado a partir de um elemento estrutural básico denominado *elemento estruturante* [Gomes and Velho, 1994]. O elemento estruturante consiste em um subconjunto que interage com a imagem de forma a determinar propriedades topológicas e revelar informações estruturais dos objetos presentes na imagem. O elemento estruturante pode ser entendido como um tipo de máscara que varre toda a imagem realizando operações com os *pixels* delimitados por ela.

Erosão

O processo de erosão remove *pixels* de uma imagem, afinando estruturas. O principal objetivo é remover *pixels* que representam informações espúrias. Um exemplo disso são os *pixels* que assumiram seu valor acidentalmente [Banon and Barreira, 1994], ou por estarem dentro de uma faixa ruidosa ou porque estavam nas zonas de fronteira, entre uma área mais clara e outra mais escura assumindo um valor médio de brilho.

A erosão ocorre da seguinte forma: dado um elemento estruturante $B(x, y)$, que consiste em um subconjunto do plano que possui o ponto base (origem) (x, y) . E dado um outro subconjunto X do plano, a erosão do conjunto X por B é o conjunto $X \ominus B(x, y)$, formado por todos os pontos $(x, y) \in X$ tal que $B(x, y) \subset X$ [Gomes and Velho, 1994], isto é,

$$X \ominus B(x, y) = \{(x, y) \in X; \quad B(x, y) \subset X\}. \quad (2.1)$$

Dilatação

A operação de dilatação é usada para fechar buracos que são menores que a máscara definida em uma imagem binária [Banon and Barreira, 1994]. A dilatação de um conjunto X pelo elemento estrutural $B(x, y)$, $X \oplus B(x, y)$, é definida utilizando a seguinte operação de complementação de conjuntos:

$$X \oplus B(x, y) = (X^c \ominus B(x, y))^c, \quad (2.2)$$

onde o expoente c indica a operação de complemento. Desta forma defini-se a operação dilatação como:

$$X \oplus B(x, y) = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2; \quad B(x, y) \cap X \neq \emptyset\}, \quad (2.3)$$

ou seja, a operação de dilatação entre X e B é o conjunto dos pontos do plano para os quais o elemento estruturante B intercepta o conjunto X [Gomes and Velho, 1994].

Tipicamente a operação de dilatação expande objetos na imagem, enquanto a erosão a reduz [Gonzales and Woods, 2000]. Tal comportamento ocorre pois a dilatação acrescenta *pixels* nas bordas de objetos contidos na imagem, enquanto que a erosão remove *pixels* das bordas [MathWorks, 2004]. O número de *pixels* acrescentados ou removidos depende do tamanho e da forma do elemento estruturante utilizado no processamento da imagem. A Figura 2.7 ilustra o processo de dilatação. Nota-se que o elemento estruturante define a vizinhança de *pixels* de interesse. Todos os *pixels* cobertos pelo elemento estruturante participarão da operação de dilatação. Neste exemplo, a regra aplicada é atribuir valor 1 para o *pixel* de saída se qualquer um dos *pixels* da vizinhança coberta pelo elemento estruturante tiver valor 1 [MathWorks, 2004].

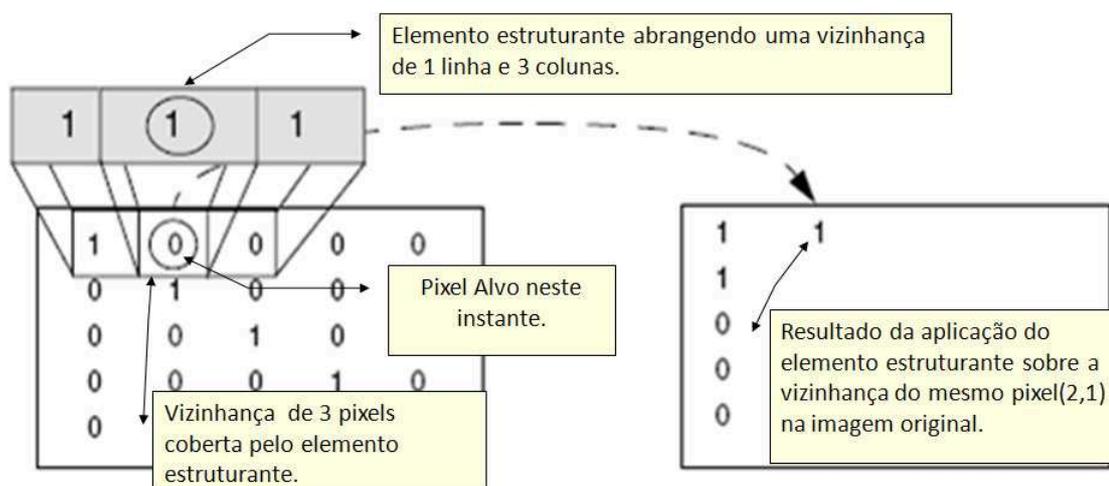


Figura 2.7: Operação Dilatação. Adaptado de [MathWorks, 2004].

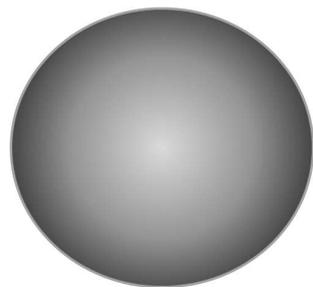
2.3.2 Segmentação de imagens - Método Watershed

O principal objetivo da segmentação é possibilitar uma análise semântica da cena em questão, fazendo a distinção entre os elementos que compõe a cena. A segmentação consiste em dividir a imagem em regiões que se espera corresponder às unidades estruturais da cena, ou seja, distinguir os elementos existentes na imagem [Russ, 1999].

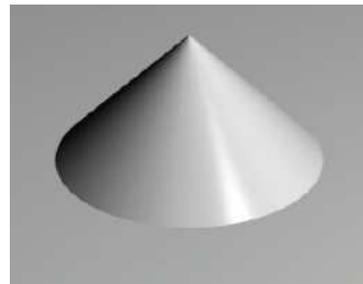
Durante o processo de segmentação cada objeto na imagem poderá representar uma região [Gonzales and Woods, 2000]. Após a segmentação a imagem estará dividida em regiões, de forma que cada região deve ser composta por *pixels* que possuem características similares [Pratt, 2001, Crósta, 1993]. Os principais critérios de semelhança adotados para particionar os *pixels* são: a intensidade, a distribuição de cores (ou graus de cinza) e a conectividade entre os *pixels* [Mubarak, 1997, Pratt, 2001], porém os critérios escolhidos variam de acordo com a aplicação [Gonzales and Woods, 2000].

Um método comumente usado para segmentação de regiões é o Divi-

sor de Águas ou *Watershed*. Para facilitar o entendimento do algoritmo de segmentação por divisor de águas, pode-se interpretar a imagem a ser segmentada como se fosse uma superfície topográfica, em que as intensidades dos pixels, ou ainda a distância dos pixels ao plano de fundo, correspondem a valores de altitude ou elevação dos pontos. Como se os valores de intensidade fossem valores de curvas de nível em um mapa topográfico. Dessa forma, o conjunto de pixels da imagem forma uma superfície composta por vales e picos [Pedrini and Schwartz, 2008, Russ, 2007]. A Figura 2.8 ilustra tal idéia.



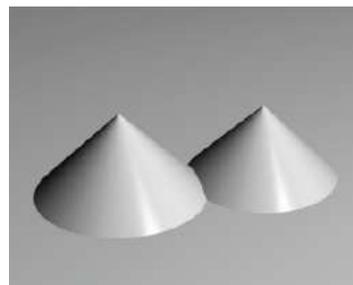
(a) Círculo em intensidade de graus de cinza.



(b) Superfície correspondente ao círculo.



(c) Estrutura composta



(d) Superfície correspondente à estrutura composta

Figura 2.8: Superfícies correspondentes à variação das intensidades nas imagens. Adaptado de [Russ, 2007]

Em seguida, um processo simula a inundação de toda a superfície. As

águas descem pelos montes e se encontram nos vales. Os vales entre duas ou mais montanhas são os lugares aonde as águas se encontram e são chamados divisores de água. O método *watershed* busca selecionar justamente o contorno que a água faz envolta destes vales. Pela simulação, o contorno representa as linhas desenhadas pelas águas vistas de cima da superfície. A figura 2.9 mostra a segmentação watershed realizada com uma imagem. A

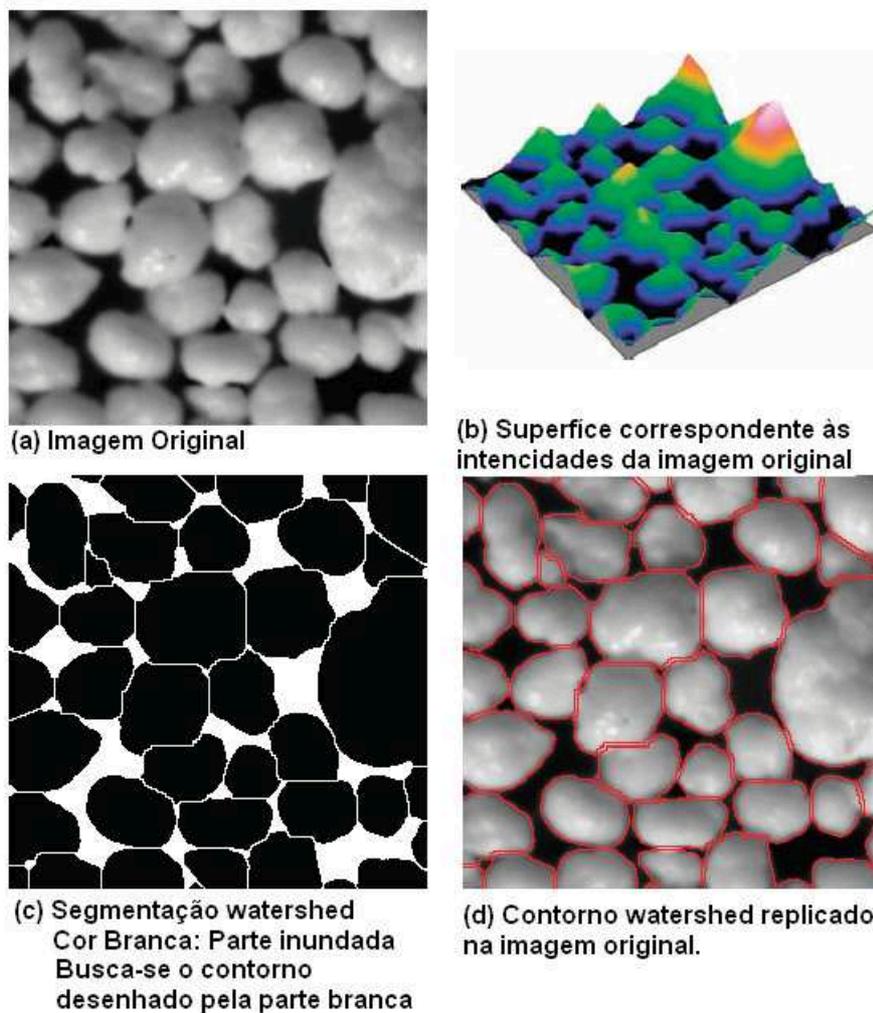


Figura 2.9: Processo de segmentação Watershed. Adaptado de [Russ, 2007].

segmentação por divisor de águas (*watershed*) é sensível à presença de ruídos, que podem aparecer com intensidades mais altas ou mais baixas na imagem, gerando falsos picos e vales na superfície [Pedrini and Schwartz, 2008, Russ, 2007]. Tais eventos levam o algoritmo a gerar um excesso de regiões (sobre-segmentação).

Em [Pedrini and Schwartz, 2008] os autores comentam que existem diversos algoritmos desenvolvidos para segmentar imagens pelo método Watershed. Tais algoritmos podem ser classificados como algoritmos seqüenciais ([Beucher and Lantéjoul, 1979, Beucher and Meyer, 1993]) e algoritmos paralelos ([Bieniek et al., 1997, Roerdink and Meijster, 1997]).

2.3.3 Detecção de Bordas

Uma borda é o limite ou fronteira entre duas regiões com propriedades relativamente distintas de nível de cinza [Gonzales and Woods, 2000, Pedrini and Schwartz, 2008]. As bordas representam discontinuidades significativas nos níveis de cinza. Deste modo, a detecção de bordas é, essencialmente, a operação de identificação de mudanças locais significativas nos níveis de cinza da imagem [Pedrini and Schwartz, 2008]. Busca-se encontrar os locais aonde o gradiente da intensidade é suficientemente grande para ser tomado como um indicador confiável que a região em questão é a borda de um objeto [Davies, 2005].

Os métodos mais comuns de detecção de bordas utilizam operadores (máscaras) bidimensionais quadradas que varrem a imagem efetuando operações pixel a pixel. Pode-se equacionar a operação como $g(x, y) = T[f(x, y)]$, onde f é a imagem de entrada, g é a imagem processada, e T é o operador aplicado sobre os pixels (x, y) da imagem f . Cada pixel $f(x, y)$ será convertido no seu correspondente $g(x, y)$ após a aplicação do operador T .

Para aplicar o operador T em toda a imagem de entrada, o centro da máscara T é movido pixel a pixel ao longo de toda a imagem. Iniciando, por exemplo, no canto superior esquerdo e deslocando para cada pixel, um a um, buscando-se obter o novo valor correspondente em g .

O valor de cada pixel (x, y) da imagem de saída, será dado em função de toda a vizinhança do mesmo pixel (x, y) que foi envolvida pela máscara na imagem original. Ou seja, o valor de cada um dos pixels $g(x, y)$ será calculado em função da área coberta por T em torno do pixel $f(x, y)$. A figura 2.10 ilustra a aplicação de um operador quadrado 3 X 3. Como pode ser visto na

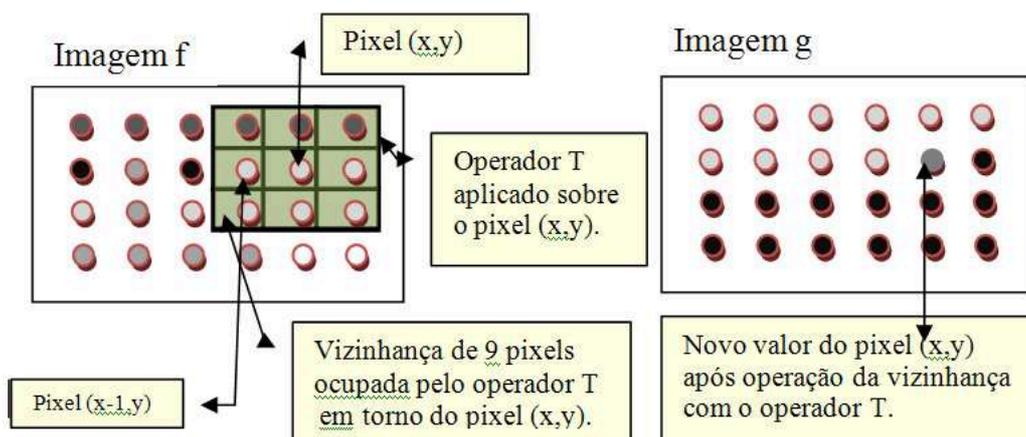


Figura 2.10: Aplicação de operadores (máscaras) para detecção de bordas em imagens.

figura, toda a vizinhança influencia no novo valor assumido pelo pixel que está no centro da máscara. Porém, cada pixel que compõe a vizinhança pode influenciar mais ou menos no valor final. Quem define o peso que cada pixel possuirá é o coeficiente que cada célula da máscara possui. O peso de um pixel será igual ao valor do coeficiente da célula que o envolveu.

A figura 2.11 mostra o processo de cálculo realizado ao se aplicar uma máscara quadrada 3 X 3. Os valores “A”, “B”, “C”, “D”, “E”, “F”,

“G”, “H” e “I”, apresentados na figura 2.11, representam os coeficientes do operador e são os pesos atribuídos a cada um dos vizinhos do pixel central. O valor N é um fator de visibilidade da máscara. Todos estes valores variam conforme o objetivo do método de detecção adotado.

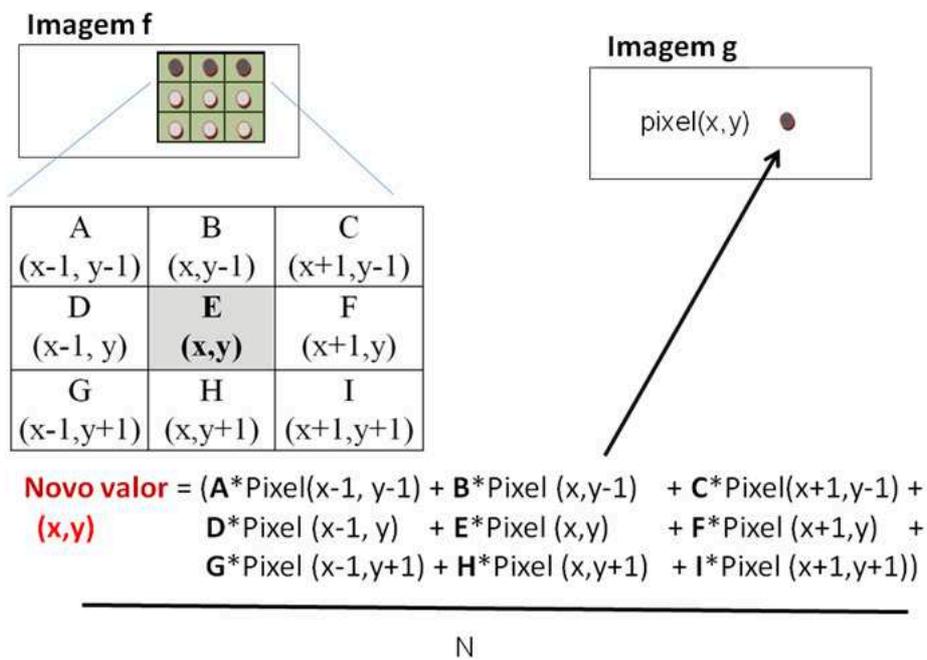


Figura 2.11: Coeficientes das máscaras conferindo pesos diferentes à cada elemento da vizinhança coberta pelo operador.

Os principais operadores adotados para detecção de bordas são o operador de *Roberts* para bordas com inclinação de 90° e 180° .

$$180^\circ \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad 90^\circ \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

O operador de *Sobel*, para bordas com inclinação de 90° e 180° .

$$180^\circ \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 2 \end{bmatrix} \quad 90^\circ \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

O operador de *Prewitt* para bordas com inclinação de 180° e 90°

$$180^\circ \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad 90^\circ \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

O operador de *Kirsch* que consiste em oito máscaras orientadas sucessivamente a cada 45° .

$$\begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}$$

Outro método bastante utilizado é o método de *Canny*, que detecta bordas precisamente, mesmo com certo grau de ruído nas imagens [National-Instruments, 2005]. A figura 2.12 mostra o resultado da aplicação dos operadores Sobel, Prewitt, Roberts, Canny e Kirsch em uma mesma imagem.

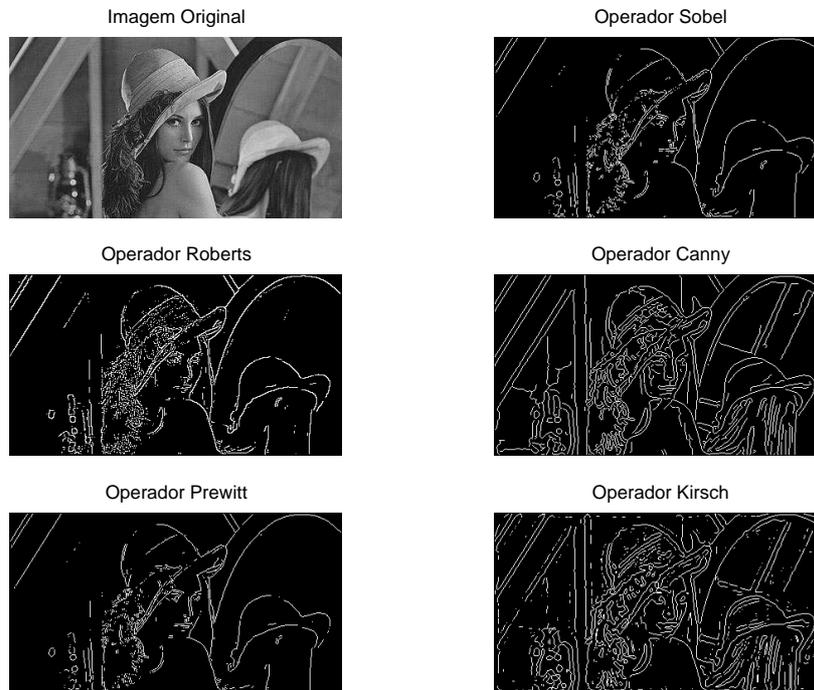


Figura 2.12: Detecção de bordas utilizando os principais operadores

2.4 Processos Siderúrgicos

Pretende-se apresentar nesta secção o processo siderúrgico, descrevendo brevemente suas principais etapas, desde o beneficiamento da matéria prima até a inspeção do produto final. A ambientação com as atividades siderúrgicas torna mais fácil o entendimento das aplicações de visão que foram desenvolvidas para os processos. Após a apresentação dos processos as aplicações serão comentadas nos próximos capítulos.

Não se sabe com precisão quando se iniciou a produção de metais. Os textos mais antigos que se conhece, como a Epopéia de Gilgamesh (3000 a.C.), o livro sagrado hindu Mahabarata (2000 a.C.), o Genesis Bíblico (1000 a.C) e a Odisséia de Homero (800 a.C.) já falam sobre utensílios de metal ou pessoas

que sabiam tratá-lo. Provavelmente a origem da siderurgia, ou metalurgia do ferro, ocorreu com o aparecimento do primeiro metal, quando pedras de minério de ferro, que circundavam fogueiras para aquecer cavernas no período neolítico, foram reduzidas a metal pelo calor e em contato com a madeira carbonizada [de Araújo, 1969]. Oficialmente, a história da siderurgia iniciou-se no ano 1000 a.C. com o início da idade do ferro [Mourão et al., 2007]. A partir daí a evolução tecnológica da humanidade vem correndo paralelamente ao progresso efetuado no campo dos metais [Christiensen, 1970].

Os processos siderúrgicos utilizados na transformação do minério de ferro em produtos de aço evoluíram com a civilização, porém o princípio ainda é o mesmo. Trata-se de utilizar uma fonte de carbono reagindo com um sopro de ar para extrair o ferro do minério e para fornecer energia necessária ao processo [Mourão et al., 2007]. O minério de ferro encontra-se geralmente em forma de óxidos, e para remover o oxigênio destes óxidos, obtendo-se ferro, utiliza-se principalmente o carbono presente no carvão. As próximas seções apresentam as etapas modernas do processo siderúrgico (transformação do minério de ferro em aço), desde a extração do minério até a inspeção do produto acabado.

2.4.1 Mineração: Tratamento de Minério

Para melhor entender o processo de mineração faz-se necessário a explanação de alguns termos que pretende-se definir sucintamente agora. *Mineral* é todo composto químico inorgânico de composição definida encontrado em estado natural na crosta da Terra [Ladeira, 1971]. *Rocha* é um agregado sólido de um ou mais minerais. *Minério* é toda rocha constituída de um mineral ou agregado de minerais possíveis de serem aproveitados economicamente. A parte do minério que não é aproveitada é denominada *ganga* e a parte que é

aproveitada é chamada *mineral ou mineral-minério* [da Luz and Lins, 2004].

Conhece-se atualmente mais de 2000 tipos de minerais [Penha, 2003]. Deste total interessa para a siderurgia principalmente os minérios de ferro. Os principais minérios de ferro são a Magnetita (Fe_3O_4) a Hematita (Fe_2O_3), a Limonita ($Fe_2O_3 \cdot nH_2O$) a Siderita ($Fe \cdot CO_3$), a e a Pirita (FeS_2) [Morar et al., 1999, Ladeira, 1971]. A maioria dos minérios de ferro brasileiros extraídos são hematíticos com altos teores de ferro (até 70%) e pouca ganga [Mourão et al., 2007]. O processo de tratamento de minério visa separar os minerais de interesse da ganga gerando concentrados de minério e rejeitos. A seguir apresenta-se as etapas unitárias do tratamento de minério. As operações unitárias podem ser aplicadas isoladamente ou de forma conjunta, dependendo do tipo de mineral ou do processo que se destina o produto final [Penha, 2003].

Cominuição

A primeira etapa de tratamento do minério após sua extração denomina-se Cominuição. O processo de cominuição visa adequar a distribuição granulométrica (tamanhos dos fragmentos) do minério para a etapa de concentração. O principal objetivo é a redução do tamanho dos grãos para a ordem de milímetros, de maneira que o processo de separação do mineral da ganga seja facilitado. A etapa de Cominuição tipicamente é realizada por meio da britagem e moagem do minério [Mourão et al., 2007, Dutra, 2004].

Após a cominuição, os grãos do minério encontram-se liberados da ganga, porém ainda encontram-se misturados. A separação física ocorrerá em outra etapa denominada Concentração. Porém antes da Concentração existe outro processo denominado Separação Granulométrica.

Separação ou Classificação Granulométrica

Classificação é o processo que visa separar por tamanho os diferentes grãos de minerais. O objetivo é ajustar a granulometria dos produtos para a comercialização ou para as etapas subseqüentes do processo. A separação é realizada tipicamente pelos processos de peneiramento e ciclonação [de Araújo, 1969].

Após a separação, cada grupo granulométrico é enviado para os devidos locais de tratamento. Minérios com granulometria entre 8mm e 50mm são ideais para a carga do forno de redução. Os minérios com granulometria inferior a 8mm sofrerão outros processos, começando pela Concentração [Gerdau, 2003, Mourão et al., 2007].

Concentração

O principal objetivo da etapa de concentração é a recuperação dos minerais úteis existentes nos minérios da maneira mais concentrada possível [Dutra, 2004]. Neste processo separa-se o minério que se deseja concentrar da ganga [Mourão et al., 2007]. A separação é efetuada utilizando as propriedades que permitem diferenciar os minerais. Tais propriedades podem ser a cor, a densidade, o brilho, a suscetibilidade magnética, condutividade elétrica, molhabilidade superficial, solubilidade e o tamanho das partículas [Penha, 2003, Dutra, 2004].

Um dos principais processos de concentração é a flotação. A flotação se destaca no tratamento de minérios devido à sua versatilidade e alta seletividade, viabilizando a obtenção de concentrados com elevados teores do mineral que se deseja separar [Dutra, 2004]. O processo se baseia nas diferenças entre as propriedades físico-químicas das regiões superficiais dos minerais que são depositados numa solução aquosa. A solução sofre agitação e possui um fluxo

de ar sendo soprado em sua base. A utilização de determinados reagentes permite que as bolhas de ar absorvam seletivamente determinados minerais e os transportem para a superfície aonde vão sendo acumulados (concentrados) e posteriormente coletados. O equipamento mais eficiente de flotação denomina-se Coluna de Flotação.

O concentrado de minério obtido na flotação ainda passa por mais duas operações unitárias a fim de perder a água em que está depositado. As etapas unitárias que separam o concentrado de minério da água são o Desaguamento e a Secagem que buscam remover a água do concentrado de minério [da Luz and Lins, 2004]. A Figura 2.13 mostra as principais etapas de beneficiamento do minério.

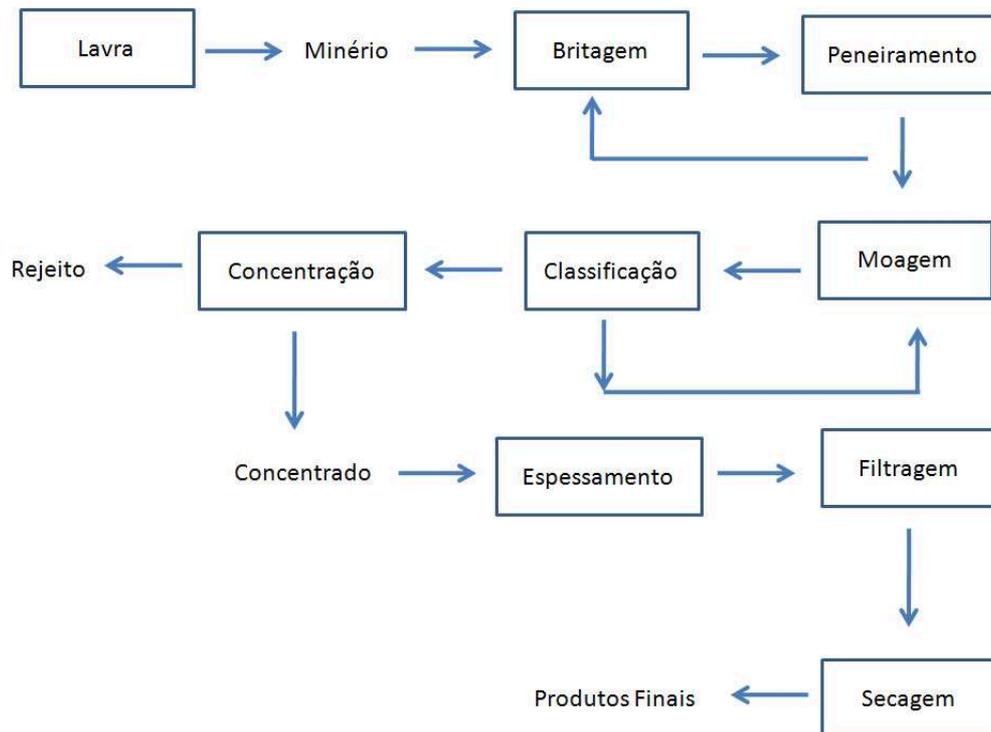


Figura 2.13: Etapas de tratamento de minério [da Luz and Lins, 2004]

2.4.2 Coqueificação

O processo de coqueificação tem grande importância na produtividade e rentabilidade de uma indústria siderúrgica integrada [Coelho et al., 2004]. O processo de coqueificação, efetuado nas coquearias, busca decompor as moléculas mais complexas do carvão, liberando compostos gasosos mais simples que compõe a sua estrutura e gerando um resíduo carbonoso sólido denominado coque. O coque é um produto de importância expressiva nas etapas de produção do ferro gusa, visto que é o principal elemento redutor utilizado nos alto-fornos [Coelho et al., 2004].

A coqueificação efetua a destilação fracionada do carvão em baterias de fornos apropriados para o processo, submetendo-o a altas temperaturas em ambiente anaeróbico (evitando perdas de carbono devido à reações com oxigênio). O processo de coqueificação gera importantes subprodutos que são utilizados na própria usina ou podem ser comercializados, como os produtos carboquímicos. O coque obtido nas coquearias é enviado para os alto-fornos e para o processo de aglomeração aonde participará da formação do sinter no processo de sinterização.

2.4.3 Aglomeração: Sinterização e Pelotização

A necessidade de se aproveitar comercialmente as partículas finas, resultantes dos processos de beneficiamento de minério, provocou o desenvolvimento da tecnologia de aglomeração que também reduz o impacto ambiental causado pela geração de grãos finos. Busca-se obter aglomerados de granulometria maior que possibilitem a sua utilização em processos metalúrgicos. Os principais processos de aglomeração são a sinterização, a pelotização e a briquetagem.

Pelotização

A pelletização busca aglomerar finos de minérios e outros materiais sob a forma de esferas (“pelotas”). Nos processos de pelletização o minério de ferro é moído e umedecido para formar um aglomerado com cal. O aglomerado é depositado em tambores ou discos rotatórios. Conforme o tambor gira, os materiais se aglutinam e vão assumindo a forma de pelotas. Após a formação, submete-se as pelotas à secagem e a queima a fim de consolidarem e adquirirem resistência mecânica.

Sinterização

O processo de sinterização consiste em aglomerar, por fusão incipiente, uma mistura de grãos finos de minério, combustível sólido (coque, carvão vegetal ou madeira), fundentes (cal) e água [Mourão et al., 2007, de Araújo, 1969]. Durante o aquecimento da mistura a temperatura atinge por certo tempo

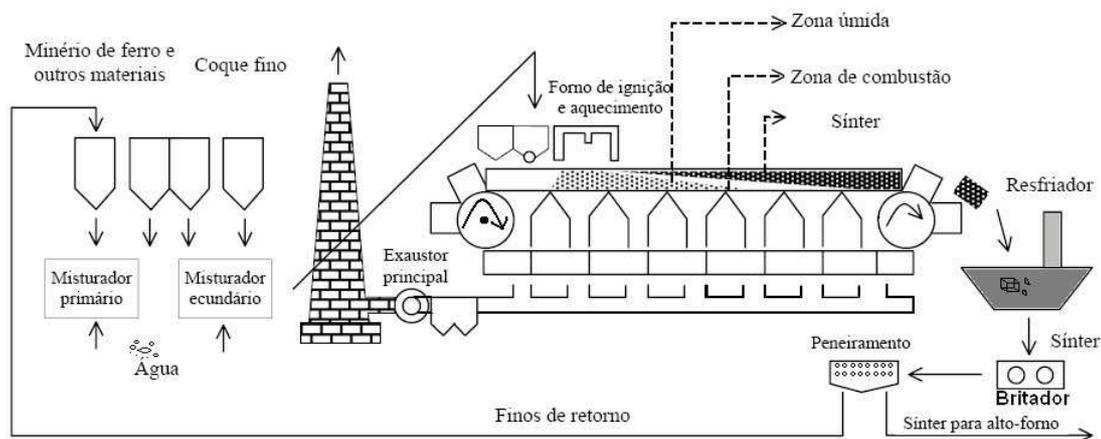


Figura 2.14: Máquina de Sínter. Adaptado de [Mourão et al., 1993] citado por [da Luz and Lins, 2004]

1000 a 1300°C, ou seja, pouco abaixo do ponto de fusão dos minerais. Nesta temperatura o formato da geometria molecular dos cristais favorece a união

das partículas pelas regiões de contato. Devido à maior movimentação, sob temperaturas próximas ao ponto de fusão, íons ou moléculas difundem-se nos cristais vizinhos e causam aglomeração. A mistura aglutinada recebe o nome de sinter. Após a formação, o sinter sofre resfriamento e segue para as etapas de britagem e peneiramento que lhe conferem granulometria ideal para carga nos alto-fornos [Honorato, 2005, Vieira et al., 2004]. A Figura 2.14 ilustra o funcionamento de uma máquina de sinter.

2.4.4 Alto-Forno

O alto-forno é um reator metalúrgico que busca reduzir os óxidos de ferro presentes no minério em ferro gusa utilizando substâncias redutoras carbonosas (coque ou carvão vegetal) e fundentes (cal, dolomita) para remoção de impurezas. O produto do alto-forno é o ferro gusa, que consiste em uma solução ferro-carbono composta de 90 a 95% de ferro, 3,0 a 4,5% de carbono e outros elementos de liga como silício, manganês e cromo.

A forma de um alto-forno é de dois troncos de cone ociosos unidos pelas bases maiores e atinge, em média, 20 a 30 metros de altura. O alto-forno possui uma abertura superior (topo) por onde se introduz a carga sólida composta de minério, coque, sinter e fundentes. No processo de carga do alto-forno o coque e a carga metálica são colocados em camadas intercaladas, visando aumentar a área de contato, facilitando assim as reações de redução.

O processo de redução dos óxidos de ferro ocorre à medida que a carga sólida (minério, elemento redutor e fundentes) desce em contracorrente a subida dos gases (resultantes das reações químicas internas) e ao ar soprado pelas ventaneiras que ficam localizadas na base do alto-forno. O alto-forno é considerado o reator mais complexo da metalurgia aonde ocorrem centenas de reações químicas, encontram-se matéria nos três estados físicos e as

temperaturas variam mais de 2000°C [Mourão et al., 2007].

Simplificando o processo diz-se que o ar quente soprado pelas ventaneiras fornecem energia e oxigênio para a queima dos componentes carbonosos que liberam gases durante a combustão, por exemplo o CO . Estes gases, provenientes da queima do carbono, possuem efeito redutor e irão remover oxigênio dos óxidos de ferro que constituem o minério. Os átomos de ferro livres do oxigênio formarão o ferro gusa, uma solução líquida com átomos de carbono provenientes do coque e outras fontes de carbono. A Figura 2.15 mostra o corpo do alto-forno e suas partes principais que são:

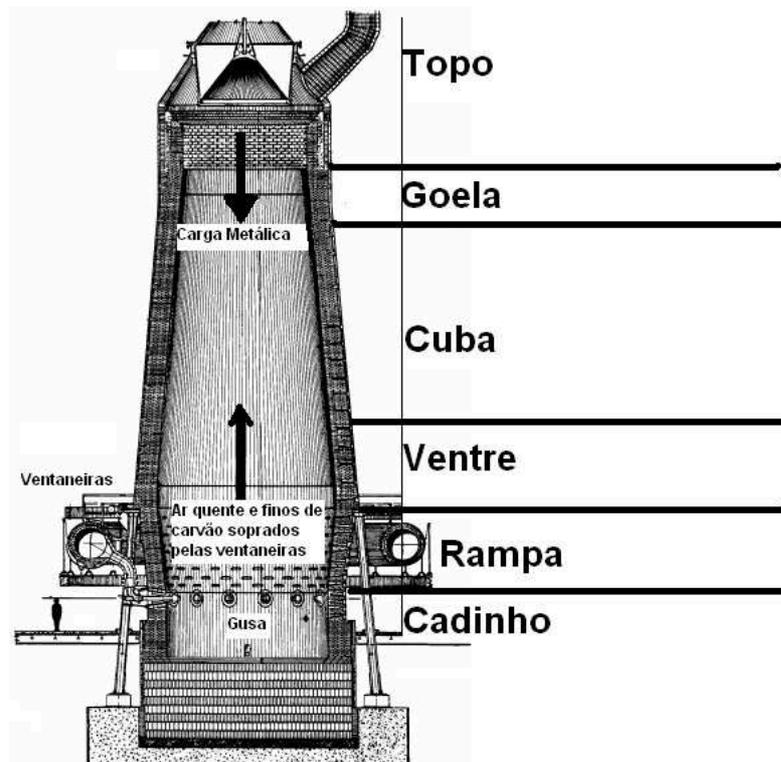


Figura 2.15: O Alto-Forno. Adaptado de [Moreira, 2003] e [Gerdau, 2003]

1. Goela: Parte superior do alto-forno aonde a carga é depositada em camadas alternadas coque-carga metálica.

2. Cuba: Região abaixo do topo onde ocorrem as principais reações de redução gás/sólido. Consiste na maior parte do alto-forno.
3. Ventre: Parte cilíndrica que une a rampa a cuba. Encontram-se massas semifundidas de carga metálica e grande oscilação de temperatura.
4. Rampa: Região logo acima das ventaneiras onde ocorre a combustão do coque. O formato de tronco de cone invertido, com o maior diâmetro na parte superior, auxilia a sustentar a carga no interior do forno.
5. Cadinho: Região cilíndrica que compõe a parte inferior do alto-forno onde o material líquido (gusa) e a escória são armazenados. No cadinho o gusa e a escória se separam por decantação. Na parte inferior do cadinho localizam-se as regiões chamadas “furos de gusa”, nos quais são feitas perfurações periódicas para extração do gusa e da escória. Cada extração realizada periodicamente denomina-se corrida de gusa.

Após sua extração, deposita-se o ferro gusa em vagões apropriados denominados carros torpedo. Utiliza-se os carros torpedo para transportar o gusa, ainda em estado líquido, para a Aciaria, aonde será convertido em aço.

2.4.5 Aciaria: Fabricação do Aço Líquido

Aço é uma liga metálica ferro-carbono que contém entre 0,0025% e 2,0% do peso em carbono e outros elementos de liga [Colpaert, 1975], [Mourão et al., 2007]. O aço é obtido a partir do refino do ferro-gusa. Converte-se o gusa em aço buscando conferir determinadas propriedades metalúrgicas à liga metálica. Por exemplo, a quantidade de impurezas (carbono, silício, fósforo, enxofre) presentes no gusa dificulta ou impede sua conformação mecânica. Para converter ferro gusa em aço é necessário reduzir

as taxas de impurezas e adicionar elementos de liga como Manganês, Cobre, Níquel, Cromo, Nióbio, Titânio, Tungstênio, Vanádio ou mesmo Carbono, Silício, Fósforo e Enxofre, inicialmente tratados como impurezas.

Atualmente o método mais utilizado para conversão do gusa em aço é o chamado LD (em homenagem as cidades Linz e Donawitz) e suas variantes. Pelo método LD sopra-se oxigênio diretamente no gusa líquido, dentro de um recipiente chamado convertedor, visando remover as impurezas e acrescentando-se elementos de liga por adição de sucata rica nestes elementos.

Pelo processo mais comum, o convertedor que inicialmente se encontra na posição vertical, bascula para um dos lados para efetuar a carga de sucata sólida. Em seguida, o convertedor bascula para o outro lado para ser carregado com gusa líquido. Após a carga do gusa líquido o convertedor retorna para a posição vertical ocorrendo a descida da lança e início do sopro de oxigênio. A Figura 2.16 mostra o processo de uma aciaria LD. Após a sua obtenção, o aço líquido é enviado para as etapas de lingotamento, cujo objetivo é solidificar o aço em formas, obtendo dimensões físicas pré-determinadas.

2.4.6 Lingotamento

Os processos de lingotamento tem como objetivo solidificar o aço em moldes com dimensões predefinidas, de tal forma que possa ser utilizado em outras etapas da cadeia produtiva [Garcia et al., 2006], [Mourão et al., 2007]. Os moldes possuem diversas formas e dimensões que variam conforme o produto a ser fabricado. Os dois principais métodos de lingotamento são o método convencional e o método contínuo.

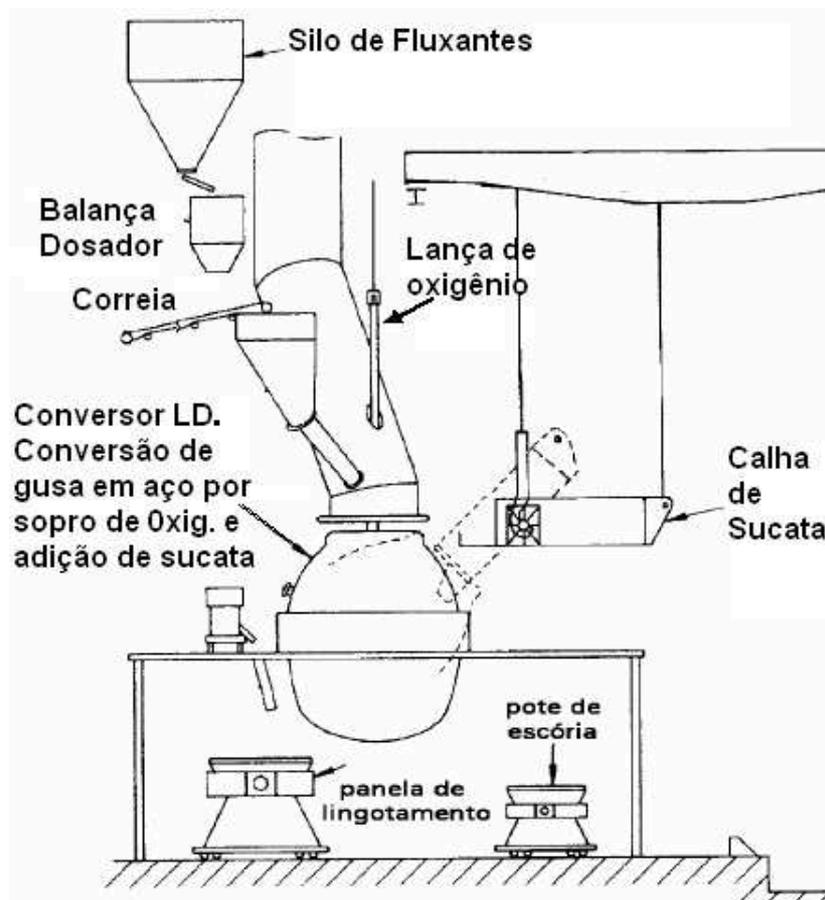


Figura 2.16: Aciaria LD. Adaptado de [Moreira, 2003]

Lingotamento Convencional

Pelo lingotamento convencional o aço líquido, depois de pronto, é depositado em formas individuais com formato de tronco de pirâmide denominadas lingoteiras. O aço líquido permanece no interior das lingoteiras resfriando até ser completamente solidificado. Após a solidificação, uma ponte rolante dotada de grandes pinças remove o material do interior da lingoteira por um processo denominado estripamento. O resultado da solidificação do aço líquido na lingoteira é um produto chamado lingote, que deve ser reaquecido em fornos-poços [Braga and Salis, 2002] e posteriormente laminados

para a produção de placas, blocos e tarugos [Mourão et al., 2007]. Os lingotes tipicamente podem variar de 3 a 23 toneladas, com formatos que variam em função dos processos de conformação (laminação) que sofrerão posteriormente. A Figura 2.17 mostra o esquema de fabricação do lingote, desde o vazamento do aço líquido, passando pela solidificação do aço nas lingoteiras até o envio do produto para o forno de reaquecimento da linha de laminação.

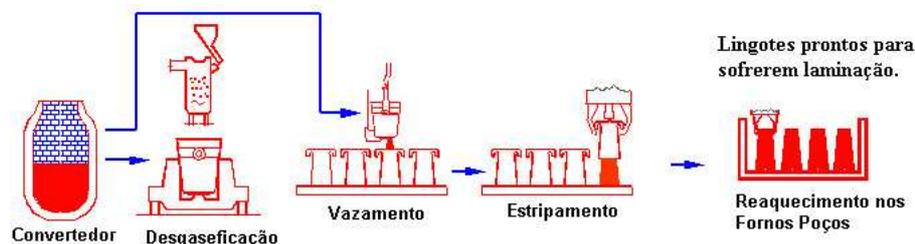


Figura 2.17: Lingotamento Convencional. Adaptado de [Salis, 2007]

Lingotamento Contínuo

O lingotamento contínuo, ao contrário do lingotamento convencional, produz placas, blocos, tarugos [Mourão et al., 2007] e tiras [Spinelli et al., 2002] diretamente, sem a necessidade de efetuar laminação. O formato do produto é dado em função do molde utilizado para solidificar o aço líquido. Não há necessidade de aplicar esforço mecânico para realizar a conformação do material. A Figura 2.18 mostra uma máquina de lingotamento contínuo. Basicamente o processo de solidificação do aço, utilizando uma máquina de lingotamento contínuo ocorre da seguinte forma: o aço líquido obtido na aciaria é transportado dentro de um recipiente denominado panela por uma ponte rolante até a máquina de lingotamento. O aço líquido é então vazado verticalmente em um recipiente (1) localizado na parte superior da máquina de lingotamento sobre a torre de operação (2). Em seguida o aço líquido é transferido

para o distribuidor (3). Do distribuidor o aço líquido é depositado continuamente no molde (4) (ou nos moldes) de cobre refrigerado. O molde efetua movimentos verticais a fim de facilitar o escoamento uniforme do aço líquido para dentro do molde [de Araújo, 2003, Garcia et al., 2006, Mourão et al., 2007].

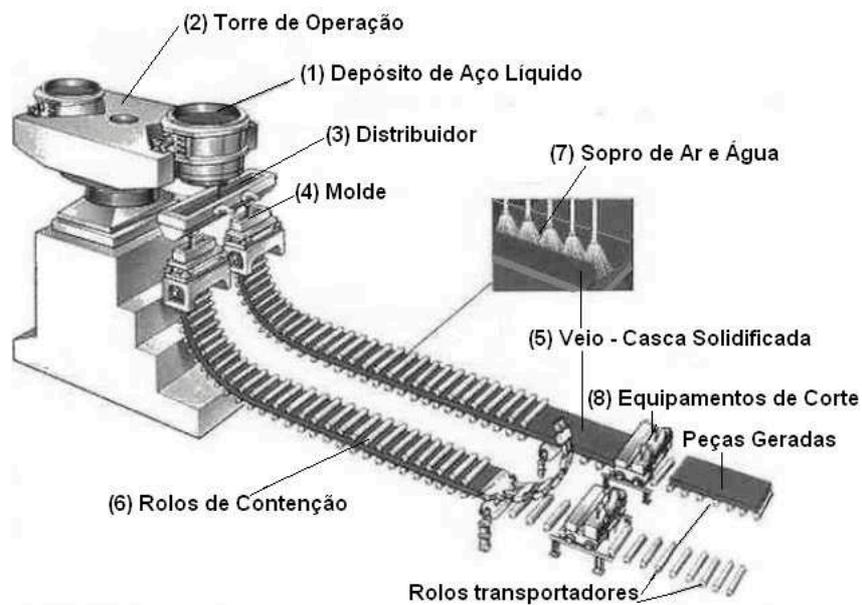


Figura 2.18: Lingotamento Contínuo. Adaptado de [Susaki, 2002]

No interior do molde, o resfriamento inicia-se nas regiões superficiais do aço que estão em contato com as paredes por onde circula água. O resfriamento causado pelas paredes do molde solidifica imediatamente a parte do aço que está em contato com ele, levando a formação de uma casca solidificada (5) denominada veio. A casca solidificada auxilia a comportar o restante do material ainda líquido. Após a formação da casca o material é conduzido pelo caminho de rolos de contenção (6). Durante o percurso pelo caminho de rolos o resfriamento prossegue devido à atuação de borrifadores de água e ar (7). No final do percurso o veio de aço formado é cortado segundo especificações pré-estabelecidas pelos equipamentos de corte(8) [de Araújo, 2003],

[Garcia et al., 2006], [Mourão et al., 2007].

Tanto os lingotes gerados pelo processo de lingotamento convencional como os produtos gerados pelo lingotamento contínuo podem continuar na cadeia de produção, seguindo para as linhas de laminação, onde serão convertidos em outros subprodutos.

2.4.7 Laminação

A laminação é um processo que consiste em modificar a forma de um corpo sólido por meio da passagem entre dois cilindros cuja distância é menor do que sua seção transversal [Mourão et al., 2007, dos Santos, 1965]. Como o corpo original possui seção maior que a distância entre os cilindros, a sua passagem resultará em uma deformação plástica, levando a redução da seção transversal e no aumento do comprimento do corpo. Pode-se dizer portanto, que o principal propósito da laminação é alterar a geometria e reduzir a seção do produto laminado [de Araújo, 1969]. A Figura 2.19 destaca o processo de conformação mecânica ocorrido na passagem de um corpo sólido por entre os cilindros durante a laminação.

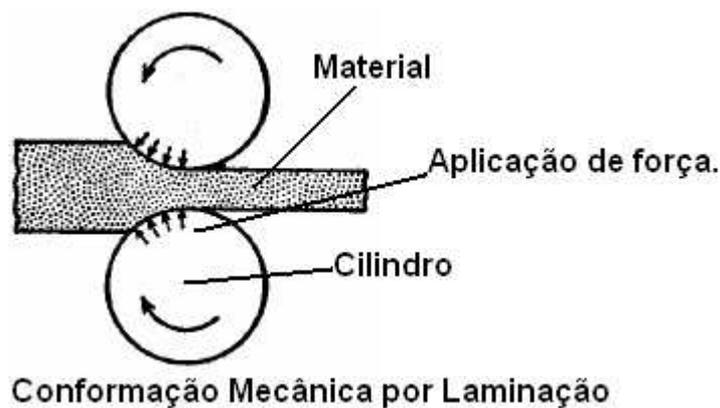


Figura 2.19: Conformação mecânica durante o processo de laminação. Adaptado de [dos Santos, 1965]

Tanto os lingotes do lingotamento convencional quanto as placas, blocos e tarugos do lingotamento contínuo podem ser laminados a fim de gerarem novos produtos. Estes novos produtos poderão ser novamente processados dentro da própria usina ou então serem encaminhados para os clientes onde sofrerão novos processos ou serão utilizados na aplicação final.

As peças geradas pela laminação de lingotes são placas, blocos, tarugos e chapas. As placas, blocos e tarugos também podem ser laminadas visando fabricar vergalhões, barras, perfis estruturais, vigas, cantoneiras, trilhos de trem, fio-máquina, chapas finas, chapas grossas entre outros. A Figura 2.20 exibe os principais produtos gerados pela laminação de lingotes e pela laminação de placas, blocos e tarugos.

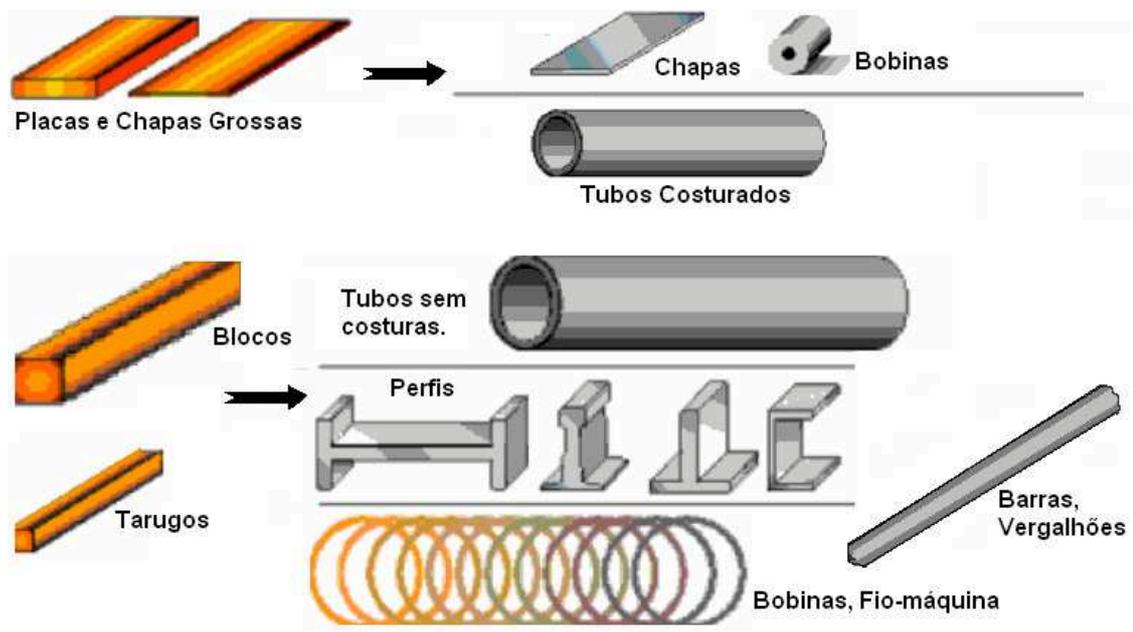


Figura 2.20: Laminação de placas, blocos e tarugos

A laminação dos produtos fabricados na etapa de lingotamento é normalmente realizada “à quente”. Isto quer dizer que o material será aquecido antes de ser laminado. O objetivo de aquecer o material antes da laminação

é reduzir a resistência que o corpo sólido tem à conformação plástica. O material cuja temperatura está acima da temperatura de recristalização possui baixa resistência à conformação mecânica sofrida no processo de laminação. Os fornos destinados a aquecer o material para a laminação são chamados fornos de reaquecimento [Hauck and Laia, 2003].

Além dos fornos de reaquecimento e dos laminadores, em uma linha de laminação à quente existem outros equipamentos típicos que são as escarfadeiras e os equipamentos de corte. As escarfadeiras buscam remover impurezas e pequenos defeitos superficiais da peça de aço, aplicando-se à superfície oxigênio e gás combustível, usualmente por meio de uma intensa chama. O objetivo da escarfagem é oxidar a parte superficial do corpo de aço, gerar elevadas temperaturas para fundir a parte oxidada, e então removê-la da peça [Fieser et al., 1981] com jatos de ar ou água. Os equipamentos de corte são as chamadas tesouras (guilhotina ou volantes) e as serras (fixas, móveis). O principal objetivo dos equipamentos de corte é remover partes indesejáveis das peças ou cortar uma peça de maior comprimento (tripa ou viga) gerando peças de menor comprimento.

No final da laminação os produtos fabricados ficam resfriando em “leitões de resfriamento” quando necessário. Ao encerrar o resfriamento os produtos seguem para as etapas de acabamento, cujo objetivo é efetuar o controle de qualidade do produto final.

2.4.8 Acabamento e Despacho

As etapas de Acabamento e Despacho buscam inspecionar o produto final, corrigir pequenos problemas referentes à qualidade, “empacotar” e encaminhar o produto para os clientes. Alguns processos de acabamento possuem linhas de inspeção [Oliveira et al., 2007] que efetuam ensaios com o

produto final buscando encontrar não conformidades (defeitos superficiais e dimensões fora da faixa especificada). As atividades realizadas pelos processos de inspeção dos produtos acabados envolvem:

- Inspeção por partículas magnéticas fluorescentes que realçam defeitos superficiais;
- Inspeção por ultra som para detecção de defeitos internos;
- Execução de Jatos de granalha para remoção de impurezas superficiais [de Araújo, 1969];
- Execução do Esmerilhamento para remoção de defeitos ou verificação do tipo de aço.

Após os ensaios para garantia da qualidade, o produto deve ser “empacotado” e despachado para o cliente. O processo de empacotamento varia de acordo com o produto e com o cliente em questão. Pode-se existir padrões de empilhamento e agrupamento dos produtos (evitar amassos, arranhões, quedas, quebras, sobrepesos). Determinados produtos além de empilhados também devem ser amarrados (“cintados”). Por fim, após a preparação dos produtos, eles são enviados para os clientes.

Os produtos exportados geralmente são encaminhados aos portos por malhas ferroviárias ou rodoviárias (dependendo do peso). Os produtos destinados ao próprio país (“vendas domésticas”) podem ser distribuídos por ferrovias, por navios ou mesmo por rodovias, dependendo do peso e da distância.

A seção atual buscou apresentar as principais etapas do processo siderúrgico. A exposição dos processos siderúrgicos busca facilitar a compreensão da revisão bibliográfica descrita no próximo capítulo e dos trabalhos práticos discutidos no capítulo 4.

Capítulo 3

Aplicações de Visão Computacional na Indústria Siderúrgica

”A criatividade é o recurso mais fecundo com que o homem, desde sempre, procura derrotar os seus inimigos...”

Domenico De Masi

O capítulo atual busca comentar aplicações de visão computacional na indústria siderúrgica discutindo os principais problemas encontrados e as soluções adotadas pelos pesquisadores. A visão computacional tem sido utilizada nos diversos setores dos processos siderúrgicos. Uma extensa lista de trabalhos que abordam o tema são mostrados nas próximas seções.

3.1 Aplicação em Inspeção Automática

Devido à própria situação do mercado, os clientes estão mais exigentes com o nível de qualidade dos produtos que adquirem [Järvinen, 2002]. Além disso, existem clientes que rejeitam determinados defeitos devido à própria complexidade de seus processos. Trabalhos recentes indicam que nos últimos quatro anos a preocupação com a qualidade aumentou ainda mais [Terho et al., 2005, Jia et al., 2004, Kumar, 2008, Fraga et al., 2004].

De acordo com [Garcia et al., 1994], uma maneira de aprimorar a qualidade e a competitividade dos produtos siderúrgicos é pelos processos de inspeção. A garantia da qualidade, além de ser um fator crítico de sucesso, também tem papel importante na segurança operacional de toda a cadeia de suprimentos, iniciando nas usinas siderúrgicas, passando pelos processos subseqüentes, até os clientes finais. Defeitos que não são detectados nas linhas de inspeção podem causar grandes prejuízos ou mesmo provocar tragédias, dependendo do produto em questão [Jia et al., 2004]. Assim, adota-se a tarefa de inspeção nas atividades siderúrgicas visando garantir a qualidade dos produtos e processos. Diante de um mercado aquecido, tal atividade torna-se vital para que não ocorra perda de competitividade dos produtos.

A inspeção nas usinas siderúrgicas é usualmente realizada por seres humanos devido à capacidade de adaptação de seu sistema visual biológico que consegue lidar com variações e remover informações desprezíveis ao processo em questão [Killing et al., 2006, Killing et al., 2007].

Apesar do alto grau adaptativo e cognitivo, às vezes a inspeção humana insere algumas deficiências no processo. O resultado da inspeção humana é subjetiva, depende do julgamento e da experiência dos operadores, ou seja, o resultado da inspeção pode variar em função do nível de experiência dos operadores. A precisão da inspeção humana diminui com o tempo devido à exaustão dos olhos e diminuição da concentração. O tempo disponível para realização da inspeção também é um fator importante, nem sempre o inspetor humano dispõe de tempo hábil para realizar a inspeção, seja pela velocidade do processo ou pelas dimensões das peças [Kumar, 2008], [Kim et al., 2006], [Meriaudeau and Akir, 2001], [Terho et al., 2005], [Kang and Liu, 2005], [Choi et al., 2006], [Carrasco and Mery, 2006], [Khan et al., 2005], [Choi et al., 2007], [Kauppinen et al., 1999], [Kim et al., 2007]

Compreendido este panorama, percebe-se que é interessante automatizar os processos de inspeção buscando agilidade, redução de custos e confiabilidade. As principais vantagens de se automatizar processos de inspeção são: a maior precisão da inspeção, repetibilidade dos resultados, a possibilidade de inspecionar todas as peças em tempo hábil, a não necessidade de contato físico com os objetos, a detecção do defeito durante o próprio processo de manufatura. Tais características permitem atuar e alterar parâmetros do processo evitando perdas [Cheng and Jafari, 2008], [Khan et al., 2005], [Lake, 1995], [Gayubo et al., 2006], [Ribeiro and Meyer, 1993], [Kim et al., 2006], [Gayubo et al., 2006], [Willcox, 2003a], [Järvinen, 2002], [Willcox, 2003b], [Jia et al., 2004], [Khan et al., 2005], [Kumar, 2008], [Choi et al., 2006]. Outro ponto que merece destaque é que enquanto os operadores humanos utilizam somente a parte visível, os sensores adotados pela visão computacional permitem o uso de regiões infravermelhas [Flir, 2000], ultravioletas [Hao et al., 2005] e raios-X [Zhu and Hu, 2006] [de M. Minari, 2005], [Noble et al., 1994] do espectro.

Nesse contexto, a visão computacional aparece como ferramenta para aprimorar o processo de inspeção tornando-o automático. De acordo com o trabalho [Kang and Liu, 2005], o desenvolvimento de sistemas de inspeção automática representa uma demanda significativa para as indústrias siderúrgicas, sendo um bom nicho de mercado. A tecnologia de visão computacional já está sendo introduzida com sucesso em várias aplicações [Souza and Machado, 2007]. A grande variedade de trabalhos encontrados na literatura envolvendo inspeção automática por visão computacional embasa essa idéia.

Utiliza-se inspeção automática por meio de visão computacional

para checar tanto peças simples (placas, tarugos [Terho et al., 2005], [Li, 2003], blocos ([Pernkopf and O’Leary, 2003], [Lindner et al., 2006]), chapas ([García et al., 2002]) tiras de aço ([Kang and Liu, 2005]), barras de aço ([Sidla et al., 2000]) como peças complexas, formadas por conjunto de partes menores ([Killing et al., 2006], [Yachida and Tsuji, 1977], [Iborra et al., 1999], [Norell, 1998], [Hao et al., 2005]).

Assim como a aplicação descrita no item 4.2.3 desta dissertação, boa parte dos trabalhos encontrados na literatura busca desenvolver sistemas de inspeção automática para detecção de defeitos em superfícies de produtos laminados.

Em [Jia et al., 2004] os autores apresentam um sistema de visão para inspecionar superfícies de barras de aço laminadas a quente. Os autores comentam as dificuldades que podem ser encontradas em uma linha de laminação tais como: velocidade descrita pelo material, sujeira e lubrificantes que podem se aderir à superfície a ser inspecionada, taxas de amostragem alta devido à velocidade e às dimensões das peças, flutuação da iluminação e movimentos inesperados que podem ocorrer entre os sensores e os objetos. Os pesquisadores aproveitaram as próprias características visuais dos defeitos para contornar os problemas de flutuação da iluminação. Os defeitos nas superfícies de barras laminadas a quente ocupam uma área pequena em relação à barra e possuem alto contraste com a região vizinha. Os pixels da imagem que correspondem aos defeitos são consideravelmente mais escuros que os das regiões vizinhas, mesmo com a iluminação flutuando.

Visando aprimorar a eficiência computacional, os pesquisadores dividiram o problema em duas etapas. Criou-se uma etapa para separar as regiões que provavelmente não tem defeito. Somente as regiões que provavelmente possuem defeitos vão para a próxima etapa que consiste a busca pelo de-

feito. Os autores utilizaram SVM (*Support Vector Machine* [Abe, 2005], [Scholkopf and Smola, 2002], [Haykin, 2001]) para auxiliar a detecção de defeitos. Segundo os próprios autores, SVM representa uma boa escolha quando se trata de conjunto de dados ruidosos. A estratégia de não enviar todas as imagens para o classificador melhora a velocidade do sistema. Tal abordagem pode auxiliar soluções que lidam com restrições de tempo.

No trabalho [Wong et al., 1995] descreve-se um sistema baseado em Lógica Nebulosa que classifica os defeitos analisando suas características geométricas. Segundo os pesquisadores a Lógica Nebulosa é flexível e confiável para reconhecer defeitos cujo tamanho e forma variam. A abordagem adotada foi utilizar relações geométricas das estruturas encontradas nas imagens como funções de pertinência das operações nebulosas. Neste trabalho as imagens de teste foram geradas manualmente para a simulação. Não se executou testes com imagens reais, porém o sistema teve êxito no reconhecimento dos formatos dos defeitos das imagens simuladas.

Dados geométricos das estruturas existentes na imagem também foram utilizados em [Kim et al., 2006]. Os autores desenvolveram um sistema para inspecionar tubos de óleo de veículos automotores. O objetivo do trabalho foi utilizar dados geométricos extraídos das imagens dos tubos para verificar se existe alguma anormalidade. A principal abordagem foi detectar pontos de referência e calcular a distância entre eles. Adotou-se a Transformada Hough modificada [Ballard, 1981, Nixon and Aguado, 2002] para detecção das formas geométricas. O processo de fabricação dos tubos exige que a inspeção ocorra em menos de 720 ms. Os autores utilizaram duas visões da peça para efetuar a extração de características na imagem. Uma frontal, vendo os diâmetros do tubo, e outra lateral vendo o comprimento dos tubos.

Para calcular o comprimento dos tubos laminados utilizou-se a Transfor-

mada Hough Modificada. Para calcular os diâmetros utilizou-se uma linha de varredura do plano que procura por interseções. Os autores comentam que preferiram utilizar o algoritmo da linha de varredura [de Berg et al., 2000], ao invés da Transformada Hough para círculos [Hough, 1962] porque esta possui custo computacional considerável, além do fato da fonte de luz gerar ruídos na imagem da vista frontal. Nos trabalhos onde o contorno da superfície é um elemento importante costuma-se estudar diferentes tipos de iluminação. Cada tipo de iluminação realça detalhes diferentes nas superfícies dos objetos ([Lindner et al., 2006], [Mariño et al., 1999a], [Meriaudeau and Akir, 2001], [Mariño et al., 1999b], [Iborra et al., 1999], [Muehlemann, 2000], [Magalhães et al., 2007], [Cheng et al., 2008]).

Também tratando de uma linha de laminação, o trabalho [Garcia et al., 1994] descreve um sistema de visão desenvolvido para detectar achatamento em superfícies de tiras de aço laminadas a quente. Segundo os autores, conseguiu-se reduzir o custo de implantação ao utilizar câmeras de varredura e PCs industrial. A abordagem utilizada para efetuar as medições foi a triangulação ótica na qual um laser envia uma feixe de luz clara monocromática sobre a superfície de tira. Alterações na superfície alterarão a posição na qual a luz do laser é vista pela câmera, e assim consegue-se perceber anormalidades na superfície. Os autores não comentaram a possibilidade das peças sofrerem vibrações ou então descreverem movimentos aleatórios. Movimentos não previstos podem ser compensados varrendo-se o mesmo local mais de uma vez e calculando-se a posição média. Também pode-se verificar se houve diferença nas coordenadas da peça em duas leituras subseqüentes [Terho et al., 2005].

O trabalho de [Meriaudeau and Akir, 2001] trata da inspeção automática de tubos de aço laminados. Os tubos são constituídos de uma liga espe-

cial para armazenar urânio. Segundo os autores, determinados defeitos são produzidos pelo próprio processo de laminação dos tubos (amassado, arranhões, marcas de ferramentas). Tais defeitos podem ser realçados modificando a própria iluminação ([Lindner et al., 2006], [Mariño et al., 1999a], [Batchelor et al., 1985], [Meriaudeau and Akir, 2001], [Mariño et al., 1999b], [Meriaudeau and Akir, 2001], [Iborra et al., 1999], [Magalhães et al., 2007], [Muehlemann, 2000]).

Segundo [Meriaudeau and Akir, 2001], no caso dos tubos, a iluminação difusa é ideal para defeitos pequenos, como marcas de corrosões, e também para variações de cor na superfície, pois reduz a influência da textura na análise da superfície e ainda evita reflexões. Já a iluminação direta, por sua vez, realça os defeitos de relevo (geralmente marcas de ferramentas) na medida em que proporciona melhor contraste entre a superfície e os defeitos que aparecem como formas de relevo. Os pesquisadores trabalharam na iluminação para realçar os defeitos na imagem capturada.

O artigo [Meriaudeau and Akir, 2001] descreve ainda detalhes sobre o processamento realizado nas imagens dos tubos. A idéia foi realçar os defeitos tornando-os brancos em contraste com o restante da superfície que deve assumir cor preta. Cada tipo de defeito foi melhor realçado por um conjunto diferente de operações na imagem. O trabalho [Meriaudeau and Akir, 2001] é rico em detalhes, para mais informações consulte a própria bibliografia.

Também tratando de inspeção de produtos laminados, o trabalho de [Kang and Liu, 2005] sugere uma abordagem neural para inspecionar automaticamente superfícies de tiras de aço laminadas a frio. Segundo os autores, os defeitos alteram o arranjo padrão dos níveis de cinza na vizinhança dos pixels que representam os defeitos, e as características no domínio da frequência são geralmente menos sensíveis aos ruídos do que as características baseadas

no domínio do espaço. Assim, as características no domínio de Fourier têm sido utilizadas para detecção de defeitos na textura. Porém, vale ressaltar que a análise de Fourier não tem resultado satisfatório com defeitos locais que ocupam uma pequena área nas imagens inspecionadas [Kang and Liu, 2005].

Pode-se resumir as etapas utilizadas pelos autores da seguinte forma: extração do vetor de características, baseando-se na premissa de que os defeitos alteram o arranjo de níveis de cinza; aplicação de PCA para reduzir o tamanho da informação e por fim a classificação por rede neural gerando o resultado.

Na tese de doutorado [Jia, 2005] é descrito um sistema de visão inteligente para inspecionar superfícies de produtos laminados a quente. O sistema busca detectar os defeitos nas superfícies dos produtos, classificar os defeitos detectados e analisar suas causas raízes em “tempo-real”, durante a execução do processo de laminação. O autor sugere dois métodos diferentes para extração das características da imagem. O primeiro é que características locais são calculadas baseando-se em processamento de imagem para encontrar defeitos locais. O segundo método refere-se à extração de características globais.

O método global é mais robusto a ruídos, e baseia-se em coeficientes da auto-correlação para analisar a repetição dos defeitos. Em uma aplicação real, os algoritmos demonstraram-se suficientemente rápidos para serem utilizados na inspeção “*online*” dos produtos durante o processo de laminação. Os resultados indicam que os algoritmos adotados são robustos a flutuação da iluminação, a variação da textura e a inclusões estranhas na superfície dos produtos. Em seu trabalho, o autor utilizou *Support Vector Machine* (SVM) para classificar os vetores de características. Após a classificação dos defeitos o autor ainda buscou apontar as causas raízes de cada um deles. Tal atividade foi baseada em conhecimento *a priori* da própria linha de

laminação. De acordo com o trabalho, um diagnóstico rápido e assertivo possibilita evitar perdas e melhorar a qualidade do processo, na medida em que torna possível a remoção de partes problemáticas da manufatura e alterar variáveis do processo que podem estar afetando a qualidade dos produtos.

Ainda no escopo de produtos laminados, o artigo [Li et al., 2003] descreve o desenvolvimento de um sistema de inspeção que busca por trincas na superfície de barras laminadas a quente. Um dos tipos mais comuns de defeitos superficiais encontrados nos produtos laminados a quente são as trincas [dos Santos, 1965]. O trabalho busca investigar um método de detecção de trincas a partir de dados visuais capturados de um sensor. Segundo os autores, o método desenvolvido consiste basicamente de duas etapas. Na primeira etapa, a imagem inteira é segmentada por crescimento de regiões. A idéia dos pesquisadores foi isolar as regiões suspeitas de conterem defeitos em sub-imagens.

A segunda etapa consiste em distinguir as imagens que realmente possuem defeitos das que não possuem e é composta de três estágios. No primeiro estágio a imagem é convertida em uma forma de onda 1-D, preservando suas características. No segundo estágio aplica-se a DWT (*Discrete Wavelet Transform* [Mallat, 1989, Bow, 2002, Madisetti and Williams, 1999]) na forma de onda 1-D obtida no passo anterior. O objetivo do segundo estágio é extrair as características a partir dos coeficientes *Wavelet*. Finalmente utilizou-se um classificador Bayesiano para efetuar a classificação do espaço de características obtido anteriormente.

Avaliando as variáveis do processo, além de detectar defeitos, também é possível prevê-los. O trabalho desenvolvido por [Haapamäki et al., 2004] permite prever defeitos superficiais de carepa analisando estatisticamente as variáveis do processo. De acordo com o trabalho, a partir de “*data mi-*

ning”, pode-se descobrir as dependências multidimensionais existentes entre as variáveis do processo e a composição do produto. Os autores utilizaram redes SOM para visualização e classificação dos defeitos. A extração dos vetores de características envolveu estatística Descritiva, FFT, Média, desvio, Padrão, Mínimo, Máximo, Primeira Derivada e energia.

Ainda no escopo de produtos laminados, [Choi et al., 2006] descrevem um sistema de inspeção automática para superfícies de tiras de aço laminadas a quente. Segundo os autores, o sistema de visão possui uma iluminação estruturada, equipada com diversas câmeras e fileiras de lâmpadas acima e embaixo das tiras de aço. As imagens das tiras de aço são inicialmente capturadas e em um segundo momento as imagens capturadas são processadas a fim de se extrair vetores de características. Os vetores de características são então aplicados a uma SVM que detecta e classifica os defeitos. A proposta de utilizar SVM para classificar os defeitos produziu bons resultados. Para montar o vetor de características, os pesquisadores utilizaram a razão retangular (maior lado/ menor lado), razão elíptica (maior raio/ menor raio), média dos tons de cinza, orientação e excentricidade. Tais características são extraídas das estruturas encontradas na superfície das tiras e utilizadas no treinamento da SVM. A estrutura da iluminação adotada, além de reduzir a influencia da luminosidade ambiental, também amplifica o contraste entre os defeitos e a superfície das tiras.

Outro ponto que merece destaque no trabalho [Choi et al., 2006] é o fato do sistema de visão estar integrado a uma rede corporativa TCP/IP. Tal integração permite que os resultados da inspeção sejam persistidos em uma base de dados compartilhada, favorecendo assim a distribuição da informação e o cruzamento com outras variáveis do processo. A base de dados de defeitos pode ser usada para estudos da garantia da qualidade e outras análises

estatísticas [Haapamäki et al., 2004, Choi et al., 2006, Jin et al., 2002].

Utiliza-se visão computacional para inspecionar produtos laminados em velocidades mais altas. O trabalho [Choi et al., 2007] descreve o desenvolvimento de um sistema para detecção de defeitos em “tempo real” em barras de aço que se deslocam em alta velocidade. Segundo os autores, as barras de aço no momento de inspeção passam com uma velocidade aproximada de 18,5 m/s. O trabalho cita que o sistema proposto além de atender o requisito da velocidade de processamento também é eficiente na tarefa de detectar defeitos.

O sistema deve satisfazer duas condições que até certo ponto são conflitantes: velocidade de processamento e eficiência na detecção de defeitos. Para reduzir os ruídos provocados pela iluminação ou pelas etapas de processamento de imagem os autores sugerem o método de filtragem por preservação de bordas [Pedrini and Schwartz, 2008].

Outro problema citado por [Choi et al., 2007] é que, devido ao formato cilíndrico das barras, a imagem possui um maior brilho no centro que vai gradativamente diminuindo para ambos os lados. Desta forma o algoritmo deve ser robusto a variação da iluminação ao longo da peça. A abordagem dos autores para contornar os problemas apontados envolveu: velocidades de captura de 100 quadros por segundo (alta velocidade em termos de sistemas de inspeção), utilização de algoritmos mais simples para processar as imagens, duplo limiar *threshold* para realçar somente os defeitos e desprezar somente os ruídos. Pelo processo um pixel é classificado como defeito se ele estiver dentro do intervalo dos dois *threshold* e não estiver conectado a outro pixel cujo valor ficou fora. A técnica de *threshold* local de Niblack [Niblack, 1986] também tem sido utilizada para realçar estruturas em superfícies de aço com iluminação irregular [Ramalho, 2005, Pereira, 2006],

O artigo de [Terho et al., 2005] apresenta um sistema para efetuar mapas das superfícies de tarugos de aço. Os mapas são gerados por meio de medições 3D. Os autores comentam que o sistema proposto é utilizado para controlar a qualidade das superfícies dos tarugos. A arquitetura consiste de um gerador laser e câmeras. A superfície 3D é mapeada combinando-se o fluxo ótico [Davies, 2005, Maybank, 1987] e informações do gerador laser cujo feixe de luz é refletido pela superfície dos tarugos e capturado pelas câmeras.

Os autores utilizaram iluminação estruturada com lâmpadas de halogênio buscando realçar os feixes de laser. Um problema destacado pelos autores são os ruídos que aparecem nas regiões próximas às bordas. O problema foi amenizado com a utilização de câmeras de alta definição. Devido às dimensões físicas, ao peso e aos equipamentos de suporte, os tarugos movimentam-se aleatoriamente. Para calcular e compensar estes movimentos os autores utilizaram o cálculo do *fluxo ótico* [Paragios et al., 2005], que permite estimar o deslocamento das bordas e conseqüentemente dos próprios tarugos.

Ainda abordando a inspeção de produtos laminados [García et al., 2002] discute um sistema que inspeciona em “tempo real” as formas de chapas de aço laminadas. Os pesquisadores descrevem que o sistema realiza a inspeção das chapas durante o processo de fabricação (linha de laminação de uma indústria siderúrgica). O sistema captura imagens das chapas ainda quentes (entre 700°-1200°C) enquanto elas estão se deslocando pelo caminho de rolos. Como a temperatura das chapas de aço, que é proporcional a luz irradiada, varia consideravelmente, o desenvolvimento de uma solução simples e padronizada é dificultada. O principal objetivo do sistema desenvolvido é capturar e caracterizar o formato das faces dianteira e traseira das chapas visando otimizar os parâmetros do laminador e minimizar perdas metálicas. A idéia dos pesquisadores foi criar uma solução adaptativa

que calcula o tempo de exposição e a abertura da lente em função do nível de luminosidade. A questão da oscilação dos níveis de energia irradiada também foi comentada em [Fraser and Riedel, 2000] e [Salis, 2007]. Neste último trabalho a solução apresentada para amenizar o efeito da variação da temperatura foi a utilização da transformada Top-Hat [MathWorks, 2004, Jähne and Haußecker, 2000].

A questão da iluminação teve enfoque especial no artigo [García et al., 2002]. Os autores comentam que boa parte do esforço de pesquisa foi destinada em obter a melhor condição de iluminação para inspecionar as chapas de aço ([Batchelor et al., 1985] também desenvolveu uma série de testes relacionados com a iluminação).

O trabalho [Caleb and Steuer, 2000] descreve um sistema de visão utilizado para classificar defeitos superficiais de produtos de aço laminados a quente. Um problema citado pelos autores é inerente ao próprio processo e refere-se ao fato de um mesmo tipo de defeito poder se manifestar de várias formas. A solução apontada pelos pesquisadores para suportar a variação de formas do mesmo defeito foi utilizar ferramentas adaptativas (Redes MLP, SOM, Polynomial Neural NetWork) que processam informações relacionadas a distribuição da probabilidade da ocorrência dos níveis de cinza (*grey level co-occurrence matrices- GLCMs*) [Davies, 2005, Pedrini and Schwartz, 2008]. A matriz de co-ocorrência de níveis de cinza também foi comentada por [Ünsalan and Erçil, 1999], [Ünsalan and Erçil, 1997], [Caleb and Steuer, 2000] e [Kumar, 2008] para identificar determinados elementos na imagem.

O artigo [Kumar, 2008] faz uma revisão bibliográfica de sistemas de inspeção automática na indústria como um todo. O autor tece comentários sobre os componentes de um sistema de visão (iluminação, câmeras, placas de cap-

turas, computadores, análise de imagens) e discute as principais abordagens adotadas pelos pesquisadores para detectar defeitos automaticamente. O autor aponta três grandes grupos de abordagens: abordagens estatísticas, abordagens espectrais e abordagens baseada em modelos.

Nos parágrafos anteriores comentou-se diversos trabalhos relacionados com a inspeção de superfícies de produtos de aço, destacou-se os produtos laminados. A partir de agora busca-se enfatizar o processo de inspeção por meio de partículas magnéticas fluorescentes, visto que é amplamente utilizado nas usinas siderúrgicas e foi abordado por um dos trabalhos práticos desta dissertação (vide item 4.2.3).

A inspeção por partículas magnéticas (MPI - *Magnetic Particle Inspection*) não é recente [Richardson et al., 1989, Karl-Gunnar, 1996]. Alguns estudiosos se dedicaram em realizar avaliações sobre o método. Os resultados das avaliações indicam que trata-se de um meio eficiente para se detectar defeitos em superfícies de aço [Stadthaus and Lingott, 1998, Richardson et al., 1989].

A Inspeção por Partículas Magnética (MPI) é utilizada para realçar defeitos que não são necessariamente visíveis ao olho humano [Willcox, 2003a], [Weber and Willcox, 2003]. De acordo com os pesquisadores, o processo inicia-se com a magnetização do objeto que será inspecionado. Enquanto o objeto estiver magnetizado aplica-se partículas ferromagnéticas em sua superfície. As partículas ferromagnéticas podem ser aplicadas de duas formas. Ou são colocadas em um fluido que será derramado na superfície do objeto, ou então aplica-se as partículas diretamente em forma de pó. Se um defeito existe na superfície do objeto, então as partículas são atraídas pelos pólos magnéticos presentes em cada lado do defeito.

As partículas magnéticas são geralmente colocadas em água tratada, na

qual ficam suspensas e possuem maior mobilidade para migrarem até as bordas dos defeitos [Weber and Willcox, 2003]. À medida que as partículas vão sendo atraídas pelas bordas dos defeitos, elas vão se alinhando, ocupando toda a região defeituosa.

Além de serem ferromagnéticas, as partículas também são fluorescentes. Devido à sua propriedade de fluorescência, ao serem iluminadas por uma luz ultravioleta, as partículas são excitadas assumindo uma coloração muito diferente da superfície escura das peças de aço que estão sendo inspecionadas [Willcox, 2003b]. Como as regiões defeituosas possuem muitas partículas (que foram atraídas pelos pólos magnéticos dos defeitos), a sua coloração fica diferente do restante da superfície livre de defeitos. Obtém-se assim um contraste suficientemente grande para diferenciar uma região da outra. As regiões que possuem defeitos aparecem claras contra um fundo escuro que é a superfície dos tarugos. Em termos de processamento de imagem a região dos defeitos representa a região de interesse e o restante da superfície sem defeito representa o *background* (plano de fundo). A figura 3.1 resume o processo de inspeção por partículas magnéticas fluorescentes.

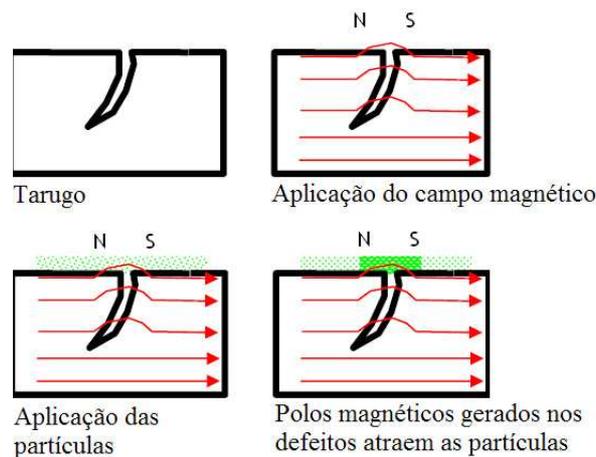


Figura 3.1: Inspeção por partículas magnéticas fluorescentes.

O trabalho [Willcox, 2003b] sugere um procedimento para reconhecimento automático de defeitos nas máquinas MPI. No artigo, o autor discute detalhes sobre os fenômenos óticos envolvidos na inspeção com energia ultravioleta, discute os efeitos que a iluminação ultravioleta tem sobre o olho humano e sobre as câmeras CCD. O autor comenta ainda os tipos de câmeras CCD utilizados e o modelo que obteve melhor resultado. No artigo mostra-se a posição física de cada componente envolvido no processo de inspeção, incluindo câmeras, holofotes ultravioletas, espelhos e o próprio tarugo que está sendo inspecionado.

O artigo [Weber and Willcox, 2003] também trata da inspeção de tarugos por MPI. O trabalho detalha o processo de indução e formação dos pólos magnéticos nas bordas dos defeitos de onde as linhas do fluxo saem para o ar. Os autores também descrevem o aparato utilizado na inspeção, incluindo as lâmpadas Uvs, espelhos e a estrutura que induz os campos magnéticos na superfície dos tarugos. Mais detalhes sobre o aparato mecânico para realização da inspeção MPI também pode ser encontrado no registro de patente de [Karl-Gunnar, 1996].

3.2 Aplicação em Metrologia

A metrologia também aparece como aplicação da visão computacional em ambientes industriais. O trabalho [Harding, 1997] comenta que os sistemas de medição por visão computacional são uma extensão natural dos próprios sistemas de inspeção por visão. Devido às vantagens de não precisar ter contato com os objetos, não destruir os objetos medidos e ainda fornecer repetibilidade, a visão computacional tem se tornado um método inovador para medição de dimensões [Zhang et al., 2007]. Sumarizando os comentários

encontrados nas bibliografias, as principais vantagens da utilização da visão computacional na metrologia são:

- Câmeras de alta resolução permitem altas precisões nas medições [Harding, 1997, Hemming et al., 2007, Khalili et al., 2005];
- Custos relativamente baixos em relação aos projetos de automação das plantas [Mohammadiha et al., 2006, Lei, 2004, Amtower, 1993];
- Alta velocidade na inspeção [Fraga et al., 2004, Horst and Negin, 1989, Lei, 2004, Dubois et al., 2008, Greminger and Nelson, 2004];
- Repetibilidade dos resultados [Lei, 2004];
- Alta taxa de aferição. Pode-se atingir (100%) de produtos aferidos [Ribeiro and Meyer, 1993, Kumar, 2008];
- Não existe a necessidade de contato físico (não danifica o produto e às vezes os produtos estão muito quentes ou são nocivos ao ser humano); [Zhu and Gao, 2005, Zhang et al., 2007, Ribeiro and Meyer, 1993, Liu et al., 2004, Luk et al., 1989];

Encontram-se diversos trabalhos envolvendo visão computacional na medição de produtos. Os trabalhos em sua maioria buscam medir: diâmetros [Lei, 2004, Feliciano et al., 2005], volumes [Wirjadi et al., 2005, Marques et al., 2001], comprimento [Kim et al., 2006, Sha and Yin, 2006, Mohammadiha et al., 2006], desvios de linearidade [Mitsuyassu, 2002, Sidla et al., 2000, Ribeiro and Meyer, 1993], pesos [Conejo and Lotufo, 1997], curvatura e bandeamento [Fraga et al., 2004], aplicação de forças [Greminger and Nelson, 2004, Liu et al., 2006], posição espacial [Frangu and Caranian, 1999], aferição de instrumentos de medição

[Hemming et al., 2007, Hemming and Lehto, 2001] entre outras que não pretende-se comentar nesta dissertação. Além da medição, encontram-se aplicações metrológicas da visão computacional na aferição de instrumentos de medição ([Hemming et al., 2007], [Hemming and Lehto, 2001]).

O artigo [Fraga et al., 2004] descreve o projeto, o desenvolvimento e a implantação de um sistema de visão capaz de medir o grau de abaulamento lateral em peças de aço laminadas a quente. O sistema dispõe de três câmeras alinhadas verticalmente (como um semáforo de trânsito), filmando a saída do laminador. A abordagem dos autores consiste basicamente em amostrar imagens em intervalos regulares de comprimento utilizando informações da velocidade de laminação fornecida pelo sistema de automação da linha. Cada amostra consiste de três imagens, capturadas simultaneamente, uma de cada câmera. Após serem capturadas, as imagens são processadas, independentemente uma das outras. O objetivo do processamento é extrair os *pixels* que correspondem à borda lateral da peça de aço. Cada amostra processada gera um trecho de borda. Como o processo de laminação produz uma peça de aço com aresta lateral contínua, torna-se possível juntar os trechos de bordas obtidos em cada amostra para reconstruir a borda inteira. Avaliando a barra inteira consegue-se calcular o grau de abaulamento da peça.

Os autores comentam que as peças ainda quentes irradiam calor e convertem em vapor a água utilizada no processo. A radiação do calor e a presença de vapor deixam as imagens capturadas ligeiramente borradas suavizando assim as bordas (altas frequências) presentes na imagem. Como as bordas foram suavizadas elas não aparecem como um salto durante o processamento. Segundo os autores, nestas condições quem obteve o melhor resultado na detecção de bordas foi o filtro de Canny.

Outra dificuldade comentada pelos autores ocorre devido à presença de água em estado líquido, que é comumente utilizada em processos siderúrgicos. A presença de água na superfície das peças produz falsas bordas durante o processamento da imagem. Segundo os autores, estas falsas bordas são pequenas e podem ser removidas por algoritmos comuns na bibliografia (os autores recomendam [Pitas, 1992]). A questão da iluminação foi pouco abordada no artigo. Os autores comentam apenas que as câmeras não possuem filtros infravermelho, e que pelo fato das peças radiarem calor elas aparecem nítidas na imagem. A conclusão do trabalho aponta que o sistema desenvolvido atendeu às necessidades da linha, obteve boa precisão (cerca de 5mm), ficou estável e o custo total foi baixo.

Também abordando desvios de esquadria em produtos laminados, o trabalho [Ribeiro and Meyer, 1993] descreve o desenvolvimento de um sistema que utiliza técnicas de processamento de imagem para medir o quão retilíneo está uma viga de aço recém laminada. Assim como o trabalho [Fraga et al., 2004], os pesquisadores adotaram várias câmeras para cobrir toda a extensão da peça. A adoção de várias câmeras é comum ao tratar de grandes objetos [Sumit et al., 2004, Muehlemann, 2000, Sha and Yin, 2006, Paakkari, 1998]. Os autores citam que o processo pode ser dividido em três etapas.

1. Leitura da posição da viga durante o processo de laminação;
2. Correlação das posições capturadas por cada câmera;
3. Cálculo da não linearidade da viga;

As imagens capturadas consistem de projeções de um raio laser na superfície da viga. As câmeras capturam o contorno da viga desenhado pelo

foram: capturar a imagem, passar um filtro passa-altas, binarizar a imagem, calcular a FFT e a partir da frequência de pico estimar o tamanho médio das partículas.

Para estimar a área do fluido da carga os autores basearam-se na diferença espacial das regiões de máxima intensidade em duas imagens seqüenciais. Segundo os autores a região de máxima intensidade é determinada pelo coque quente e pode ser utilizada para estimar a área do fluido.

[Abud et al., 2004] utilizam técnicas de visão computacional para medir o grau de bandejamento microestrutural de produtos semi-acabados. Grau de bandejamento é a orientação mais freqüente que os micro cristais assumem na composição do aço. Os cristais podem ficar totalmente orientados em uma direção (valor 1) ou serem isentos de orientação (valor 0). Segundo [Colpaert, 1975] e [Abud et al., 2004], o grau de bandejamento microestrutural (ou grau de orientação preferencial) influencia a uniformidade de propriedades mecânicas do aço, principalmente no que diz respeito à direção de deformação.

A estrutura cristalina formadora do aço pode ser visualizada por meio de microscópio eletrônico. Após capturar a imagem do microscópio, os autores utilizaram uma série de filtros para aumentar o contraste entre os cristais microconstituintes (elementos de interesse) e alguns artefatos que devem ser dispensados (ruídos e riscos). O aumento do contraste foi realizado por meio de análise de histograma (equalização, ajuste e transição de níveis de cinza).

Após o realce dos cristais microconstituintes efetuou-se a seguimentação da imagem buscando deixar somente estruturas que correspondem aos cristais. A seguimentação foi realizada por meio da análise de histograma que retorna um valor ideal de *threshold*. Com a imagem segmentada inicia-se realmente a etapa da determinação do bandejamento. A abordagem adotada

foi utilizar linhas de varredura nos sentidos vertical e horizontal da imagem procurando por intersecções entre as linhas e os elementos constituintes. A relação entre o número de intersecções do sentido vertical e o número de intersecções do sentido horizontal definem a grau de bandejamento. Os detalhes matemáticos, computacionais e metalográficos podem ser encontrados diretamente na bibliografia.

[Mohammadiha et al., 2006] apresentam um sistema de visão computacional para medição das dimensões físicas de tarugos de aço durante o processo de conformação. Os autores utilizaram apenas uma câmera para aferir as três dimensões dos tarugos de aço. A câmera foi instalada em uma determinada posição que permitisse cobrir uma área de 30X30 cm e seu eixo ótico fizesse um ângulo de 20° com o caminho por onde os tarugos passam. Enquanto os tarugos se deslocam, com uma velocidade de 30 mm/s as imagens vão sendo capturadas e processadas. Segundo o artigo, um frame é capturado a cada dois segundos (0,5 *frames* por segundo). Desta forma para cobrir toda a extensão de um tarugo de 14.000 mm (14 m), por exemplo, são necessários aproximadamente 240 *frames*.

De acordo com o artigo, processa-se as imagens enquanto elas vão sendo capturadas. Cada imagem sofre as seguintes etapas de processamento:

1. Remoção de background: realizada por meio da avaliação das componentes Red e Green de cada pixel da imagem
2. Detecção de bordas por operador Canny / Reforço da ligação das bordas pela Transformada Hough [Hough, 1962].
3. Medição das dimensões: a largura e a espessura (altura) são obtidas pela média dos valores encontrados em todas as imagens capturadas. O comprimento é obtido acumulando os valores encontrados nas imagens

até o final do tarugo.

Os autores comentam a adoção de uma tabela de verificação para mapear diretamente as coordenadas da imagem para as dimensões reais. Trata-se de uma estampa xadrez cujos quadrados pretos e brancos possuem dimensões reais conhecidas. As dimensões conhecidas dos quadrados servem de referência para calcular as dimensões reais de outras estruturas presentes na imagem (relação pixels/mm). De acordo com os autores, a tabela de verificação é um método mais rápido que outros métodos de mapeamento, tal como a visão estéreo (“*stereo vision*”). A segmentação por meio da análise das componentes R,G,B também foi adotada por [Kutila et al., 2005] e [Killing et al., 2006].

No artigo [Mohammadiha et al., 2006] os autores comentam que a tabela de verificação é um método mais rápido do que a utilização de mais câmeras para efetuar medições, porém não apresentaram resultados comparando os dois métodos. Quando comenta-se a questão de tempo de processamento logo surge a idéia de que atualmente existem equipamentos de alto desempenho (computadores e câmeras) a custo relativamente baixo, o que teoricamente resolveria o problema. Porém, ao avaliar outros trabalhos que exigiam velocidade de processamento ([Choi et al., 2007],[Li and Shi, 2007],[Gayubo et al., 2006] e [Khan et al., 2005]) percebe-se que mesmo sendo contemporâneos de máquinas mais poderosas e baratas, seus autores também optaram por utilizar somente uma câmera para capturar imagens.

O trabalho [Frangu and Caranian, 1999] descreve um sistema que além de medir as dimensões físicas de placas de aço também mede a sua posição espacial utilizando técnicas de visão computacional. O objetivo do sistema é obter informações físicas da placa a fim de auxiliar o processo de carregamento do forno de reaquecimento em uma linha de laminação.

Os autores descrevem que o processamento de imagem inicia-se com a segmentação da placa na imagem, que neste caso busca separar a placa de outras estruturas, como o caminho de rolos e ruídos que também estão na imagem. A segmentação é feita avaliando-se o valor da luminância dos pixels. Os valores médios de luminância correspondem às placas, os valores mais baixos são os intervalos entre rolos e os valores de maior luminância representam a reflexão nos rolos e nas partes polidas da placa.

O trabalho [Frangu and Caranian, 1999] comenta que a imagem segmentada ainda pode possuir ruídos e parte do caminho de rolos. A fim de removê-los da imagem utilizou-se sucessivos processos de erosão. Os resultados mostram que as estruturas indesejáveis não ultrapassam 8 *pixels*, já a placa é consideravelmente maior. Assim, a tarefa de erodir os ruídos e os rolos da imagem não foi uma tarefa complicada.

Após o término da etapa de separação da placa efetua-se uma busca pelos cantos da placa na imagem. As coordenadas dos cantos indicam as dimensões e a posição da placa na imagem. As coordenadas na imagem são convertidas para as dimensões reais por meio de relações geométricas obtidas com a calibração da câmera.

Em sua conclusão [Frangu and Caranian, 1999] relatam que as condições de iluminação são muito importantes. Os experimentos se tornaram robustos somente após a instalação de uma iluminação própria para o sistema. Utilizando somente a iluminação ambiente não se obteve bons resultados já que processos de segmentação baseado em análise de histograma, como é o caso, são sensíveis a variação da iluminação. A fim de corrigir o problema costuma-se utilizar recursos neurais-nebulosos ou instalar um sistema de iluminação apropriado [Batchelor et al., 1985].

Além da medição de produtos no estado sólido também pode-se utilizar a visão computacional como ferramenta para medir produtos no estado líquido. O trabalho [Yuan and Li, 2004] descreve um procedimento para medir a região de fronteira entre materiais multicamadas (por exemplo, medir a região de interface entre dois diferentes tipos de líquidos). Segundo os autores, em condições especiais como detecção da fronteira entre sedimento e espuma nos alto-fornos, detecção da região entre água e óleo, detecção entre regiões de espuma e outro líquido qualquer, as bordas aparecem consideravelmente borradas, suaves e com sobreposição dos diferentes tons de cinza. De acordo [Yuan and Li, 2004], os métodos utilizados atualmente não produzem resultados satisfatórios nestas condições.

Em virtude do mal resultado dos métodos atuais os autores propuseram um novo método para detecção de bordas para fronteiras mal definidas. O método sugerido pelos autores é baseado na diferença entre as médias dos níveis de cinza obtidos por máscaras aplicadas no sentido vertical e horizontal ($pixel[x, y] = MedVertical[x, y] - MediaHorizontal[x, y]$).

Em [Sha and Yin, 2006] discute-se um sistema de visão computacional desenvolvido para efetuar medições em tubos de aço. Os autores utilizaram várias câmeras para garantir precisão nas medições e para medir tamanhos diferentes de tubos. Visando aumentar a eficiência da etapa de detecção de bordas utilizou-se um objeto de referência que fica situado na região de captura da imagem. O objeto de referência funciona como se fosse uma régua que pode ser utilizada para estimar a borda do objeto alvo. Para aumentar a precisão adotou-se a técnica de subpixel [Abe, 2005, Lyvers et al., 1989] correlacionando a borda do objeto de referência com a borda do tubo de aço. A iluminação adotada foi instalada especialmente para o sistema.

A medição de dimensões físicas proposta em [Piñataro-Plata and Báez-López, 2006] é realizada por meio da análise geométrica das sombras dos objetos. De acordo com o trabalho, a precisão obtida foi de décimos de milímetros. A técnica adotada também é capaz de medir distâncias de um objeto até um dado plano de observação.

O trabalho [Luk et al., 1989] utiliza técnicas de visão computacional para medir rugosidade em superfícies avaliando o padrão de espalhamento da luz branca na superfície. Segundo os autores, um feixe de luz branca ao atingir uma superfície rugosa se divide em mais feixes. O ângulo de reflexão e a intensidade dos feixes de luz refletidos são dados em função da forma topográfica da superfície. Desta forma é possível obter informações sobre a rugosidade avaliando o padrão de distribuição da luz na superfície. Tratando-se de imagem digital o padrão é representado pela distribuição de frequência da intensidade da luz. Ou seja, o padrão de espalhamento é representado pelo histograma de tons de cinza da imagem. Assim, o cálculo da rugosidade é efetuado por meio de análise do histograma de níveis de cinza da imagem.

Em [Zhang et al., 2007] comenta-se um método para efetuar medições em grandes objetos que não podem ser avaliados em uma única imagem. As diversas imagens utilizadas para cobrir toda a extensão dos objetos devem ser analisadas seqüencialmente visando reconstruir o objeto. Os autores tratam de questões como a rotação do objeto em imagens seqüenciais, sobreposição, unificação de bordas. De acordo com o trabalho a metodologia proposta, baseada em extração de características de textura e na compensação de pixels de borda, obteve bons resultados atingindo alta precisão na medição de grandes objetos.

O artigo [Fraser and Riedel, 2000] apresenta um sistema que mede a contração termodinâmica de tarugos de aço à medida que vão sofrendo resfri-

amento. Segundo os autores, o sistema utiliza 3 câmeras, uma para cada dimensão. A temperatura do tarugo de aço é estimada por meio da cor apresentada na imagem. A deformação dos tarugos é acompanhada durante o resfriamento do tarugo que começa em torno de 1100°C e termina na temperatura ambiente.

É descrito em [Wirjadi et al., 2005] um sistema de visão computacional que mede o volume de grãos de sínter durante o processo de sinterização. O sistema processa a imagem, segmenta os grãos separando um dos outros para então efetuar a análise volumétrica. As etapas do processo podem ser resumidas da seguinte maneira:

1. Captura a imagem original;
2. Binarização;
3. Transformada da Distância Euclidiana “EDT” ([Cuisenaire and Macq, 1999, Kato et al., 2007] e [Ponizil, 2002, Soille, 1999] citados por [Wirjadi et al., 2005];) do inverso da imagem binária;
4. Segmentação Watershed do inverso da imagem EDT;
5. Rotulação;
6. Análise volumétrica;

Em [Alander, 2006] encontra-se uma revisão teórica sobre o desenvolvimento de sistemas de visão computacional para análise de materiais, principalmente peças de aço laminadas. O autor discute sobre câmeras e outros sensores, comenta as características que são comumente medidas nos processos e destaca as principais técnicas de medição.

Esta seção abordou trabalhos que adotaram a visão computacional como ferramenta metrológica. A próxima seção discutirá aplicações da visão computacional como ferramenta auxiliar na supervisão e controle de processos industriais, principalmente os processos siderúrgicos.

3.3 Aplicação em Supervisão e Controle de Processos

Esta seção busca discutir a utilização da visão computacional para auxiliar a supervisão e controle de processos em ambientes industriais. Pretende-se apresentar trabalhos desenvolvidos para as diversas etapas do processo siderúrgico, desde a extração e beneficiamento da matéria prima até as etapas de acabamento e despacho do produto final. Comenta-se ainda aplicações que não foram desenvolvidas especificamente para o setor siderúrgico, mas que podem ser aplicadas diretamente nas plantas, objetivando melhorias no processo e segurança operacional.

A cadeia de produção dos processos siderúrgicos inicia-se nas minas, onde o minério de ferro é extraído. Nas minas encontra-se trabalhos que adotam a visão computacional como ferramenta auxiliar na supervisão de processos. Em [Nicolato et al., 2005] descreve-se um sistema de visão que monitora o processo de flotação do minério de ferro. O objetivo do sistema é estimar o grau de concentração de minério de ferro durante o processo de flotação.

Segundo [Siren, 2006] e [Nicolato et al., 2005], a estrutura da espuma de flotação fornece informações importantes tanto em relação ao teor quanto em relação à recuperação dos minerais úteis presentes no produto flotado. Partindo deste princípio, os autores estimaram a concentração do minério por meio da análise das características de tamanho, forma e velocidade das bolhas

no topo das colunas de flotação. Em [Schneider and e Silva, 2000] destaca-se que as características das bolhas obtidas pela análise de imagens podem ser utilizadas para efetuar ajustes no processo, tais como: alteração das dosagens de reagentes, alteração dos níveis das células, alteração da aeração, velocidade das bombas e a vazão de água de lavagem.

No artigo [Nicolato et al., 2005] buscou-se segmentar a imagem para posterior avaliação do formado das bolhas. Os autores comentam que existem problemas que podem levar a erros de cálculo por parte do sistema. As 3 principais dificuldades encontradas pelos autores foram:

- A grande variedade de formatos que as bolhas podem assumir;
- A presença de ruídos na imagem pode fazer com que duas bolhas pequenas podem aparecer como uma única bolha maior;
- A textura das bolhas grandes podem aparecer como várias bolhas menores;
- Zonas que apresentam sombras acentuadas;

Tais problemas podem levar a resultados errados no cálculo da concentração de minério. O trabalho mostra que grande parte dos problemas relacionados à estrutura das bolhas na imagem foi resolvido com técnicas de processamento de imagem, principalmente com a utilização de filtros de difusão não-linear.

Também tratando da monitoria de processos de flotação, [Xiaozhu et al., 2007] extrai características das bolhas presentes nas imagens a fim de verificar a situação atual do processo. O algoritmo de segmentação foi baseado em operações morfológicas e na transformação watershed. Assim como [Nicolato et al., 2005], [Xiaozhu et al., 2007] também comentam a dificuldade do formato irregular das bolhas. A solução apontada pelos autores foi tratá-las como forma elipsóide, calculando os eixos

principais das Bolhas. Segundo os autores, a seqüência de processamento de imagem adotada foi

1. Detecção de manchas brancas: para estimar o número de bolhas. As regiões centrais das bolhas aparecem como manchas brancas;
2. Realce da imagem com erosão e dilatação;
3. Transformação *watershed*: Segmentação das bolhas;
4. Estimação do tamanho e distribuição das bolhas;

[Botha et al., 1999] também descrevem a utilização de filtros morfológicos e segmentação watershed para analisar as características das bolhas presentes na imagem. [Symonds and Jager, 1992] utilizaram apenas filtros morfológicos para efetuar a segmentação das bolhas, principalmente filtro de fechamento com elemento estruturante esférico.

Já em [Cipriano et al., 1997] e [Kaartinen et al., 2002] utilizam-se características de intensidade de brilho sobre as bolhas para efetuar a segmentação. Segundo [Cipriano et al., 1997], a intensidade do brilho e a profundidade estão correlacionados, a posição de maior brilho representa os centros e as regiões de menor brilho são as bordas das bolhas. Assim, é possível determinar o tamanho e a quantidade de bolhas na imagem. Em [Kaartinen et al., 2002] comenta-se que o topo da bolha pode ser realçado, obtendo total refletância, utilizando-se uma lâmpada incandescente de halogênio de 500W colocada próxima a câmera formando uma geometria quase perpendicular à lente.

A velocidade de formação da espuma também é tratada em [Cipriano et al., 1997]. Segundo os autores, o cálculo da velocidade da formação de espuma foi obtido processando imagens sucessivas, a uma taxa

de 20 quadros por segundo. A velocidade é computada calculando-se a movimentação das bolhas de um quadro para o próximo. Outro item monitorado neste trabalho é a estabilidade da mistura, que é estimada em função da taxa de explosões das bolhas. A taxa de explosões das bolhas pode ser conseguida comparando dois quadros consecutivos e verificando o grau de diferença entre eles.

Em [Wang and Li, 2005] e [Wang and Li, 2006a] a análise das bolhas foi tratada de maneira mais complexa. Os autores comentam a extração de 56 diferentes parâmetros para caracterizar as bolhas. As principais características das bolhas que foram utilizadas no sistema são baseadas em tamanho, formato, textura superficial, cor e distribuição espacial.

Segundo os autores, utilizou-se iluminação específica dentro da coluna de flotação para melhorar a qualidade da imagem. Após a aquisição da imagem estimou-se a quantidade de bolhas existentes em função da quantidade de “manchas brancas” encontradas (*“white spot detection”*). O tamanho das bolhas foi obtido em função do tamanho das manchas brancas encontradas.

Os autores destacam que a principal característica da espuma de flotação é que as bordas entre as bolhas são pouco nítidas enquanto que as bordas dos centros (manchas brancas) são muito nítidas. Este fato dificulta a detecção das fronteiras entre bolhas. Segundo os autores, o problema das fronteiras entre bolhas foi contornado utilizando o método Valley-edge [Wang and Li, 2006a], baseado em limiar local, para detectar as bordas entre bolhas juntamente com rotinas de correção de bordas. As rotinas de correção de bordas envolvem o afinamento de áreas candidatas à bordas, a união de pequenos espaços em branco e a remoção de pequenos contornos das áreas candidatas a bordas.

Percebe-se que alguns autores adotaram a segmentação watershed em

seus estudos [Xiaozhu et al., 2007, Bonifazi et al., 1999, Botha et al., 1999], enquanto outros optaram por utilizar somente filtros morfológicos [Symonds and Jager, 1992]. Encontram-se ainda abordagens estatísticas [Hatonen et al., 1999, Wang and Li, 2006b], neurais [van Deventer et al., 1995, Jeanmeure and Zimmerman, 1998], avaliação do gradiente de níveis de cinza para reconstruir as bolhas [Guarini et al., 1994], e também análise espectral dos comprimentos de onda refletidos pela mistura para estimar a concentração de minério [Haavisto et al., 2006]. Uma nova abordagem para reconstruir as bordas localizadas entre bolhas é comentada no item 5.1 (Trabalhos Futuros) desta dissertação.

Além do processo de flotação do minério, utiliza-se visão computacional para monitorar e controlar processos também do início da etapa de mineração. No trabalho [Salinas et al., 2005] descreve-se um método baseado em visão computacional para estimar automaticamente a distribuição dos tamanhos de grãos obtidos na moagem e no peneiramento do minério. De acordo com [Penha, 2003], o tamanho do grão de minério além de ser um item importante para o controle dos processos de moagem e peneiramento também representa um fator de qualidade para os processos subseqüentes, principalmente para a flotação.

O artigo [Salinas et al., 2005] comenta que as técnicas de medição dos grãos por visão computacional representam uma alternativa para os métodos mecânicos que são muito trabalhosos. Segundo os autores, captura-se a imagem, converte-se a imagem para tons de cinza, e após a conversão aplica-se um filtro passa-baixas. As etapas posteriores de processamento são dadas em função do resultado da aplicação do filtro passa-baixa. O fluxograma completo da etapa de processamento pode ser obtido diretamente na bibliografia. A segmentação dos grãos de minério efetuada em [Salinas et al., 2005] foi ba-

seada no método watershed (segundo os autores, tradicionalmente estima-se os tamanhos dos grão por meio da contagem de interseções dos grão de minério com linhas de varredura unidimensionais).

A questão da iluminação foi discutida no artigo. Os autores trabalharam com diferentes condições de iluminação a fim de testar os efeitos da variação de luminosidade no processo de segmentação. Os resultados indicam que a oscilação da iluminação pode provocar diferentes resultados na segmentação. Para contornar este problema os autores criaram uma seqüência de operações na imagem que pode variar em função dos resultados obtidos em determinadas etapas. A seqüência de operações “adaptativa” mostrou-se robusta à variação de luminosidade.

Maerz escreveu alguns trabalhos envolvendo técnicas para medição de fragmentos de minérios ([Maerz and Zhou, 2000], [Maerz, 1999], [Maerz, 1996a], [Maerz, 1996b]). Em [Maerz, 1999] o autor discute técnicas de amostragem e análise de fragmentação de minérios em “*tempo real*”. No artigo o autor comenta que grande parte dos erros de análise são provocados por amostragem incorreta. Tais erros podem ser corrigidos utilizando uma freqüência maior de amostragem. O autor fala ainda sobre captura de imagens em movimento e sobre o processo de captura com altas taxas de amostragem.

Em [Maerz, 1996b] discute-se sobre boas práticas para capturar imagens nos ambientes de mineração. O autor comenta sobre os problemas de iluminação nos ambientes subterrâneos e na superfície. Nos ambientes subterrâneos a iluminação é feita geralmente por lâmpadas isoladas. Na superfície o problema é a iluminação natural do sol. A poeira também representa um problema para os sistemas de visão. Segundo o autor a poeira aderida aos pedaços de minério aparece como um único grande grão. Os

autores comentam que uma boa prática é estudar bem o local de instalação das câmeras. Se preciso deve-se utilizar lentes de longo alcance e filtros.

No artigo [Maerz and Zhou, 2000] comenta-se que tipicamente os sistemas de medição de fragmentos tendem a superestimar o tamanho médio dos fragmentos. O erro acontece porque pedaços pequenos podem ficar parcialmente ou completamente obstruídos por pedaços maiores (oclusões). No artigo os autores demonstram que o erro pode ser reduzido pela calibração dos sensores.

Ainda no escopo de processos de beneficiamento de matérias primas o projeto [Nunes, 2004] trata do desenvolvimento de um sistema de controle com realimentação por imagem para tambores de formação de pelotas (processo de pelotização). O autor utilizou técnicas de processamento de imagem para estimar o tamanho das pelotas. O tamanho das pelotas encontrado pelo processamento de imagens é utilizado para efetuar o controle da rotação dos tambores de pelotização. As etapas utilizadas foram:

1. Segmentar as bolhas na imagem: filtros de média e binarização com faixa fixa de limiar.
2. Varrer a imagem das pelotas calculando diâmetro: Mudanças de cores preto/branco e branco/preto indicam o início e o final de cada pelota.
3. Alterar *set point* de velocidade: Atua no processo em função do tamanho de pelotas estimado.

O artigo [Wirjadi et al., 2005] também trata da medição de pelotas de sinter e utiliza uma abordagem parecida (processamento de imagem para separar as pelotas individualmente e estimação do tamanho da pelota).

Saindo do enfoque de mineração, mas tratando de processos siderúrgicos [Santos-Victor et al., 1993] descreve um sistema de visão que monitora e clas-

sifica as chamas de um forno durante o processo de aquecimento. Segundo os autores, o controle das chamas é um fator importante para a eficiência do processo de aquecimento. O controle das chamas influencia na economia de combustível, segurança operacional, emissão de poluentes, boa radiação, convexão, transferência de calor como um todo [Hauck and Laia, 2003]. Inicialmente os autores [Santos-Victor et al., 1993] separaram a chama do restante da imagem. De acordo com artigo, utilizou-se conhecimentos *a priori* para efetuar a segmentação. Observou-se a distribuição de brilho sobre cada classe de objetos existentes no forno (chamas, queimadores, objetos sólidos, parede do forno). Além das características de brilho dos diferentes objetos, o conhecimento sobre a localização dos objetos fixos (queimadores, paredes, início da chama) também foi útil para a etapa de segmentação. Com a chama segmentada efetuou-se a extração de características. As características utilizadas pelos autores para efetuar a classificação da chama foram a área, o centro de massa, a orientação, a razão entre menor e maior momento de inércia, razão entre largura e comprimento e a distancia em relação aos queimadores.

Os autores utilizaram dois classificadores para avaliar as características da chama. Um classificador Bayesiano e uma Rede Neural Artificial (RNA) do tipo MLP (*MultiLayer Perceptron*). O trabalho mostra que ambos obtiveram resultados satisfatórios. A principal dificuldade foi diferencial os pixels que pertencem às chamas dos pixels que pertencem a outras classes de objetos. Porém, conseguiu-se contornar o problema utilizando de conhecimento prévio sobre a localização de objetos fixos e sobre a distribuição de brilho que cada classe de objeto assume. Os autores classificaram as chamas em quatro categorias diferentes. Cada chama avaliada é classificada discretamente, pertencendo a um dos grupos somente. Já no trabalho [Tao and Burkhardt, 1994]

os pesquisadores mostram que também é possível classificar as chamas de forma nebulosa.

Em [Tao and Burkhardt, 1994] apresenta-se um sistema de controle de chama que baseando-se em informações visuais da própria chama atua nas malhas de vazão de gás e oxigênio. As características utilizadas foram o tamanho e a distribuição de brilho na chama. As características da chama alimentam um controlador nebuloso que atua no processo.

O artigo [Baek et al., 2001] também trabalha com o processamento de imagens de chama. Os autores desenvolveram um método para monitorar a queima de carvão em uma estação termo-elétrica. O objetivo foi monitorar e estimar as condições de combustão por meio da avaliação dos níveis de cor (matiz) das chamas. De acordo com o artigo, o aplicativo de processamento de imagem captura as imagens das chamas de cada queimador, avalia os níveis de cor de cada chama e estima a quantidade de óxidos de nitrogênio e de carbono não queimado presentes na atmosfera de combustão. A componente Matiz (*Hue*) do modelo HSV (*Hue Saturation luminance*) foi adotada para efetuar a medição dos níveis de cor da chama.

Em [Maeda et al., 2000] encontra-se a descrição de um sistema que fornece *feedback* visual para o controle de um forno que processa resíduos de mineração. O sistema controla a combustão do forno manipulando os queimadores de combustível em função da análise das imagens capturadas. As imagens capturadas mostram as condições de saída da escória derretida (volume do fluxo de escória e estabilidade do fluxo de escória saindo do forno). A análise da imagem fornece informações para se efetuar a manipulação dos queimadores.

Em alguns processos siderúrgicos costuma-se identificar produtos e equipamentos por meio de caracteres estampados em sua superfície. Diversos

trabalhos envolvendo visão computacional descrevem soluções capazes de reconhecer automaticamente caracteres estampados na superfícies metálicas. Os trabalhos [Park and Won, 2007], [Pereira, 2006], [Park and Lee, 2006], [Ramalho, 2005], [Lee et al., 2004a] e [Salis, 2004] descrevem métodos para reconhecer caracteres estampados em superfícies rugosas de tarugos de aço. O sistema descrito por [Yanagita et al., 1995] reconhece caracteres em peças com formato de rolos e [Lee et al., 2004b] apresenta um método para reconhecer caracteres em placas.

A idéia principal dos trabalhos foi localizar as peças na cena, encontrar a seqüência de caracteres na superfície das peças, extrair cada caracter encontrado (um por um), e por fim realizar o reconhecimento. A estratégia comumente utilizada para extrair os dígitos é avaliar a variação dos níveis de cinza de uma linha ou coluna para a sua subsequente. Os pontos de mínimo indicam o início e o fim de cada caracter. De posse dos caracteres efetua-se o reconhecimento utilizando várias abordagens.

Em [Pereira, 2006] e [Ramalho, 2005] efetua-se o reconhecimento por meio de correlação cruzada normalizada, que é uma medida de similaridade. Em [Salis, 2004], [Evans et al., 1995] e [Yanagita et al., 1995] adota-se uma solução neural com rede MLP (*multilayer perceptron*). No artigo [Lee et al., 2004a] cita-se a ferramenta estatística KLT (*Karhunen-Loève Transformation*) e em [Park and Lee, 2006] apresenta-se abordagens diferentes para cada tipo de caracter que foi impresso na superfície dos materiais.

[Pereira, 2006] e [Ramalho, 2005] comentam dificuldades encontradas com a iluminação e com a variação do posicionamento dos tarugos. Segundo os autores, em seu trabalho, a distância entre os tarugos e a câmara pode variar e os tarugos podem assumir ângulos diferentes de rotação (os caracteres podem aparecer, por exemplo, de cabeça para baixo). [Salis, 2004] comenta

problemas com a qualidade da estampa, caracteres mal estampados não produzem resultados satisfatórios. [Park and Lee, 2006] descreve o problema da rotação, porém não cita a abordagem utilizada para resolver a questão.

Resolveu-se grande parte dos problemas com ferramentas de processamento de imagem e com a mudança da iluminação. Em galpões onde a iluminação varia muito (luz do dia, sazonalidade, pontes rolantes) é interessante preparar uma iluminação exclusiva para o sistema, visando assim minimizar a influência da iluminação do ambiente.

Avaliando os trabalhos, percebe-se que é interessante utilizar conhecimento *a priori* sobre o processo em questão. Por exemplo, características marcantes que o processo atribui aos produtos podem ser aproveitadas como referências geométricas pelo sistema de visão [Ramalho, 2005]. A posição da peça, os tamanhos máximo e mínimo podem reduzir o domínio de operação do sistema. Outro fator que pode auxiliar o trabalho do sistema de reconhecimento por visão é a comunicação com o nível de automação e com a rede corporativa, visando obter informações importantes sobre a situação atual do processo. Por exemplo, saber quais os possíveis materiais poderiam estar em determinado equipamento quando a imagem foi capturada pode reduzir o espaço de busca do sistema de reconhecimento. Pequenas falhas na identificação podem ser corrigidas observando o espaço de busca.

Em [Lumin et al., 2007] encontra-se a descrição de um sistema que monitora o processo de bobinagem em uma laminação de arames de aço. Segundo os autores, o objetivo do sistema é acompanhar o processo de enrolamento do fio e verificar se o arranjo obtido está obedecendo a estratégia de controle. O resultado da análise das imagens durante o enrolamento dos arames é utilizado para realimentar o sistema de controle. Utilizou-se filtragem “*smoothing*” e realce de determinados níveis de cinza a fim de melhorar a qualidade

da imagem. Após efetuar o realce da imagem, efetuou-se a segmentação pelo método de Otsu [Otsu, 1979]. Com a imagem segmentada aplicou-se a detecção de bordas visando encontrar espaços em branco (“*gaps*”) durante o enrolamento das bobinas. O principal método de detecção de bordas adotado foi Jun-bai [Jun-bai, 2001]. Segundo os autores, a seqüência de operações na imagem se mostrou robusta a variações da iluminação e problemas de reflexão irregular de luz pela própria superfície dos arames.

O artigo [Luo et al., 2006] e a monografia [Salis, 2007] descrevem métodos para contar e monitorar a separação de peças de aço em agrupamentos distintos (formação de pacotes). É importante efetuar a contagem e monitorar o particionamento das peças para que não ocorra mistura de material. Em [Luo et al., 2006] os autores criaram um método para monitorar a separação de barras de aço utilizando um sistema de contagem automática baseado em visão computacional. Em [Salis, 2007] o autor criou um sistema de contagem automática de tarugos de aço que utiliza informações visuais do material juntamente com dados de acionamento disponíveis em um PLC. Nos dois trabalhos os autores utilizaram a distribuição espacial das peças para reconhecer o particionamento.

Em [Luo et al., 2006] basicamente avalia-se a distribuição das faces das barras, que aparecem como circunferências na imagem. Os círculos que estiverem mais próximos representam barras que pertencem ao mesmo grupo (pacote) e grandes espaços vazios na imagem representam espaços entre grupos. Em [Salis, 2007] efetua-se a contagem baseando-se na separação das peças que ocorre por meio de operações morfológicas (erosão-dilatação), segmentação “*watershed*” e rotulação da imagem.

O artigo [Sui-ping et al., 2006] discute o desenvolvimento de um sistema que efetua contagem automática de bastões de aço utilizando visão computa-

cional e redes neurais LQV [Kohonen, 1990, Kohonen, 1988, Kohonen, 1995]. Os autores efetuaram a extração das características por meio de casamento de padrões, varrendo a imagem principal com uma sub-imagem. O reconhecimento das peças é realizado pela rede neural LVQ.

O artigo [Sanding and Xuan, 2005] descreve um sistema que efetua o controle da separação de barras de aço utilizando informação visual como realimentação. O sistema efetua a análise das imagens das barras no final da linha de laminação e em função do resultado obtido efetua o devido ajuste no sistema de controle. As etapas envolvem aplicação de filtros e realce para redução de ruídos e reforço das bordas.

Os trabalhos [Wei et al., 2007], [O’Leary, 2005] e [Liu et al., 2004] discutem o desenvolvimento de sistemas de visão computacional utilizados para monitorar etapas do processo de laminação. Em [Wei et al., 2007] descreve-se um sistema de controle em malha fechada baseado em visão computacional. O objetivo do sistema é controlar o deslocamento de tarugos de aço dentro do forno de reaquecimento por meio da análise da imagem dos tarugos. O deslocamento dos tarugos deve ser controlado para que não ocorram colisões.

A maneira mais comum de se detectar movimentos na cena é por subtração de *background* (plano de fundo). Todavia, a subtração de *background* é um método sensível à mudanças ocorridas em cenas dinâmicas que possuem variação de luminosidade e eventos estranhos [Wei et al., 2007]. Como a atmosfera no interior do forno está em combustão o nível de complexidade da cena é elevado. Para resolver o problema, os autores avaliaram a variação do nível de cinza das colunas da imagem no decorrer do tempo. Se o nível de cinza de uma coluna oscilar significativamente entende-se que está ocorrendo movimentação nesta região. Após a avaliação do movimento na cena, o *set point* de posicionamento é atualizado. Outra abordagem, baseada em

métodos estocásticos, para identificação e localização de objetos em vídeos pode ser encontrada em [Liu and Tsuhan, 2008].

No trabalho [Liu et al., 2004] encontra-se um método baseado em visão computacional que auxilia a operação de um sistema de transporte de chapas de aço. As chapas de aço são transportadas sem contato físico mantidas suspensas por campos magnéticos gerados pelo equipamento. O objetivo do sistema é calcular os espaços entre as chapas e a estrutura que as mantém suspensas. Utilizou-se um feixe de laser que é capturado por uma câmera para efetuar as medições.

Em [O’Leary, 2005], os autores apresentam um sistema de visão computacional para monitorar e controlar o processo de laminação à quente de barras de aço. O aplicativo fornece a realimentação para o sistema de controle por meio das informações visuais existente na cena. Optou-se por uma implementação robusta tanto em termos de amostragem quanto em transmissão de dados a fim de suportar a velocidade necessária exigida pelo sistema de controle. Utilizou-se câmeras de alta velocidade (500 fps) e uma rede ethernet gigabit em toda comunicação de dados dentro do sistema.

A atividade “realimentação-controle” requer uma taxa de amostragem aproximadamente dez vezes mais alta que a largura de banda do sistema que será controlado. Como a largura de banda do sistema em questão é de 50hz a taxa de amostragem utilizada foi de 500 frames por segundo (fps). Após a captura inicia-se o processamento das imagens adotando algoritmos que utilizam estimativas estatísticas de confiança para assegurar o funcionamento mesmo em condições adversas [O’Leary, 2005].

O trabalho [Wei and Wu, 2008] discute técnicas de rastreamento de objetos móveis em cenas complexas em trechos de vídeo. O artigo comenta dificuldades encontradas pela movimentação de sombras que podem ser con-

fundidas com objetos móveis na cena. As soluções apontadas pelos autores envolvem análise de características das texturas dos elementos encontrados nas imagens. A fim de detectar os objetos móveis, os autores processam um vetor de características de textura para cada trecho de imagem e medem alterações nos vetores de características de um mesmo trecho durante um certo intervalo no vídeo.

A seção atual comentou aplicações de visão computacional no controle e supervisão de processos. A próxima seção pretende apresentar outras aplicações que mesmo não tendo sido desenvolvidas para a siderurgia, podem trazer benefícios para as usinas.

3.4 Outras aplicações

Diversos trabalhos apresentam sistemas de detecção de chamas por meio de visão computacional. Tal atividade é interessante para monitorar ambientes siderúrgicos visto que operam com altas temperaturas, lubrificantes e produtos inflamáveis, alta tensão, gases e outros. Tem-se utilizado técnicas de visão computacional para efetuar a detecção de chamas em diferentes ambientes [Homg et al., 2005, Zhang et al., 2006, Töreyn et al., 2005, Dedeoglu et al., 2005, Tipsuwanpom et al., 2006, Phillips et al., 2000, Chan et al., 2004]. Os métodos convencionais possuem uma desvantagem que é a necessidade de proximidade do sensor com a chama [Phillips et al., 2000]. A principal vantagem de se utilizar visão computacional na detecção de chamas é a possibilidade de monitorar grandes áreas abertas [Dedeoglu et al., 2005]. Nas indústrias siderúrgicas os sistemas de detecção de chamas podem ser utilizados por exemplo, em salas elétricas, galpões, CPDs, sub-estações de energia [Chan et al., 2004].

Os trabalhos utilizam as características de cor e movimentação das chamas para diferenciá-las de regiões espúrias na imagem, como por exemplo, objetos móveis que possuem cor de fogo. As técnicas de processamento das características para reconhecer as chamas variam [Zhang et al., 2006]. No trabalho [Homg et al., 2005] os autores criaram uma máscara de varredura baseada em cores para diferenciar as regiões espúrias das chamas reais. Em [Zhang et al., 2006] adotou-se modelos de probabilidade com teste de hipótese. O artigo [Töreyn et al., 2005] por sua vez utiliza Modelos Ocultos de Markov para diferenciar as chamas dos objetos móveis com cor de chama. Já o trabalho [Dedeoglu et al., 2005] efetua análise de *waveltes*, [Foo, 2000] utiliza regras nebulosas e [Tipsuwanpom et al., 2006] adota uma abordagem neural.

Devido à preocupação com a segurança, outra aplicação que recentemente tem despertado o interesse dos pesquisadores é a análise automática de trechos de vídeo visando gerar alertas quando um evento incomum, imprevisível, porém importante ocorrer [Adam et al., 2008, Zhou and Kimber, 2006, Zhong et al., 2004, Zhang et al., 2005]. A detecção de eventos incomuns em tempo real possui um vasto potencial para monitoria de tráfego e em vigilância de instalações prediais [Lee et al., 2006]. Também encontra-se citações de detecção de eventos incomuns em atividades domésticas e de laser [Zhong et al., 2004].

A detecção de eventos em vídeo geralmente é tratada como um problema de classificação de séries temporais. Uma abordagem frequentemente utilizada é extrair características das imagens presentes no vídeo e utilizar Modelos Ocultos de Markov para representar o modelo temporal das características [Zhou and Kimber, 2006], [Lee et al., 2006]. Percebe-se que os Modelos Ocultos de Markov representam uma ferramenta bastante

utilizada nos trabalhos [Tao and Shaogang, 2005], [Zhou and Kimber, 2006], [Zhang et al., 2005]. Outros métodos que utilizam cálculos estatísticos das características das imagens são comentados em [Zhou and Kimber, 2006] e [Tao and Shaogang, 2005].

Nas usinas siderúrgicas, a detecção de eventos incomuns pode ser adotada para monitorar atividades de risco. Por exemplo, atividades realizadas em ambientes confinados buscando-se detecta a ocorrência de desmaios, náuseas, detecção de intoxicação por gás, operadores trabalhando de forma insegura, intrusos em ambientes restritos.

O artigo [Chan et al., 2004] comenta sobre aplicações de visão computacional em subestações de energia. As usinas siderúrgicas de médio e grande porte possuem subestações cujas atividades podem ser beneficiadas com a utilização de visão computacional. Segundo os autores, o sistema de visão implementado é capaz de detectar intrusos e alarmes de incêndio além de efetuar a leitura de medidores presentes na sub-estação.

As tarefas executadas nas ferrovias das usinas siderúrgicas também podem ser auxiliadas por ferramentas de visão computacional. As tarefas de monitoria as linhas de ferro, inspecionar vagões, operar e manter os trens, podem ser auxiliadas por visão computacional [Mair and Fararooy, 1998] encontra-se aplicações de visão computacional em ferrovias.

O presente capítulo apresentou o processo siderúrgico e discutiu diversas aplicações que foram desenvolvidas para auxiliar a execução das principais atividades nas usinas. O próximo capítulo pretende descrever estudos de casos na usina Presidente Arthur Bernardes em Ouro Branco, Minas Gerais.

Capítulo 4

Estudo de Casos

Saber e não fazer... ainda não é saber.

Provérbio Tibetano

Visitou-se algumas áreas da usina siderúrgica Presidente Arthur Bernardes a fim de estudar os processos e realizar entrevistas com o pessoal responsável por eles. O objetivo das visitas foi levantar possíveis aplicações de visão computacional que poderiam auxiliar a melhoria dos processos. Após o levantamento, desenvolveu-se e testou-se quatro protótipos destas aplicações, realizando um estudo de viabilidade para a compra de equipamentos e a real implantação das aplicações em ambiente de produção. A secção 4.1 comenta o desenvolvimento de quatro protótipos das aplicações levantadas. A secção 4.2 descreve outras possíveis aplicações que também foram levantadas durante as visitas.

4.1 Desenvolvimento de Protótipos

Após o estudo realizado nos setores de produção, analisou-se a viabilidade de se desenvolver quatro das aplicações levantadas. A seguir apresenta-se os estudos de viabilidade realizados com o desenvolvimento dos protótipos.

4.1.1 Detecção de Perfis na Entrada da Serra Fixa da Laminação de Perfis

A linha de laminação de perfis visa converter blocos em perfis estruturais ou cantoneiras. Avaliando o processo, percebeu-se que eventualmente ocorrem falhas nos sensores de presença de materiais. Na área da serra fixa as falhas acontecem para determinados tipos de materiais devido à posição dos sensores em relação ao caminho de rolos. Buscou-se desenvolver uma aplicação de visão computacional para auxiliar a detecção e o controle do deslocamento das peças, principalmente nas zonas pertencentes às serras.

Introdução

Inicialmente desenvolveu-se um protótipo de sistema utilizando o aplicativo *MathWorks MatLab*. O protótipo desenvolvido tem por finalidade informar se existe ou não existe a presença de material à frente da serra fixa. Caso haja presença de material, uma série de operações serão disparadas (ajustes do equipamento para corte, liberação para movimentação, ajuste de “*set point*” de velocidade dos motores dos rolos). Os objetivos de se desenvolver o protótipo são:

- Avaliar a viabilidade e a confiabilidade de se adotar um sistema de visão computacional para se detectar materiais na região das serras fixa e móvel da linha de perfis, suprimindo assim a dificuldade de instalação de sensores de presença.
- Com o desenvolvimento de mais um sensor de detecção, busca-se auxiliar a redução do risco operacional, permitindo ou não o início do deslocamento da serra. Busca-se também reduzir atrasos no processo

causados pelas falhas eventuais dos sensores de presença existentes atualmente.

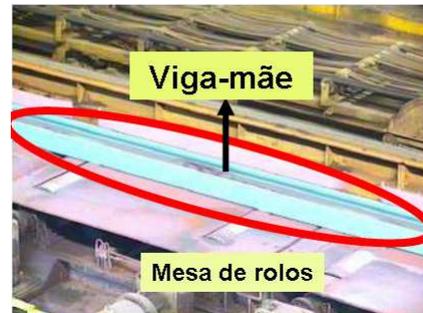
Metodologia

As imagens da mesa de rolos (com ou sem material) foram capturadas por uma câmera conectada a um computador que possui uma placa de captura. Após a sua captura executou-se o processamento das imagens, buscando separar a viga-mãe do restante da cena. Inicia-se o processamento realizando a subtração de fundo (*background subtract*), calculando a diferença da imagem corrente para a imagem padrão. A imagem padrão consiste na imagem da mesa sem a presença de viga. Trata-se da imagem “referência” da mesa vazia. A imagem padrão é atualizada em intervalos regulares buscando deixar o processo mais robusto à variações do ambiente. A remoção de fundo para imagens cujo fundo é estático pode ser realizada com a operação diferença entre imagens subsequentes [Salis, 2007]. Em imagens com plano de fundo dinâmicos pode-se utilizar as características das cores [Santos-Victor et al., 1993, Tao and Burkhardt, 1994] para segmentar o objeto de interesse. Outra abordagem é calcular a imagem média de um segmento de vídeo e subtrai-la do quadro analisado [Doshi, 2005] citado por [Salis, 2007].

O próximo passo foi converter a imagem diferença para tons de cinza e então binariza-la com limiar fixo de 0.1. Em seguida aplicou-se erosão e dilatação para remover ruídos e suavizar o contorno do objeto de interesse na cena. Por fim, com a imagem processada e o elemento alvo já destacado, contou-se a quantidade de pixels pretos e brancos da imagem binarizada. A quantidade de pixels brancos e pretos definem a existência ou não da viga de perfil na imagem. As figuras 4.1.3 mostram as etapas do processo:



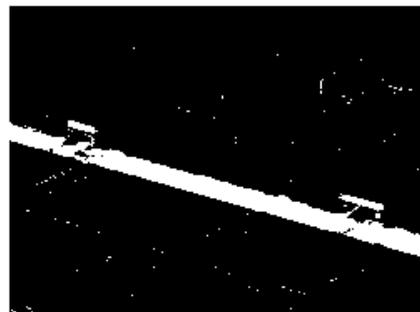
(a) Imagem padrão sem viga



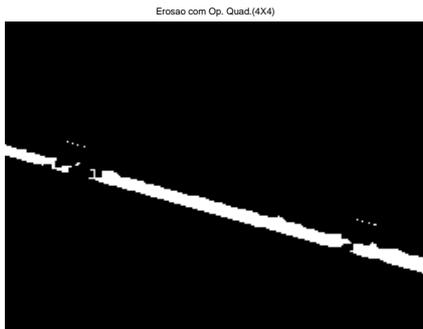
(b) Imagem corrente com uma viga



(c) Imagem Corrente - Imagem padrão



(d) Binarização



(e) Erosão



(f) Dilatação

Figura 4.1: Detecção de perfil na entrada da serra

Resultados obtidos

Foram coletadas 92 imagens exemplo com a presença de material na mesa de rolos e 51 imagens sem material, totalizando uma amostragem de 143 imagens. A avaliação dos histogramas aponta que as imagens com material na cena possuem uma elevada quantidade de pixels brancos. Em contrapartida, as imagens que não possuem material na cena geram significativamente menos pontos brancos, na maioria das vezes ocorrem 0 pontos brancos. Desta forma obteve-se duas classes linearmente separáveis, o que simplifica o problema de classificação. A definição de um limiar em torno de 5000 pontos brancos separa as duas classes. A figura 4.2 mostra a quantidade de pixels brancos obtidos no histograma das imagens processadas. A classe “ * ” representa as imagens que tinham uma viga na cena, a classe “ + ” representa as imagens que não tinham a viga, e a linha horizontal preta representa o limiar separando as duas classes.

Conclusão

Os resultados obtidos com o protótipo de detecção da viga na cena foram otimistas. Mesmo usando informações relativamente simples, como a quantidade de pixels pretos/brancos em uma imagem binária, foi possível identificar a presença e a ausência do objeto de interesse na cena.

Durante o acompanhamento dos cortes das vigas percebeu-se a ocorrência de vibrações no suporte da câmera, provocadas pelo deslocamento da própria viga ou pela movimentação de pontes rolantes. As vibrações causaram ruídos no resultado do cálculo da imagem diferença (Imagem Corrente - Imagem Padrão). Esses ruídos causaram elevações na quantidade de pixels brancos no histograma. Porém, a elevação ficou abaixo do limiar estipulado, o que não comprometeu a classificação.

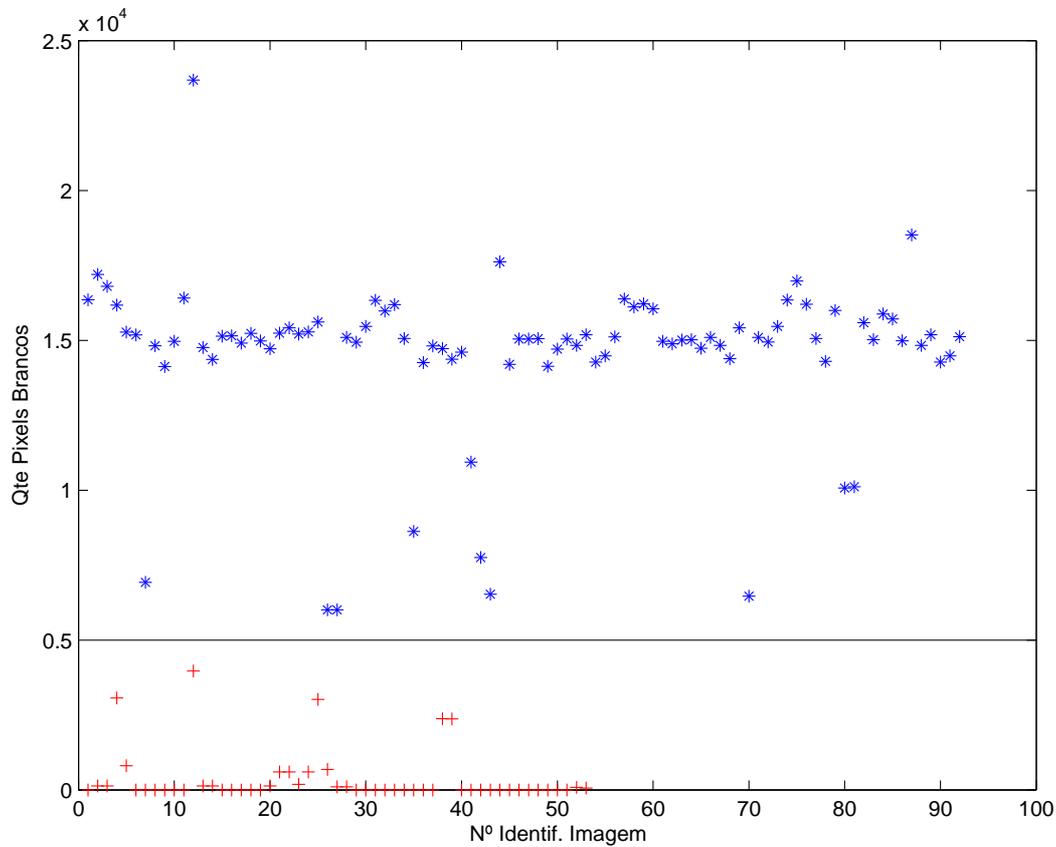


Figura 4.2: Pontos brancos nas imagens das mesas de rolos após o processamento

4.1.2 Rastreamento de Perfis na Entrada da Serra de Pontas

A primeira etapa da laminação de perfis provoca o aparecimento de protuberâncias (pontas com rebarbas) nas extremidades do produto. Tais protuberâncias devem ser removidas para não interferirem nos processos de conformação subsequentes. A remoção das pontas dos perfis ocorre na serra de pontas. É importante para o processo que a posição dos perfis na mesa de rolos seja informada corretamente para os controladores HPC (*High Performance Controler*) que operam os equipamentos na zona da Serra. Os

detetores de metal quente utilizados atualmente apresentam falhas intermitentes. As falhas ocorrem principalmente na saída do material, quando a Serra corta a parte traseira do perfil. O problema ocorre porque a passagem do perfil na entrada da serra aquece os rolos. E os rolos ainda quentes, porém vazios, excitam os sensores de presença que interpretam a alta temperatura dos rolos vazios como sendo presença de perfil.

Introdução

Buscando auxiliar o rastreamento (*tracking*) da movimentação de perfis na zona da Serra de Pontas, efetuou-se um estudo de viabilidade para o desenvolvimento de um sistema de visão computacional capaz de informar em “tempo real” a distância de cada uma das extremidades do perfil em relação a Serra. Utilizou-se a biblioteca OpenCV e a plataforma Visual C++ para desenvolver o protótipo do sistema. O protótipo desenvolvido processa o sinal de vídeo capturado por uma câmera e informa as posições da viga aos controladores via protocolo OPC (*“Ole for Process Control”* [OPC-Foudation, 2008]) sobre uma rede Ethernet [Tanenbaum, 2003]. O OPC é um protocolo que busca padronizar o mecanismo de troca de informações entre aplicações e equipamentos utilizados no controle de processos industriais [Gorga, 2003]. Ethernet é o tipo mais comum de redes locais. Trata-se de uma rede de difusão e opera tipicamente em velocidades entre 10Mbps a 10 Gbps [Tanenbaum, 2003]. Os objetivos específicos do protótipo do sistema de

- Avaliar a viabilidade de se desenvolver um sistema de visão que seja capaz de rastrear em “tempo real” o deslocamento de perfis na entrada da Serra de Pontas e informar os valores obtidos aos controladores HPC a cada 150 ms.

- Verificar a possibilidade de padronizar a utilização do algoritmo desenvolvido para rastrear outros produtos de aço laminados à quente.

Metodologia

Coletou-se sinais de vídeo de uma câmera que monitora a entrada da Serra de Pontas. O sinal de vídeo analógico foi capturado a uma taxa de 30 quadros ("frames") por segundo utilizando-se uma placa de captura conectada a um microcomputador. Processou-se o sinal quadro a quadro a fim de se obter a posição do perfil em cada quadro. No final do processamento as posições das extremidades do perfil são obtidas e enviadas aos controladores por meio do protocolo OPC sobre uma rede Ethernet de 100 Mbps (*Megabits por segundo*).

A etapa de processamento buscou separar o perfil do restante da cena que é consideravelmente dinâmica, o que eleva a complexidade da solução. Os principais problemas encontrados são: a existência de equipamentos móveis e pessoas trabalhando no plano de fundo. Parte dos objetos existentes na cena apresenta as mesmas características de cor do objeto alvo. A própria entrada do perfil incandescente na cena provoca saturação do sensor e rápidas alterações nas características de brilho na imagem. Por exemplo, o aparecimento de círculos de reflexão com tonalidades próximas as do perfil, o aparecimento de sombras e a rápida oscilação do histograma da imagem. A figura 4.3 mostra uma imagem típica do local.

A fim de obter-se a posição do início e final do perfil na cena, contornando os problemas comentados anteriormente, executou-se a seguinte seqüência de processamento de imagem:

1. Seleção da região de interesse: inicialmente buscou-se selecionar a subimagem (ROI - "*Region of interest*") da cena visando eliminar estru-

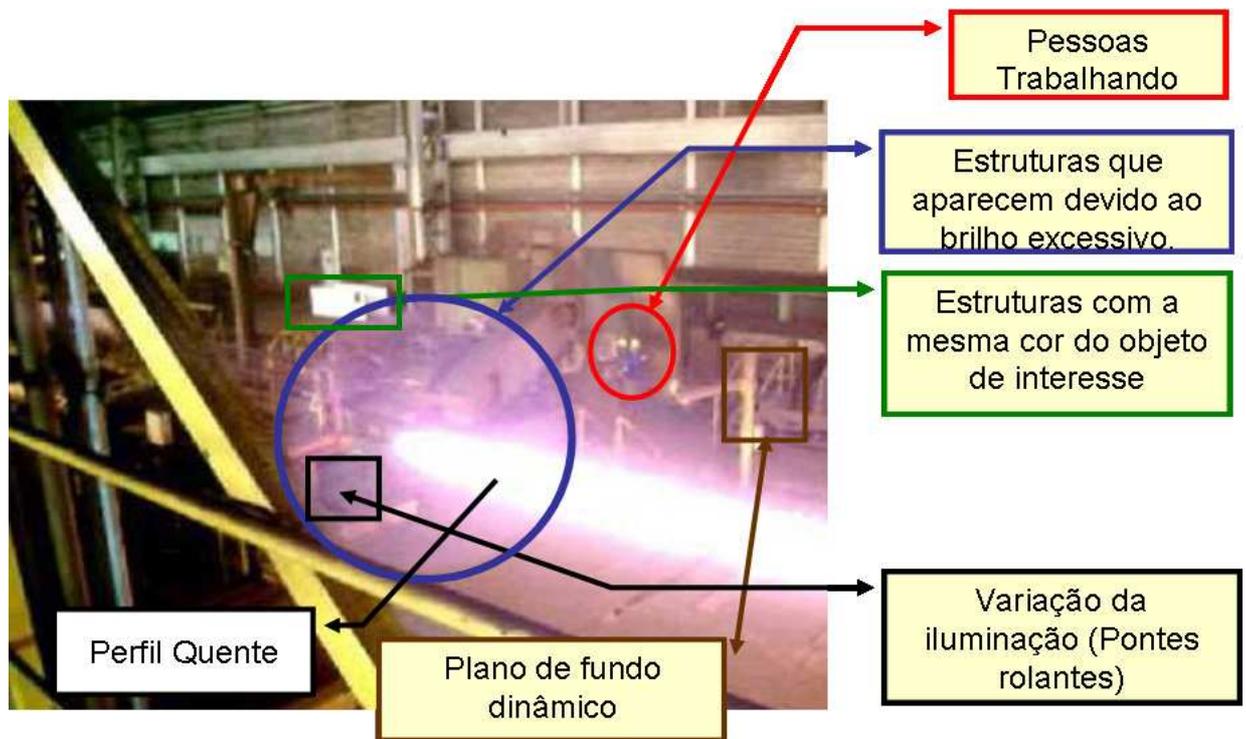


Figura 4.3: Imagem de uma cena típica encontrada no problema de detecção de perfis na entrada da Serra de Pontas

turas desnecessárias da imagem e diminuir o tempo de processamento de cada quadro.

2. Conversão do quadro para o sistema HSV: a principal característica que diferencia os perfis do restante da cena na serra de pontas é o brilho que emitem devido à sua temperatura em torno de 1200°C. O modelo HSV trabalha com o brilho separadamente por meio da componente V ("Value", provendo assim um controle direto sobre esta componente [Shapiro and Stockman, 2001]). Além disso, experiências anteriores e exemplos bem sucedidos apontam que o HSV é um modelo adequado para efetuar o rastreamento de objetos [Sebastian et al., 2008, Na et al., 2002] e para tratar objetos com lu-

- minância própria [Baek et al., 2001].
3. Separação de cada canal (H, S, V) em três imagens distintas: buscou-se isolar cada canal para trabalhar com as componentes Matiz e Brilho separadamente.
 4. Binarização das imagens do canal V e do canal H com limiar (*"threshold"*) local: buscou-se separar o perfil do restante da imagem utilizando suas características de cor e brilho.
 5. Inversão da imagem binária da componente H: busca deixar os pixels com matiz baixo com valor totalmente branco.
 6. Operação binária AND com as imagens dos canais H e V binarizadas: A operação ($VbinANDHbinInv$) busca deixar na imagem resultado somente objetos com características de brilho e cor do perfil.
 7. Efetua-se Erosão na imagem obtida com a operação AND do passo 5: a erosão buscou remover ruídos deixados pelas binarizações do passo 4 e pela operação AND do passo 5. Além disso adotou-se a Erosão para remover os rolos que aparecem nos quadros após a passagem do perfil. Como os rolos são de metal e foram aquecidos pela passagem dos perfis, eles assumem tonalidades próximas as do perfil, ficando presentes na imagem. Resumindo, busca-se deixar na imagem somente o perfil.
 8. Procura pelas estruturas contínuas (*Blobs*) presentes na imagem erodida: eventualmente ocorre o aparecimento de mais estruturas, além do perfil, na imagem erodida. Assim, buscou-se pela maior estrutura (*Blob*) acima de 400 pixels quadrados, que teoricamente representa o perfil.

9. Busca a referência do início e final da estrutura selecionada no passo 7: cria-se o menor retângulo que envolve a estrutura. Os pontos dos cantos do menor retângulo que envolve a estrutura indicam a posição do início e final do perfil na cena. Assim como em [Carrasco and Mery, 2006], as posições (distâncias) de determinados objetos são conhecidas e não variam. Tais objetos foram tomados como marcos de referência de posição no mundo real (distância em relação à serra). Assim programou-se o controlador para reduzir gradativamente a velocidade dos motores dos rolos à medida em que os valores de posição forem sendo atualizados. Esta aplicação não exige grande precisão nas medições. Deste modo os marcos de referência adotados foram suficientes para auxiliar o rastreamento da movimentação de perfis na zona da serra. Não houve necessidade de calibrar a câmera. Em aplicações que exigem maiores precisões, como em [Hemming et al., 2007, Koller, 2007], a calibração da câmera é indicada. Algumas técnicas de calibração podem ser encontradas em [Tsai, 1987, Carrasco and Mery, 2006, Sid-Ahmed and Boraie, 1990]
10. Atualização da posição inicial e final do perfil nos controladores: escreve a referência da posição do perfil em endereços específicos nos controladores por meio de rotinas OPC previamente codificadas.

A figura 4.1.2 ilustra os passos adotados para localizar o início e o final do perfil na entrada da serra de pontas.

Resultados obtidos

Testou-se vídeos coletados em horários diferentes e com a passagem de pontes rolantes, fatores que influenciam a iluminação na entrada da serra de pontas. Testou-se ainda trechos de vídeo com presença de fumaça e com a

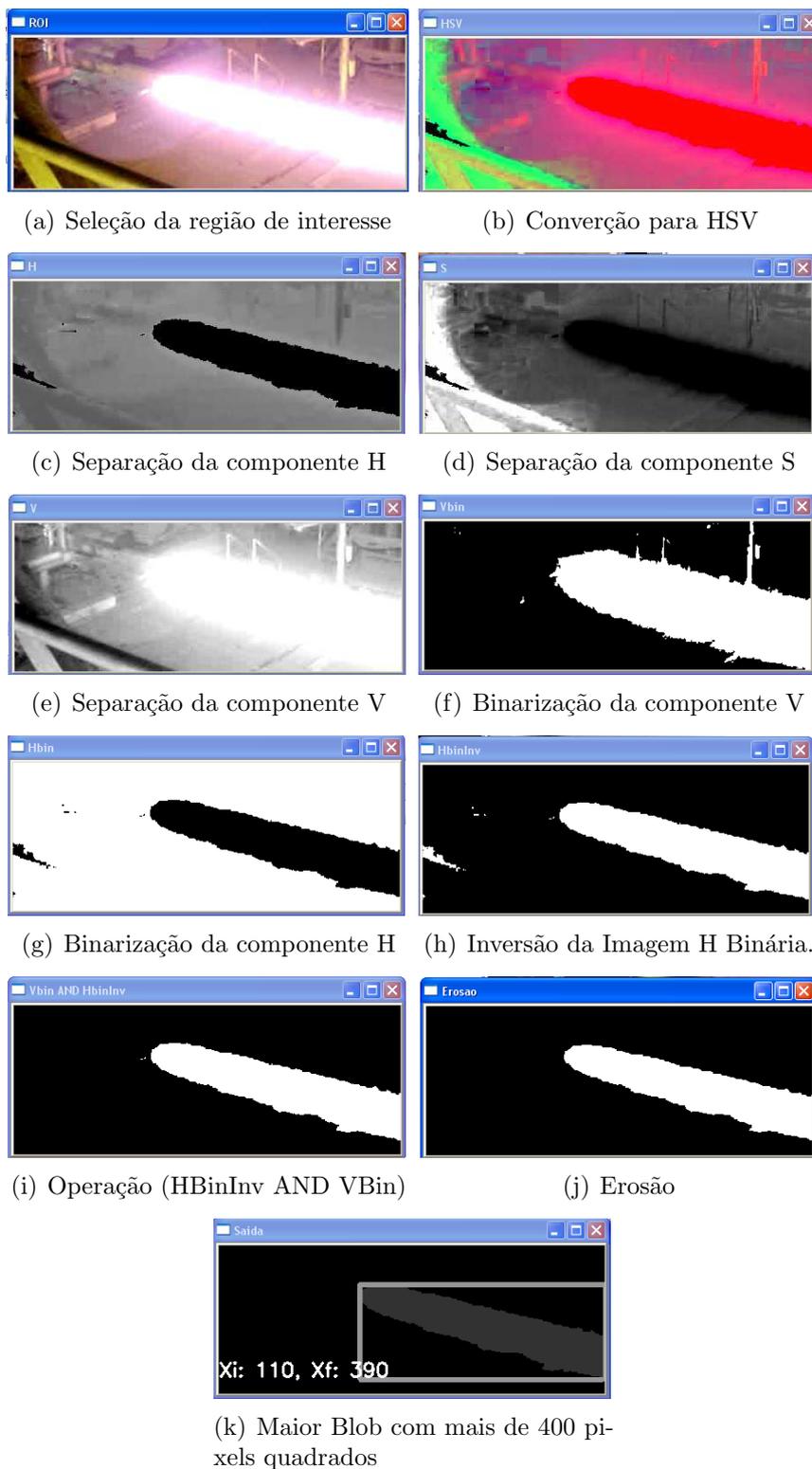


Figura 4.4: Detecção de perfil na entrada da serra de pontas

travessia de pessoas no plano de fundo. A tarefa de rastrear o deslocamento dos perfis foi bem sucedida em todos os casos.

Uma restrição imposta ao sistema foi que o ciclo de atualização do controlador fosse inferior à 150 milissegundos. O tempo de processamento do protótipo atendeu ao pré-requisito em todos os casos. A figura 4.5 mostra o histograma dos tempos obtidos ao processar 5 vídeos, totalizando 912 quadros.

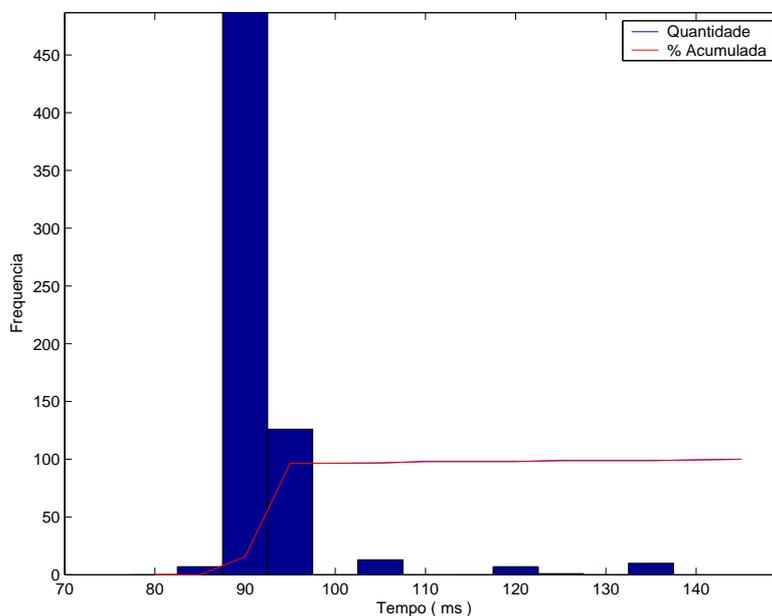


Figura 4.5: Histograma dos tempos de processamento obtidos ao rastrear a posição dos perfis na cena.

A tabela 4.1 mostra informações estatísticas sobre os tempos obtidos.

Nota-se que mesmo o valor de três desvios padrão acima da média ($91,74 + 3 * 6,12 = 110,1$) fica abaixo do valor máximo estipulado de 150 ms. O valor máximo encontrado nos 912 casos também ficou abaixo do valor máximo aceitável.

Dado	Valor (ms)
Média	91,74
Desvio Padrão	6,12
Variância	37,55
Mínimo	85,60
Máximo	140,20
Quantidade	912

Tabela 4.1: Dados estatísticos sobre os tempos de processamento obtidos nos testes.

Conclusão

Os resultados indicam que o modelo HSV é apropriado para processar quadros de vídeo buscando rastrear o deslocamento de perfis quentes na entrada da serra de pontas. As componentes H e V permitem diferenciar o material em aço quente do restante da cena, mesmo ocorrendo oscilação da iluminação, presença de fumaça e havendo movimento no plano de fundo. A avaliação estatística dos tempos de processamento indica que o custo computacional do algoritmo desenvolvido atende às restrições estabelecidas.

Os resultados do desenvolvimento do protótipo indicam que o desenvolvimento da aplicação final é viável. Trabalhos ainda incipientes, realizados com vídeos de tarugos, apontam que o algoritmo desenvolvido também pode ser utilizado para monitorar o deslocamento de outras peças de metal que possuem brilho próprio. Todos os testes foram realizados com materiais acima de 880°C.

4.1.3 Inspeção Automática Por Partículas Magnéticas Fluorescentes

Após a fabricação dos tarugos de aço eles são enviados para a etapa de acabamento que busca efetuar o controle de qualidade do material. Algu-

mas etapas do processo ocorre nas linhas de inspeção, onde são efetuados ensaios a fim de se detectar defeitos superficiais e internos existentes nos produtos finais. A inspeção de defeitos superficiais dos tarugos ocorre no equipamento MagisFluss no qual operadores humanos efetuam a inspeção pelo processo de partículas magnéticas fluorescentes, que foi comentado na seção 3.2.1. Durante o estudo do processo levantou-se a possibilidade de se desenvolver uma aplicação de visão computacional para inspecionar automaticamente a superfície dos tarugos tratadas com partículas fluorescentes. Pelo processo, aplica-se um elevado campo magnético nos tarugos a fim de se criar pólos magnéticos nas regiões dos defeitos. Os pólos magnéticos atraem as partículas fluorescentes para a região defeituosa que fica realçada, assumindo uma coloração diferente do restante da peça.

Diante deste contexto buscou-se estudar a viabilidade de se desenvolver uma aplicação de visão capaz de detectar defeitos existentes em uma superfície tratada com partículas magnéticas fluorescentes. Busca-se ainda armazenar os defeitos detectados em um banco de dados corporativo, disponibilizando informações sobre ocorrência de defeitos o que viabiliza estudos de qualidade. A ocorrência de defeitos pode ser cruzada com outras informações do processo, o que possibilita estudos estatísticos sobre as possíveis causas de defeitos [Jia, 2005, Jin et al., 2002].

Metodologia

Inicialmente estudou-se a iluminação do local. A iluminação é configurada especificamente para o processo de inspeção. No início do trabalho de inspeção as lâmpadas incandescentes são apagadas. Prevalecendo assim a iluminação ultravioleta que é adotada para realçar as partículas magnéticas fluorescentes aderidas nas regiões do defeito.

No entanto, observou-se que a luz ultravioleta ofuscava os detalhes da imagem capturada, prejudicando a detecção dos defeitos. Tal fenômeno levou à necessidade de se utilizar um filtro ultravioleta acoplado à lente da câmera. O filtro reduziu o ofuscamento, deixando os defeitos mais nítidos na imagem.

A principal característica das imagens capturadas é que os defeitos assumem uma coloração amarela no primeiro plano (devido às partículas agregadas), contra um fundo mais escuro com tonalidade próxima do violeta ou mesmo preto (devido à reflexão da luz ultravioleta pela superfície metálica do tarugo).

No equipamento MagisFluss são inspecionados dois tipos de defeitos, a fissura e o FX. A figura 4.1.3 mostra os dois defeitos. Observando a figura

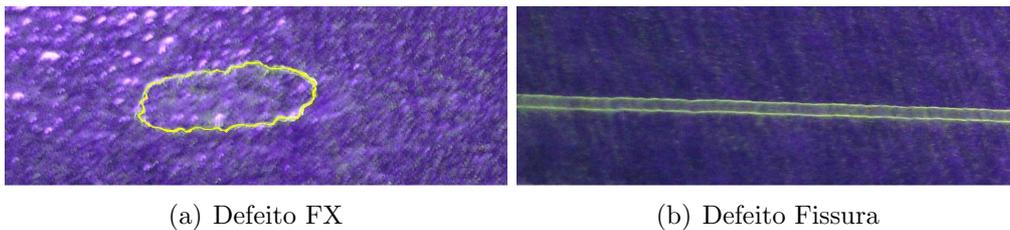


Figura 4.6: Exemplos de defeitos inspecionados na MagisFluss

percebe-se a coloração amarela assumida pelos defeitos. Nota-se ainda que as fissuras são mais finas e possuem um comprimento maior. Os defeitos FX possuem comprimentos menores e são mais largos.

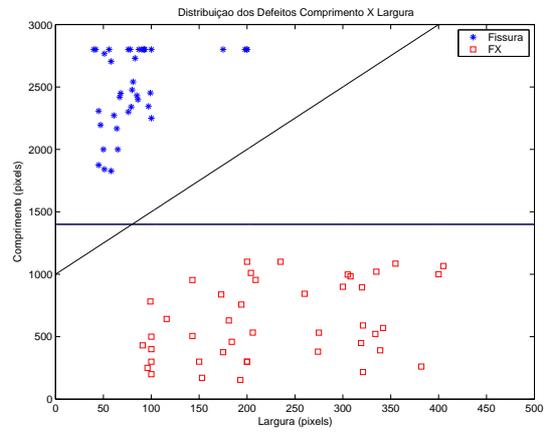
Assim como nos trabalhos [Scaman and Economikos, 1995, Wong et al., 1995, Jia et al., 2004] detectou-se e classificou-se os defeitos baseando-se em características de cor e formato dos defeitos. Para localiza-los baseou-se em sua tonalidade mais clara, próximo do amarelo (determinadas faixa de valores das componentes HSV). Para classifica-los, como FX ou Fissura, utilizou-se a relação *comprimento/largura* de seu

formato. A figura 4.7(a) mostra a distribuição *comprimento* \times *largura* dos defeitos em uma amostra coletada para avaliação. O gráfico da figura 4.7(b) mostra os valores da relação *comprimento/largura* dos defeitos.

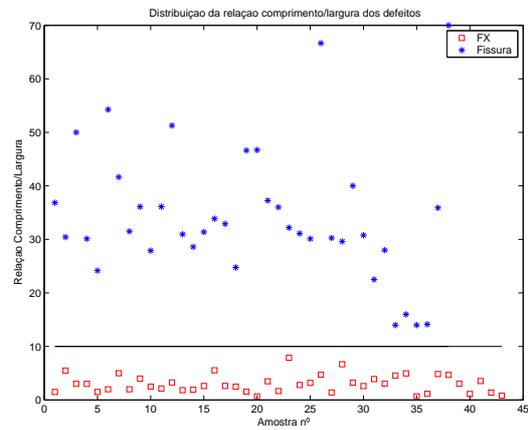
Observa-se pelos gráficos da figura 4.1.3 que a separação das duas classes de defeitos é um problema linearmente separável. Desta forma, a classificação não é complexa. Avaliando-se as características comprimento e largura no gráfico 4.7(a), percebe-se que é possível adotar um método geométrico para classificar os defeitos, cuja posição pode estar à esquerda ou a direita das retas que separam as classes. A reta horizontal se mostrou suficiente para separar as classes, porém a reta inclinada pode oferecer maior margem de segurança, visto que as classes de defeitos Fissura (representados por *) se mantêm mais a esquerda do gráfico.

Apesar dos resultados apontarem que as retas servem de parâmetro para o classificador, buscou-se torná-lo mais robusto à variações de escala. Para tal, separou-se os defeitos por meio da relação comprimento/largura apresentada no gráfico 4.7(b). A reta horizontal do gráfico representa o limiar fixo adotado para classificar os defeitos. Outra característica experimentada com sucesso na classificação dos defeitos foi a "circularidade", definida por $Area/(Perimetro)^2$. A figura 4.7(c) mostra a divisão das duas classes de defeitos por meio da circularidade.

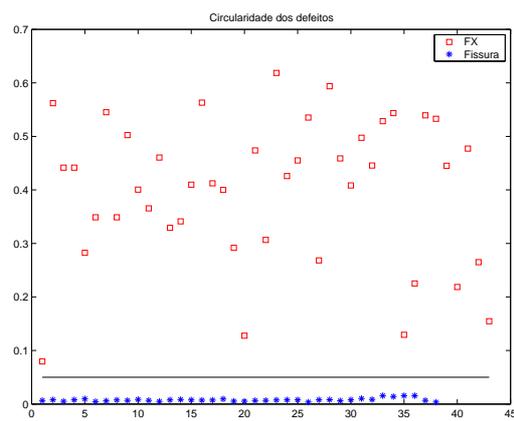
A segmentação foi baseada na tonalidade amarela assumida pelos defeitos, em contraste a um fundo mais escuro. No entanto, a variação da intensidade da iluminação pode alterar a tonalidade dos componentes da imagem. Tal problema foi detectado durante os testes, pois mesmo estando estruturada para a inspeção, a iluminação apresentou variações. A fim de contornar o problema, estudou-se o comportamento das imagens dos defeitos à medida que a iluminação varia. Fixou-se o foco e variou-se a iluminação coletando



(a) Distribuição Comprimento X Largura



(b) Relação Comprimento / Largura



(c) Circularidade dos defeitos

Figura 4.7: Características dos Defeitos

imagens da mesma parte da peça inspecionada sob diferentes intensidades de iluminação. Extraiu-se uma região defeituosa e uma região não defeituosa. Em seguida plotou-se os valores dos pixels das duas imagens sob diferentes intensidades de iluminação e em modelos de cores diferentes. A figura 4.8 mostra o resultado de um dos experimentos realizados. Os resultados mos-

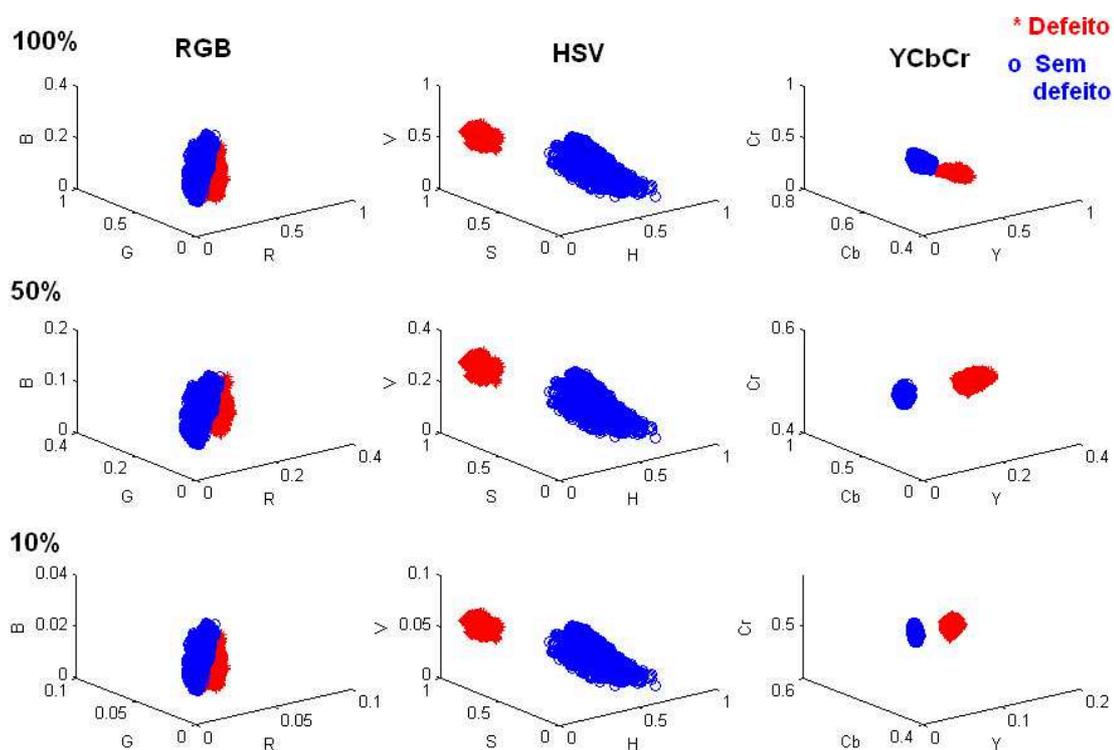


Figura 4.8: Comparação da classificação utilizando RGB, HSV e YCbCr em diferentes condições de iluminação.

tram que a segmentação dos defeitos pela tonalidade se mostra mais robusta à variação da intensidade da iluminação quando se utiliza o modelo HSV.

Assim, utilizou-se o modelo HSV para segmentar os defeitos e a relação comprimento/largura para classificá-los como FX ou Fissura. Para tal, executou-se a seguinte seqüência de processamento de imagem:

1. Conversão para HSV.
2. Binarização em função da vizinhança amarela. Se a média da vizinhança 3X3 estiver em torno da tonalidade amarela (*Hue* entre 30 e 56), então binariza-se o valor do pixel central para branco, senão o pixel central aparecerá como preto na imagem binária.
3. Erosão da imagem com elemento estruturante círculo para desconectar estruturas que se tocam e remover pequenos ruídos.
4. Dilatação da imagem com elemento estruturante linha 90° e 0° para reconectar linhas.
5. Preenchimento do interior das regiões presentes na imagem.
6. Suavização das formas por meio de erosão com elemento estruturante diamante.
7. Localização das estruturas presentes na imagem.
8. Cálculo das dimensões das estruturas presentes na imagem.
9. Remoção das estruturas que possuem pequenas áreas.
10. Classificação das estruturas restantes como FX ou Fissura.

A figura 4.9 mostra os principais passos do processamento de imagem adotado para realçar um defeito Fissura. A figura 4.10 mostra os principais passos do processamento de imagem adotado para realçar um defeito FX.

Problemas encontrados

Durante a avaliação do local de inspeção percebeu-se que alguns fatores podem interferir no processo. Alguns destes fatores se referem a própria

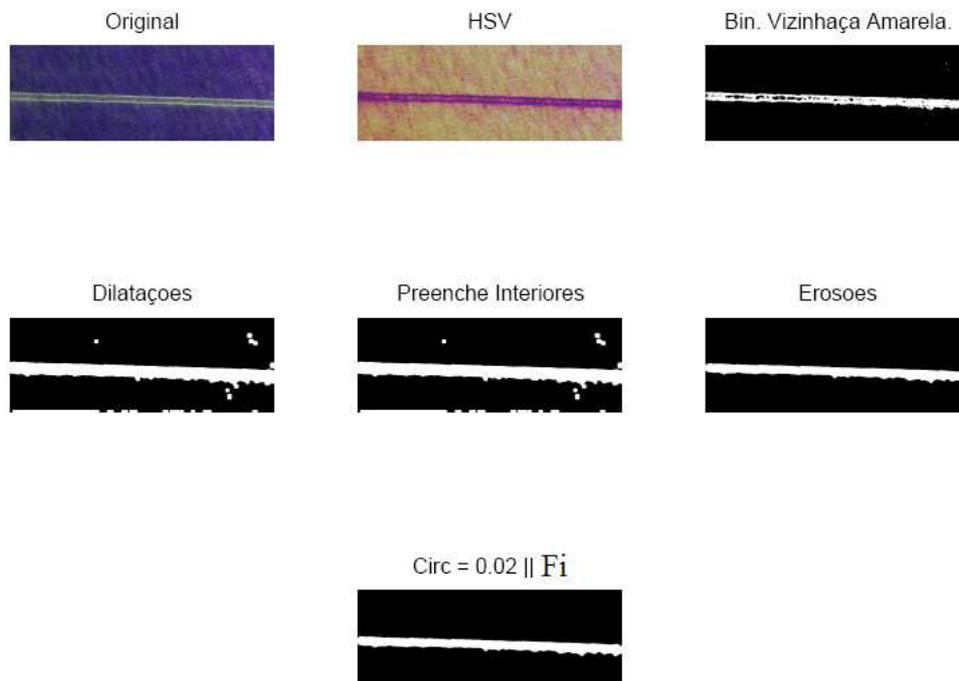


Figura 4.9: Etapas de processamento que busca classificar a imagem do defeito.

operação do equipamento, como a alimentação d'água e de partículas. Outros dois fatores se referem à iluminação e foram abordados no trabalho:

- Acendimento da iluminação interna: a iluminação interna ofusca a fluorescência das partículas, fazendo os defeitos não aparecerem nítidos na imagem, ou mesmo não aparecerem.
- Abertura da porta da cabine: a abertura da porta da cabine durante a inspeção também pode interferir no realce dos defeitos. O problema foi detectado somente durante o dia e nas regiões próximas à porta.

O acendimento da iluminação interna pode ser detectada por meio da análise do histograma das imagens capturadas. O histograma de uma imagem é a distribuição dos níveis de cinza presentes na imagem e fornece uma

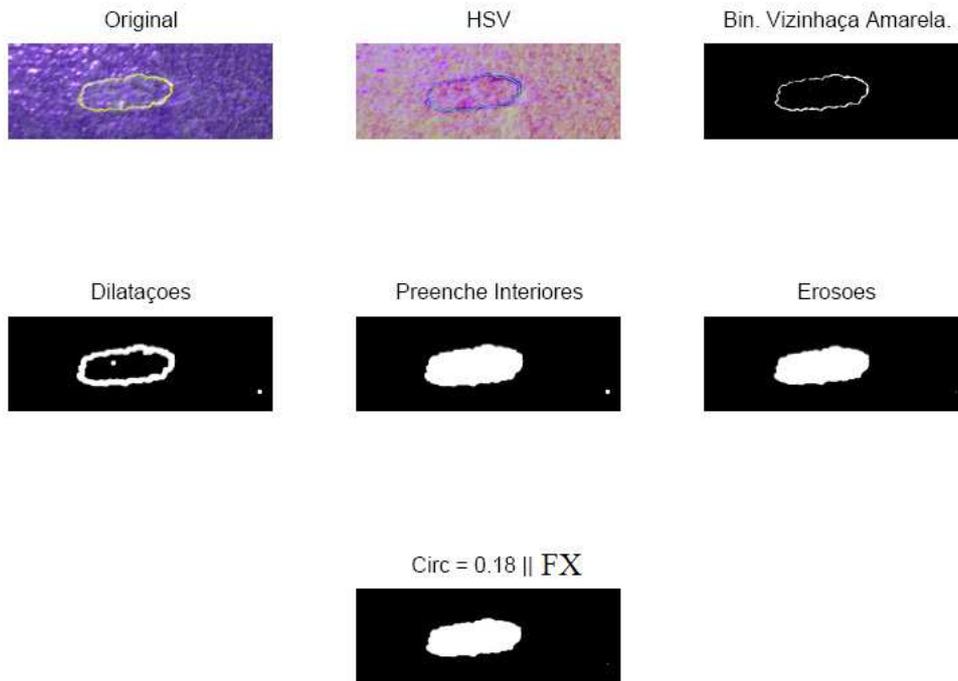


Figura 4.10: Etapas de processamento que busca classificar a imagem do defeito.

estimativa da probabilidade de ocorrência dos tons de cinza na imagem [Gonzales and Woods, 2000, Pedrini and Schwartz, 2008]. O gráfico 4.11 mostra o histograma de 20 imagens capturadas com a luz acesa e 20 imagens capturadas com a luz apagada. Observa-se que os tons de cinza podem ser predominantemente mais claros ou escuros, dependendo da iluminação. Avaliando os histogramas percebe-se que a distribuição dos tons de cinza quando a luz está acesa se mantém em torno do valor 0,5. Já a distribuição dos tons de cinza quando a luz está apagada se mantém em torno de 0,1. Assim, a média dos tons de cinza ponderada pela frequência de ocorrência ($\sum_{i=0}^1 iw(i) / \sum_{i=0}^1 w(i)$, onde $w(i)$ é a frequência de ocorrência do ton de cinza i , que varia de 0 a 255, ou de 0 a 1 quando normalizados.) pode indicar

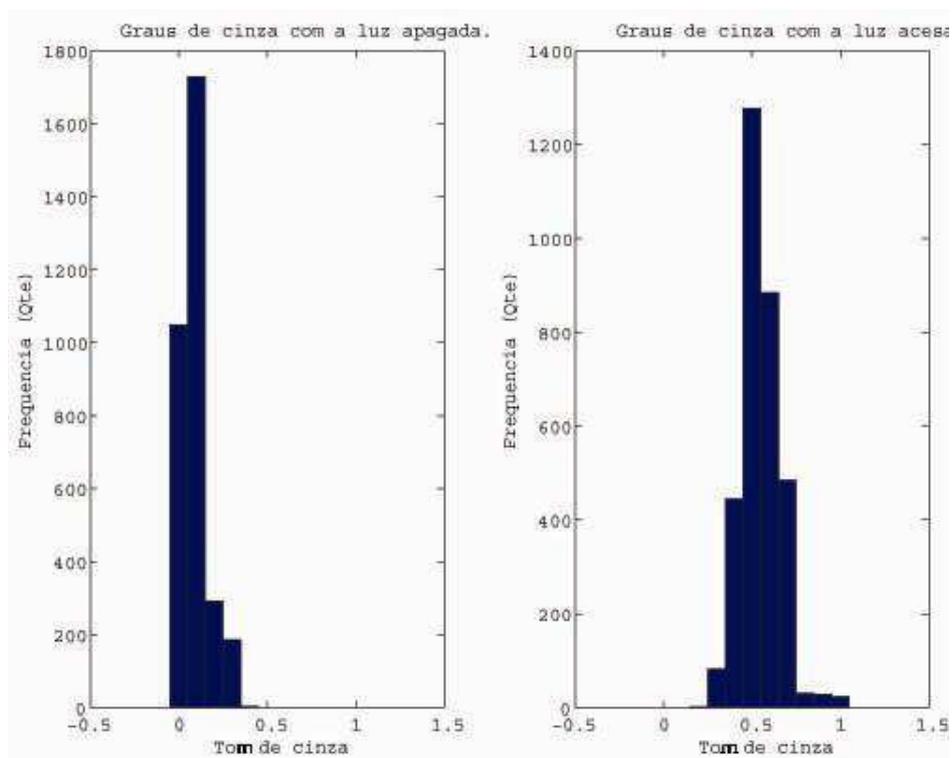


Figura 4.11: Distribuição dos graus de cinza das imagens capturadas com a luz interna acesa e com a luz apagada.

se a luz interna está acesa. A amostra de imagens com luz acesa gerou uma média ponderada de 0.54 e com luz apagada de 0,08. Se a luz estiver acesa deve-se interromper a inspeção automática.

O problema da abertura da porta da cabine durante o dia não pode ser solucionado avaliando-se o histograma das imagens, visto que a diferença da taxa dos graus de cinza não é grande o suficiente para saber se a porta da cabine está fechada ou aberta. O problema acentua-se principalmente porque a porta pode ficar parcialmente aberta. Assim sugere-se detectar a abertura da porta por meios elétricos, via sistema de automação. A fim de evitar aberturas acidentais da porta durante a inspeção sugere-se instalar

um indicador luminoso na porta, como acontece com as câmaras escuras de laboratórios fotográficos.

Comunicação com a rede corporativa e o sistema de automação

Uma das necessidades do sistema proposto é verificar a viabilidade de se persistir os defeitos encontrados na base de dados relacional corporativa do sistema de Acabamento e Despacho. Para tal, codificou-se rotinas de acesso a banco de dados utilizando ADO "Access Data Object". O sistema de banco de dados é MSSQL ("Microsoft Structured Query Language") e já possui tabelas apropriadas para armazenarem os defeitos detectados. Outra necessidade de se comunicar com o sistema corporativo de Acabamento e Despacho se deve à necessidade de saber quem é o cliente e qual é a aplicação do material que está sendo inspeção. Dependendo do cliente e da aplicação, os defeitos tipo fissura não precisam ser assinalados para remoção. A figura 4.12 mostra a estrutura testada.

Além de comunicar com o ambiente corporativo (Nível 3), também existe a necessidade de se comunicar com o nível de automação que é responsável pela monitoria, supervisão e controle da linha de inspeção (Nível 2 - Nível 1). O objetivo de comunicar com o Nível de automação é obter a identificação do material que está sendo inspecionado (ordem de produção, cliente, número do tarugo), verificar a sua posição e obter a velocidade de deslocamento do material. O sistema de automação dispõe de sensores de fins de curso, sensores de presença, motores, inversores de frequência e *enconders*. As informações destes dispositivos permitem ao controlador lógico (CLP) calcular qual a parte da peça está sendo inspecionada (distância em milímetros a partir do início de peça). Tal informação é disponibilizada pelo CLP à cada 50 ms, podendo ser lida pelo sistema de visão. Por meio da leitura do CLP o sistema de visão

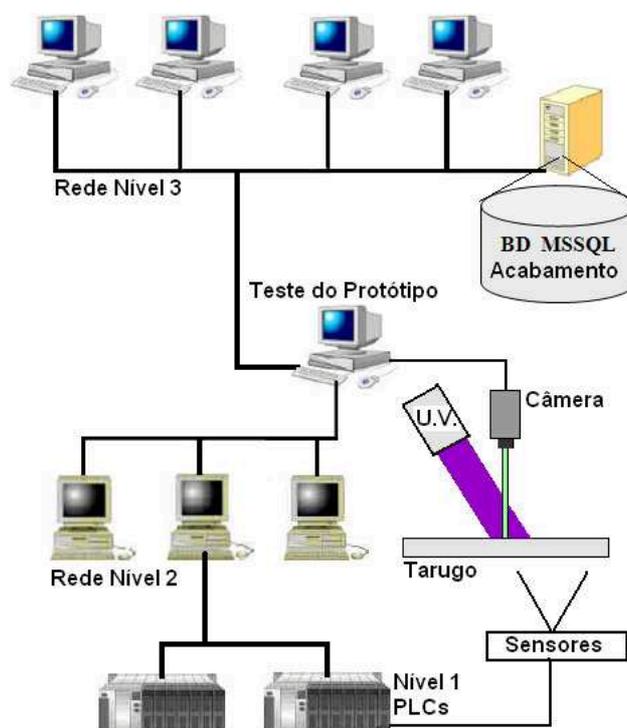


Figura 4.12: Estrutura do protótipo. A identificação do sistema é obtida no nível 2. A gravação dos defeitos vinculados à identificação ocorre no nível 3 e a gravação da posição dos defeitos na peça ocorre em ambos.

identifica em qual região da peça um determinado defeito ocorreu.

Resultados obtidos

Testou-se 125 imagens de diferentes tarugos (tipos diferentes de aço e bitolas) em diferentes horários nas condições normais de funcionamento (iluminação interna apagada e presença de partículas e água). Coletou-se imagens que possuíam defeitos e sem defeitos. A detecção dos defeitos coincidiu com a identificação dos operadores em 113 imagens.

O protótipo identificou defeitos em 6 imagens a mais que os operadores humanos. Inicialmente pensou-se ser falsos positivos, porém, os operadores

informaram que realmente tratava-se de defeitos, mas que devido ao nível de exigência do cliente e à aplicação do material os defeitos não precisariam ser assinalados.

Assim, os defeitos foram corretamente detectados em 119 imagens das 125 capturadas em condições normais. As 6 imagens com falso negativo possuíam defeitos pouco nítidos na imagem. Acredita-se que uma câmera com maior resolução consiga capturar imagens com defeitos mais nítidos.

Conforme comentado anteriormente, a localização do defeito na superfície do tarugo é feita com ajuda do sistema de automação, que disponibiliza no CLP qual a região da peça está sendo inspecionada. Não se calculou a precisão da localização do defeito, visto que o processo físico de recondicionamento do defeito abrange sempre uma área muito maior que a do defeito. O cálculo da precisão da localização do defeito em relação ao início da peça fica como trabalho futuro.

Conclusão

Os resultados indicam que a inspeção de defeitos superficiais dos tarugos pode ser realizada automaticamente por meio da análise das imagens dos defeitos realçados por partículas magnéticas fluorescentes.

O acendimento da iluminação interna pode ser detectado pela análise do histograma das imagens, porém a abertura da porta deve ser detectada por meios elétricos.

O modelo HSV de cores se mostrou mais robusto às variações de intensidade e tonalidade dos defeitos realçados por partículas magnéticas fluorescentes. A característica do modelo HSV de tratar a intensidade e a tonalidade em componentes distintas facilita a implementação da solução.

A troca de informações com os outros sistemas da linha se mostrou viável.

O protocolo OPC respondeu à necessidade de tempo de resposta. A estrutura relacional do banco de dados do sistema de acabamento atendeu à necessidade de persistir os defeitos detectados durante a inspeção automática.

4.1.4 Detecção de Entupimentos nos Sopradores de Carvão do Alto-Forno

O processo de sopro de carvão pulverizado pelas ventaneiras do alto-forno tem como objetivo principal substituir parte do coque carregado no topo, obtendo assim redução de custos [de Souza Baltazar et al., 2002]. O carvão pulverizado injetado pelas ventaneiras desempenha duas das três principais funções do coque: prover energia para as reações e atuar como fonte de gás reductor [Mourão et al., 2007].

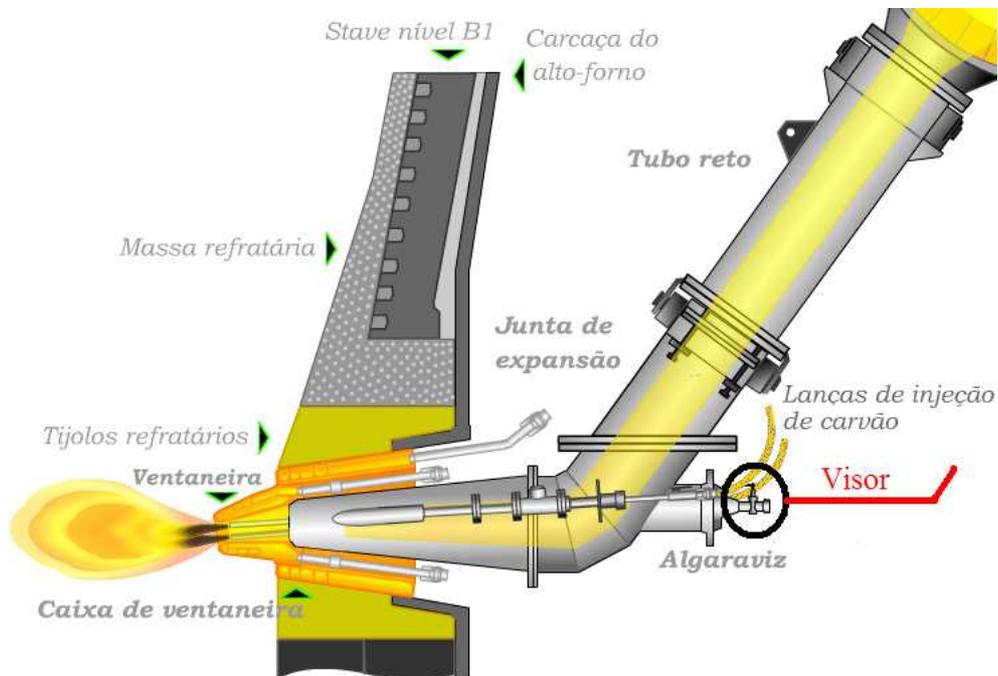


Figura 4.13: Conjunto de sopro com o visor.

Cada uma das 28 ventaneiras do alto forno estudado possui um visor que possibilita os operadores monitorarem o processo de sopro de carvão para o interior do Alto-Forno. Buscou-se estudar a viabilidade de se desenvolver um sistema para monitorar automaticamente o sopro de carvões substituindo a inspeção humana. Os visores se localizam ao redor do alto-forno sobre as ventaneiras. A figura 4.13 mostra o conjunto de sopro com o visor. A figura 4.14 mostra um visor em detalhe. Os operadores olham pela ocular do

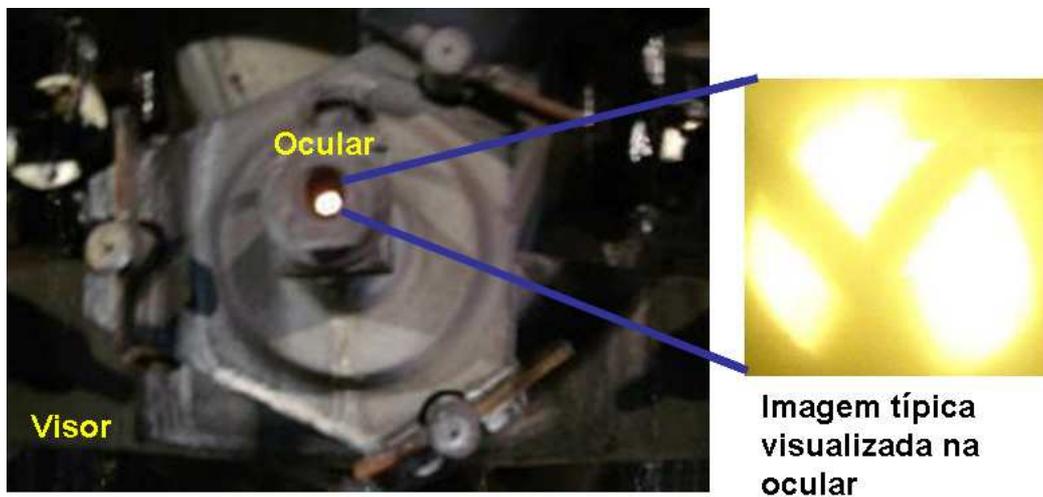


Figura 4.14: Visor utilizado para monitorar o sopro de carvão nas ventaneiras.

visor que possui um filtro, e verificam se o processo está normal. Se algum entupimento for detectado então o operador executa o sopro de nitrogênio para desentupir os dutos de carvão. A figura 4.15 mostra duas situações dos visores. Nas condições normais, os operadores visualizam um fundo amarelo, pouco saturado, próximo do branco, e duas diagonais com coloração mais escura que são o carvão soprado. Buscou-se estudar a viabilidade de monitorar o sopro de carvão automaticamente por meio da análise de imagens coletadas por câmeras acopladas aos visores. Desenvolveu-se um protótipo de sistema

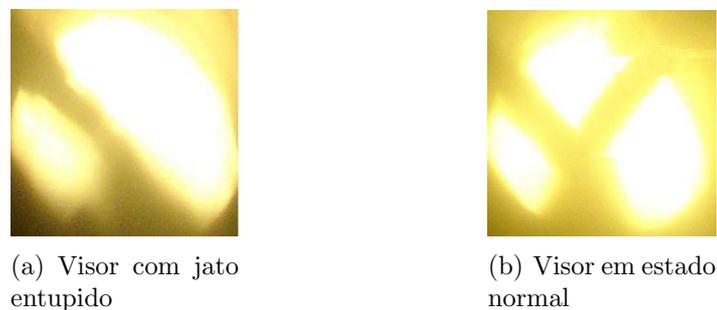


Figura 4.15: Visores dos sopradores de carvão

de visão computacional a fim de detectar entupimentos dos dutos por onde o carvão é soprado. Além da detecção de entupimentos o desenvolvimento do protótipo buscou verificar a possibilidade de se estimar obstruções parciais dos sopradores, diagnosticando tendências de entupimento.

Durante a construção do protótipo testou-se ainda a comunicação com o sistema de automação, a fim de verificar a possibilidade de executar o sopro de nitrogênio automaticamente caso algum entupimento seja detectado.

Metodologia

Coletou-se as imagens utilizando uma câmera digital LG Modelo Web Cam 2 posicionada manualmente junto à ocular do visor. Coletou-se imagens de 18 ventaneiras diferentes com situações diferentes de entupimento (entupimentos à esquerda, à direita, em ambos os lados e sem entupimento).

Após a captura das imagens, efetuou-se experimentos a fim de definir uma abordagem para tentar extrair os *pixels* que constituem o jato de carvão. Utilizou-se nos experimentos o aplicativo MathWorks MatLab e uma aplicação Borland Delphi desenvolvida especificamente para os testes.

Procurou-se desenvolver um algoritmo que deixasse na imagem final somente pixels pretos e brancos, com os pixels brancos representando o carvão

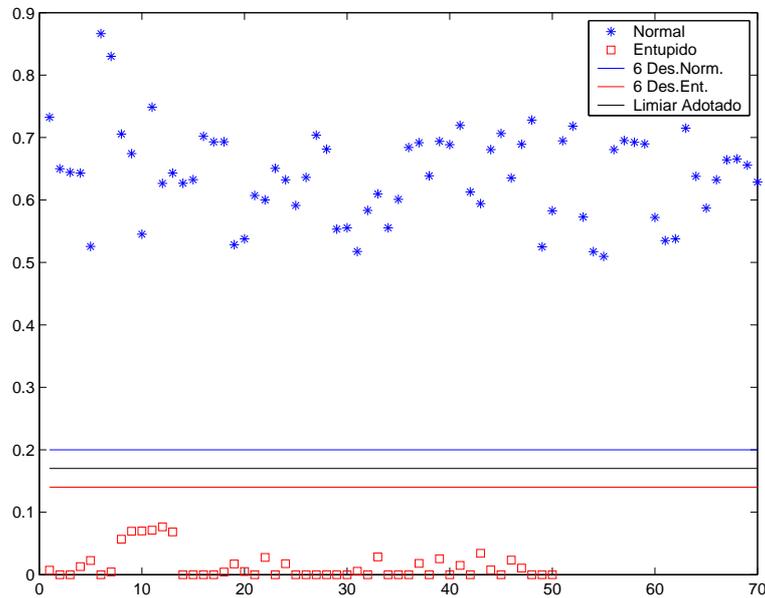


Figura 4.16: Distribuição da relação entre pixels brancos e pretos em imagens que apresentam entupimento e sem entupimento.

soprado e os pixels pretos representando o plano de fundo. A relação entre a quantidade de pixels brancos e pretos pode indicar se existe entupimento ou não. A figura 4.16 mostra um gráfico com a relação entre *pixels* brancos e *pixels* pretos de imagens normais e com entupimento. Os experimentos indicaram que a componente Saturação (*Saturation*) do modelo HSV utilizada separadamente das demais, pode diferenciar os *pixels* que representam o jato de carvão dos *pixels* constituintes do plano de fundo (*background*). As etapas de processamento adotadas foram:

1. Separação das regiões de interesse: gera duas subimagens, selecionando regiões dos jatos de carvão à direita e à esquerda do visor. A figura 4.17 apresenta um visor com o soprador da direita entupido e o soprador da esquerda em situação normal. Os quadrados na imagem representam as regiões de interesse que dão origem às duas subimagens que buscam

focar os jatos de carvão à esquerda e a direita do visor.

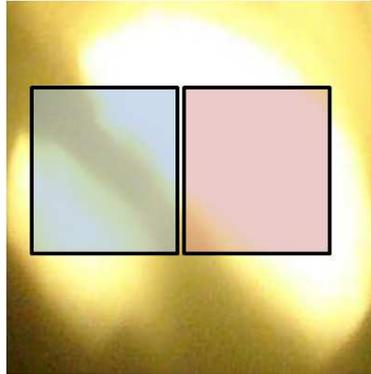


Figura 4.17: Regiões de interesse que dão origem às subimagens.

2. Conversão das imagens para o modelo HSV: O modelo HSV se mostrou mais apropriado para efetuar a segmentação do jato de carvão, pois trabalha com as componentes Intensidade, Saturação e Matiz separadamente.
3. Isolamento da componente Saturação: No modelo HSV a principal característica que diferencia o plano de fundo do jato de carvão é a componente Saturação. O fundo aparece pouco saturado e o jato de carvão apresenta saturação.
4. Binarização da imagem Saturação com limiar global: O plano de fundo aparece preto (baixa saturação) e o jato de carvão branco (maior saturação).
5. Erosão: erodiu-se a sub-imagem da esquerda com elemento estruturante do tipo linha a 135° graus e a sub-imagem da direita com elemento estruturante linha a 45° . O jato de carvão da esquerda e da direita assumem aproximadamente tais inclinações.

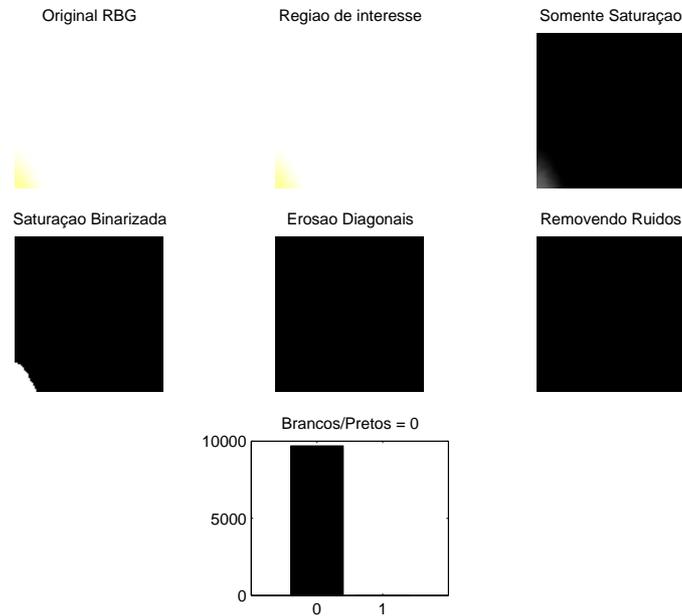


Figura 4.18: Processamento do lado direito (jato entupido)

6. Erosão: erosão de ambas as imagens com elemento disco para atenuação das formas e remoção de ruídos.
7. Cálculo da proporção (quantidade de *pixels* brancos) / (quantidade de *pixels* pretos).

A imagem 4.18 mostra o processamento efetuado com a subimagem da direita que possui o jato de carvão entupido.

A imagem 4.19 mostra o processamento efetuado com a subimagem da esquerda que possui o jato de carvão em estado normal.

Avaliando estatisticamente os valores da relação (brancos/preto) obtidas nos testes, decidiu-se adotar 0,17 como limiar fixo para indicar o entupimento. A relação 0,17 representa o valor médio entre a distância de 6 desvios padrões da média das amostras que apresentaram entupimento e das que não

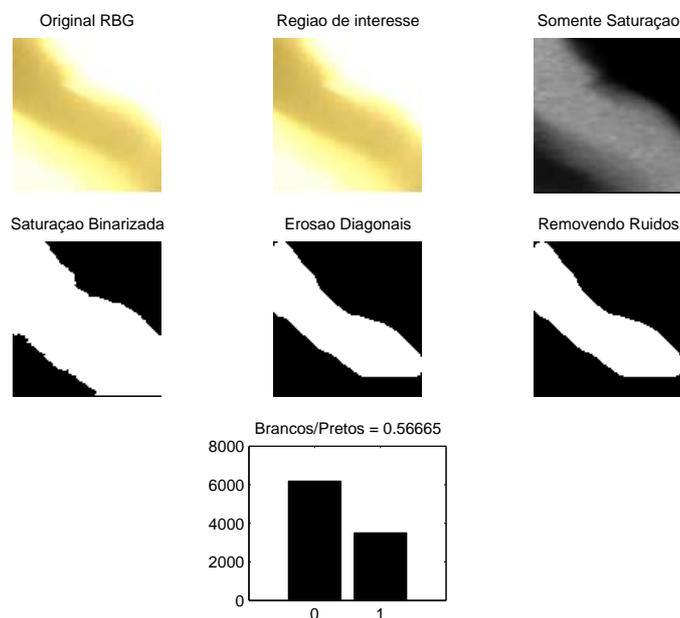


Figura 4.19: Processamento do lado esquerdo (jato normal)

apresentaram entupimento. Valores abaixo de 0,17 indicam que o jato está entupido. A tabela 4.2 mostra informações estatísticas sobre os valores de relações encontradas.

Resultados Obtidos

Ajustou-se o algoritmo com uma amostra de 120 imagens na qual a classificação de entupimentos foi bem sucedida. Em seguida testou-se a metodologia proposta com um outro conjunto de 50 imagens. As imagens de teste foram capturadas de visores diferentes em instantes diferentes com diferentes situações de entupimento (sem entupimento, entupimento à esquerda, entupimento à direita e em ambos os lados). A metodologia proposta foi bem sucedida em todos os casos ao se tratar de entupimentos completos. Porém,

Dado	Normal	Entupido
Média	0,64	0,01
Desvio Padrão	0,07	0,02
Variância	0,005	0,0005
Mínimo	0,509	0
Máximo	0,866	0,076
Quantidade	70	50
6 Desvios	0,20	0,14
Limiar Adotado $(0,20 + 0,14) / 2 = 0,17$		

Tabela 4.2: Dados estatísticos sobre as relações pixels brancos / pixels pretos encontrados nas amostras de teste.

o estudo sobre entupimentos parciais não foi conclusivo. A espessura do jato de carvão varia com o tempo quando o soprador não está completamente entupido. Possivelmente existe a necessidade de se calcular a espessura média do jato de carvão processando-se trechos de vídeos. A média das espessuras encontradas em trechos de vídeos poderia indicar o grau de entupimento.

Conclusão

A componente Saturação do modelo HSV processada isoladamente pode indicar entupimentos completos dos sopradores de carvão.

A seqüência de processamento de imagem adotada foi bem sucedida na detecção de entupimentos completos em todas as imagens dos conjuntos de calibração e validação.

Apesar do protótipo do sistema ter sido bem sucedido na detecção de entupimentos dos sopradores, avaliou-se que a estrutura de hardware necessária para automação do processo é consideravelmente complexa, tornando o projeto inviável ao se avaliar a relação custo-benefício. São necessárias 28 câmeras, entre 3 e 5 placas de captura, cabos blindados e robustos às temperaturas elevadas. Além disso, torna-se necessário modificar os visores,

buscando acoplar as câmeras em suas oculares. O local é agressivo, ocorrem temperaturas elevadas e existe a presença de água que pode gotejar sobre os visores ou ainda levar a formação de vapor que embaça a ocular

4.2 Outras Aplicações de Visão Computacional Levantadas

Além dos protótipos descritos na secção anterior, percebeu-se outras melhorias que poderiam ser alcançadas por meio de aplicações de visão computacional. A seguir, comenta-se algumas das aplicações levantadas.

4.2.1 Detecção de empeno em perfis

Existe a necessidade de se medir o grau de empeno (“Desvio de linearidade”) dos perfis estruturais produzidos na linha de laminação buscando efetuar o controle de qualidade dos perfis, evitando que materiais com grau de empeno acima da tolerância especificada sejam enviados aos clientes. Como mostrado no capítulo anterior, diversos são os trabalhos que tratam especificamente da detecção de empeno por visão computacional em produtos laminados, por exemplo, [Ribeiro and Meyer, 1993], [Ribeiro, 1993], [Fraga et al., 2004], [Sidla et al., 2000] e [Lin et al., 2005].

A medição das dimensões do perfil estrutural durante o processo de laminação fornece informações que possibilitam ajustar determinados parâmetros do laminador, buscando assim corrigir possíveis causas de empeno e outros defeitos de laminação.

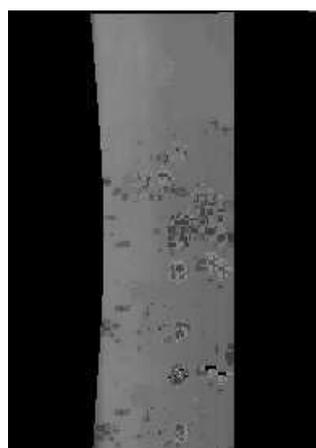
Atualmente a medição do grau de empeno dos perfis na linha de laminação é feita pelo método convencional, que ocorre manualmente utilizando-se pelo

menos três operadores. Um operador segura uma linha no canto superior do perfil a ser medido. Um segundo operador estica o barbante até a outra extremidade colateral do perfil. Um terceiro operador mede a distância entre o barbante e a superfície lateral do perfil. A maior distância encontrada fornece a taxa de empeno do material.

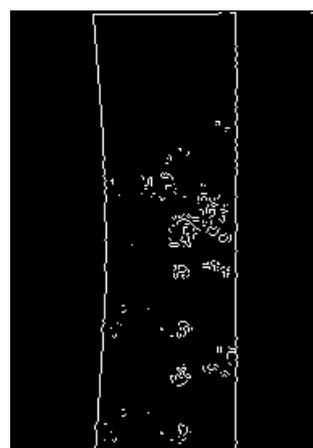
Percebeu-se que o processo de medição de empeno dos perfis poderia ser automatizado a partir de uma aplicação baseada em visão computacional. Em uma primeira análise pensa-se em utilizar pelo menos três câmeras, devido ao tamanho dos materiais (também adotado em [Fraser and Riedel, 2000]). Quando o perfil que está sendo produzido sair do laminador, as imagens serão capturadas. Assim como em [Fraga et al., 2004], provavelmente serão necessários filtros para remoção de ruído e para realce de bordas. Para medir o grau de empeno sugere-se inicialmente a criação de uma linha de referência na imagem. Trata-se de uma reta que une as extremidades colaterais do perfil. Em seguida gera-se retas em intervalos regulares que partem da linha de referência e atingem a borda do perfil (imitando o processo real). A taxa de empeno será dada em função do comprimento da maior reta gerada. A figura 4.21 ilustra o processo concebido inicialmente para medição do grau de empeno. Após o pré-processamento gera-se as retas unindo a linha de referência à lateral do perfil. A figura 4.21(a) mostra o processo de geração das retas. O gráfico da figura 4.21(b) mostra a variação dos comprimentos das retas ao longo do perfil.

4.2.2 Verificação do posicionamento dos blocos no interior do forno de reaquecimento de blocos

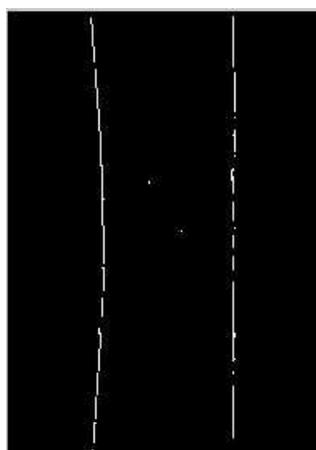
Os fornos de reaquecimento instalados nas linhas de laminações desempenham um importante papel no processo. Trata-se de aquecer ade-



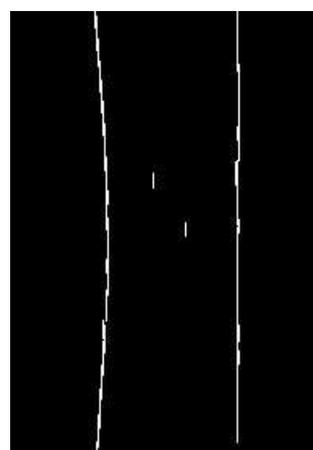
(a) Lateral do Perfil



(b) Detecção de Bordas



(c) Remoção Ruídos



(d) Dilatação Bordas

Figura 4.20: Pré-processamento para medição de empeno

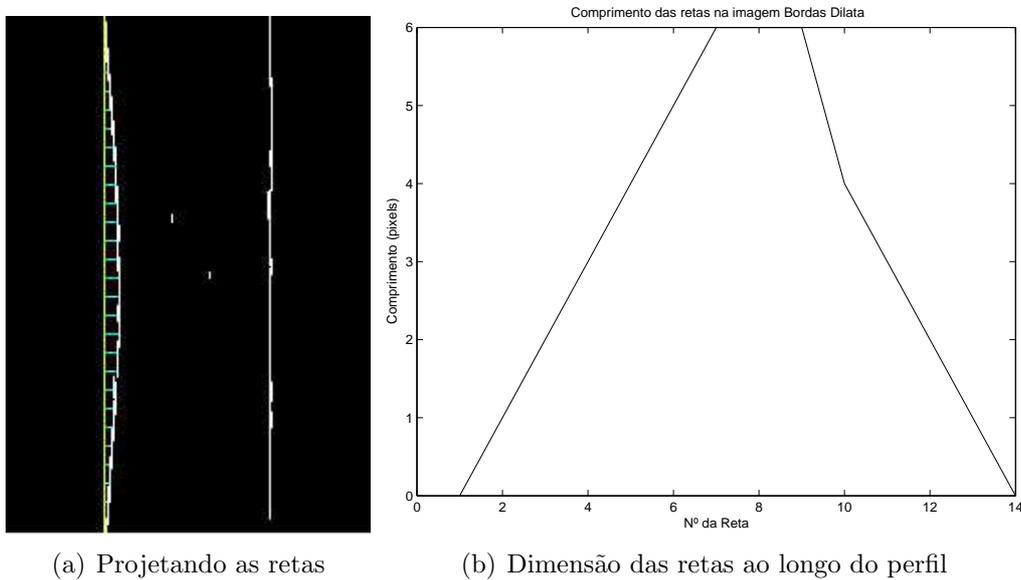


Figura 4.21: Utilização de retas normais para estimar o grau de empeno

quadamente os produtos (geralmente placas, blocos e tarugos) para que se tornem maleáveis à conformação mecânica sofrida durante a laminação [Hauck and Laia, 2003].

Ao estudar o forno de reaquecimento de blocos existente na linha de laminação de tarugos percebeu-se a possibilidade de auxiliar a segurança operacional do equipamento utilizando uma aplicação de visão computacional para monitorar o posicionamento dos blocos no interior do forno.

O deslocamento dos blocos no interior dos fornos ocorre pelo sistema *walking beam* - vigas andantes. Pelo processo *walking beam* a carga é suportada por estruturas denominadas *skids*. Os *skids* são compostos de tubos revestidos de material refratário, por onde circula água para refrigeração de todo o conjunto. Alguns destes *skids* são fixos e outros móveis. O movimento sucessivo dos *skids* móveis faz com que a carga avance gradativamente ao longo do forno. Os *skids* móveis levantam a carga e efetuam um avanço de-

positando a carga no *skid* fixo posterior. Na saída do forno o material possui a temperatura ideal para o processo de laminação [Miranda et al., 2006].

Eventualmente pode ocorrer problemas no mecanismo *walking beam* que provoca o posicionamento inadequado dos blocos sobre os *skids*. O problema maior ocorre quando blocos de comprimento menor escorregam durante o movimento de subida dos *skids* móveis, ficando em uma posição inclinada que pode ir se acentuando. Nestes casos os blocos podem cair gerando paradas operacionais e aumentando o risco de acidentes.

O forno de reaquecimento possui câmeras de vídeo que permite visualizar os blocos em seu interior. Durante a visita ao local percebeu-se que poderia desenvolver-se uma aplicação de visão computacional para monitorar o grau de inclinação dos blocos em relação aos *skids*. Se o grau de inclinação ultrapassar determinados valores então gera-se um alarme para a equipe de operação do forno.

A transformada Hough é utilizada para detectar retas nas imagens. Pretende-se utilizá-la para detectar as retas que compõe os *skids* e as retas que compõe os blocos. A idéia consiste em calcular a inclinação das retas de blocos em relação às retas de *skids* (referência). Se uma das retas que representam os tarugos possuírem inclinação superior à um determinado limite então um alarme será enviado aos operadores do forno.

4.2.3 Classificação do tipo de aço por fagulhas ao esmeril

O processo de análise de fagulhas ao esmeril, também conhecido como “Ensaio de análise de centelhas”, “fagulhamento” ou ainda “centelhamento”, consiste em classificar quimicamente materiais metálicos por meio da análise das fagulhas geradas quando a peça entra em atrito com um esmeril

[Colpaert, 1975]. A figura 4.22exibe o processo de geração das fagulhas.

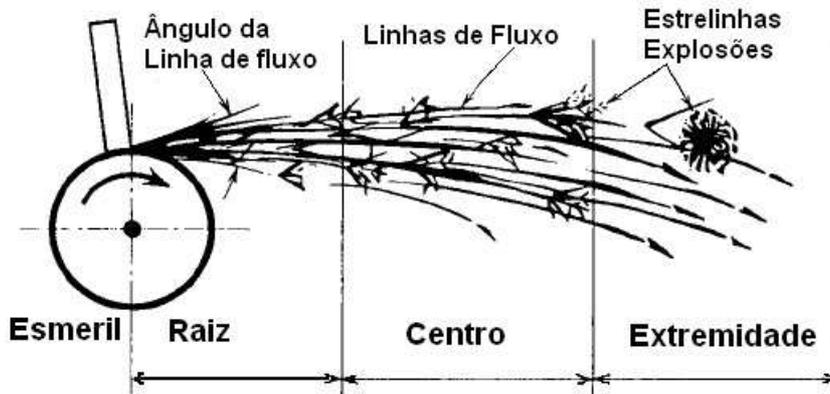


Figura 4.22: Fagulhas geradas pelo atrito da peça de aço contra um esmeril [Yonezawa et al., 1995b]

Nas usinas siderúrgicas o fagulhamento é adotado para classificar peças de aço, principalmente quanto ao seu teor de carbono. Nos casos onde existe risco de mistura de material é comum utilizar o processo de fagulhamento para separar produtos de tipos de aço diferentes que podem ficar indevidamente misturados. Assim, evita-se que produtos com composição química inadequada sejam enviadas aos clientes. Também é comum adotar o fagulhamento para classificar tipos de sucata. Os aços carbono são classificados quanto aos seus níveis de carbono. A tabela 4.3 mostra a classificação comumente adotada.

Classificação	Taxa de carbono
Aço Baixo carbono	$C \leq 0,14\%$
Aço Doce	$C > 0,14 \leq 0,30\%$
Aço Médio Carbono	$C > 0,30 \leq 0,60\%$
Aço Alto Carbono	$C > 0,60 \leq 2,00\%$

Tabela 4.3: Classificação do tipo de aço em função do teor de carbono. Adaptado de [Colpaert, 1975] [Mourão et al., 2007]

As principais características utilizadas para analisar as fagulhas são a quantidade de fagulhas geradas, o formato da trajetória descrita pelas fagulhas e a cor das fagulhas. De modo simples pode-se entender o processo da seguinte forma: para os aços extra-doces (teores ultra-baixo carbono - abaixo de 0,15%) as centelhas aparecem apenas como traços luminosos, sem a formação de “estrelinhas” ou ramificações. Porém, à medida que o teor de carbono aumenta, as estrelinhas aparecem em número cada vez maior e com ramificações mais numerosas, formando-se com maior rapidez e mais próximo da raiz dos feixes [Colpaert, 1975]. As figuras 4.23(a) até 4.23(e) ilustram o formato das fagulhas à medida que o teor de carbono se eleva. Outras características das fagulhas são utilizadas na classificação do aço. A figura 4.24 mostra como as principais características das fagulhas variam à medida que o teor de carbono aumenta.

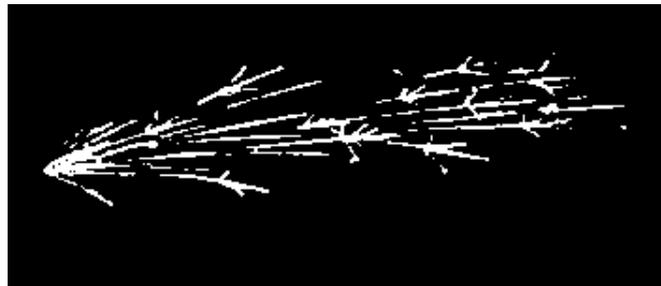
Durante a entrevista realizada com o pessoal especializado, concluiu-se que a formação de um “fagulhador” é demorada e consideravelmente custosa. Notou-se ainda que existe uma carência do profissional no mercado. Diante desta situação, percebeu-se a possibilidade de popularizar a técnica de centelhamento por meio de uma aplicação de visão computacional capaz de efetuar a análise das fagulhas. Em uma análise inicial pensou-se em processar a imagem das fagulhas buscando extrair o padrão de espalhamento (“textura”) formado pelas fagulhas na imagem. O artigo [Ünsalan and Erçil, 1997] comenta que utilizou-se com sucesso métodos estocásticos para determinar o processo que gerou determinada textura. Baseando-se neste princípio, em uma avaliação incipiente, pensou-se em utilizar FFT (“*Fast Fourier Transform*”)[Pedrini and Schwartz, 2008], momentos de Zernique [Gonzales and Woods, 2000] ou modelar o espalhamento por meio de Modelos Ocultos de Markov [Ghahramani, 2001],



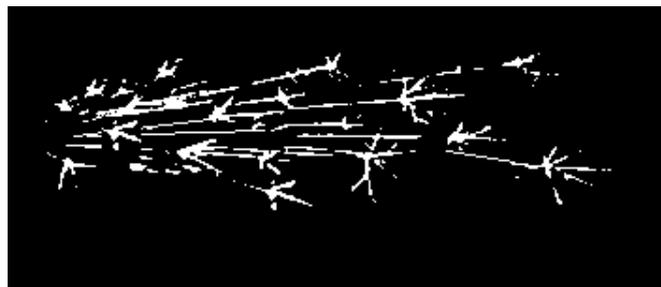
(a) 0,0% Carbono



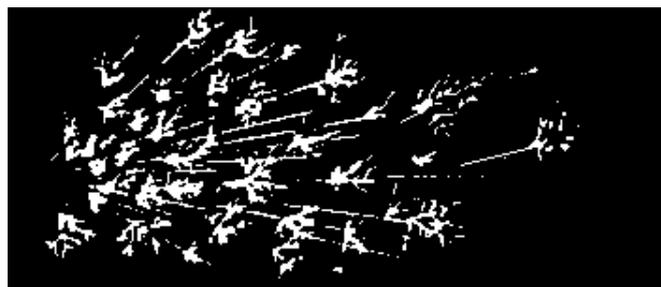
(b) 0,1% Carbono



(c) 0,3% Carbono



(d) 0,6% Carbono



(e) 1,2% Carbono

Figura 4.23: Variação do formato das centelhas à medida que o teor de carbono na liga se eleva. Adaptado de [Colpaert, 1975] e [Baril-Unitor, 2005]

%C	Linhas de fluxo					Explosões - "Estrelinhas"				Resistência mecânica percebida pelas mãos
	Cor	Brilho	Comp.	Espess.	Quantidade	Forma	Tamanho	Quantidade	Pó	
< 0,05	Laranja	Escuro	Longo	Fino	Poucas	Sem estrelas e sem ramificações				Pequena
0,05		Brilho	Longo	Grosso	Muitas	Simplex	Pequena	Poucas	Não	
0,1						Não				
0,15						Não				
0,2						Não				
0,3	Escuro	Curto	Fino	Muitas	Complexo	Pequena	Muitas	Início		
0,4								Partículas finas		
0,5								Muito		
0,6	Vermelho	Escuro	Curto	Fino	Muitas	Complexo	Pequena	Muitas	Muito	Grande
0,7										
0,8										
> 0,8										

Figura 4.24: Características das fagulhas em função do teor de carbono presente na liga. Adaptado de [Yonezawa et al., 1995b]

[Cappè et al., 2007]. Após a extração das características por meios estocásticos pensou-se em adotar ferramentas nebulosas ou neurais para efetuar a classificação do conjunto de características.

Os artigos [Yonezawa et al., 1995b] e [Yonezawa et al., 1995a] descrevem um exemplo de aplicação de visão computacional que discrimina o tipo de aço por meio da análise da imagem das centelhas. Os autores utilizaram uma câmera CCD para filmar a projeção das fagulhas. As imagens das centelhas foram capturadas por uma câmera CCD cuja velocidade de disparo atinge 1/250 segundos. Inicialmente calculou-se a FFT da imagem das fagulhas. Em seguida extraiu-se o histograma da imagem FFT. Os dados do histograma são então normalizados e enviados a uma RNA (Rede Neural Artificial) que efetua a classificação. Os autores comentam ainda que também é possível

estimar as taxas de Cromo, Molibdênio, Níquel e Tungstênio.

4.2.4 Acompanhamento do processo de secagem de sínter

Após a formação do sínter no processo de sinterização, o material ainda úmido vai se deslocando por uma esteira enquanto perde umidade. É um fator crítico para a qualidade do sínter que o material chegue seco ao final da esteira, onde passará pelo resfriador, britador e pelo processo de peneiramento. A figura 2.14 no capítulo anterior ilustra o processo de sinterização.

Durante o estudo do processo e a visita à área de sinterização notou-se que existe a possibilidade de auxiliar o sistema de controle de velocidade da esteira informando a situação do sínter que está sendo secado. A idéia é utilizar uma fileira fixa de câmeras infra-vermelho, ou câmeras sem filtros de infra-vermelho, que funcionariam como sensores de calor ao logo da esteira. A quantidade de sensores ou câmeras adotadas pode variar. À medida em que se afastam da esteira pode-se reduzir o número de sensores utilizados. Dependendo do modelo da câmera, do tamanho da esteira e da distância entre a câmera e a esteira pode-se adotar apenas uma câmera.

As imagens capturadas por estas câmeras seriam então analisadas uma a uma, compondo o perfil da situação da secagem do sínter sobre a esteira. As características avaliadas podem ser a cor, a quantidade de calor emitida e o formato dos objetos que aparecem na imagem. Tais características são cimenteiramente adotadas em aplicações que tratam da análise de imagem infravermelhas [Scribner et al., 1999, Nelson, 2000, Haussecker, 2000, Pavlidis et al., 1999, Pavlidis et al., 2000, Owens and Matthies, 1999].

Se a zona úmida estiver muito próxima do final da esteira então o sistema de controle deve reduzir a velocidade de deslocamento da esteira. Se a fase de resfriamento (seca) estiver muito próxima do início de esteira então o

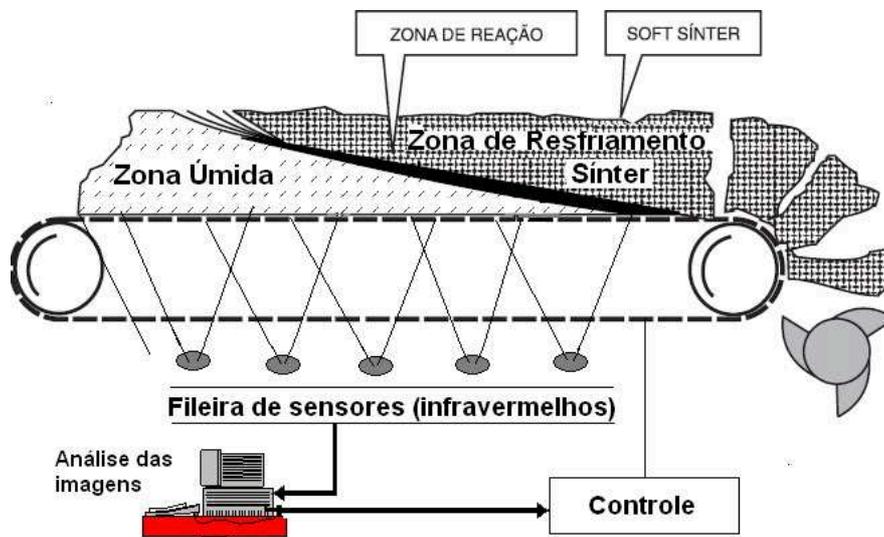


Figura 4.25: Idealização do sistema de acompanhamento da secagem de sinter

controlador deve acelerar o deslocamento. A figura 4.25 esboça a idéia inicial concebida para o sistema.

4.2.5 Aferição de bitolas na saída do laminador primário

Os lingotes produzidos pelo lingotamento convencional nas aciarias são enviados para as linhas de laminação primária, aonde sofrem rea aquecimento em fornos poços e são posteriormente laminados gerando placas, blocos e tarugos [de Araújo, 1969], [Braga and Salis, 2002].

A primeira etapa de laminação dos lingotes ocorre em um equipamento chamado laminador desbastador primário [dos Santos, 1965]. O processo de laminação ocorrido no laminador primário altera a geometria do lingote convertendo-o em uma estrutura chamada esboço.

Ao estudar o processo, percebeu-se a necessidade de se aferir automaticamente as bitolas dos esboços na saída do laminador primário. A medição das bitolas é importante para coletar dados de produção de cada lingote e

para monitorar perdas metálicas durante a laminação.

A medição de bitolas por operadores humanos é complicada devido às grandes dimensões e às altas temperaturas apresentadas pelos materiais na saída do laminador primário (acima de 1200°C). Após a coleta dos dados dos produtos é interessante persisti-los em uma ambiente computacional a fim de disponibilizá-los para futuras consultas. Além disso, cada bitola aferida deve ser vinculada adequadamente ao material que está na saída do laminador.

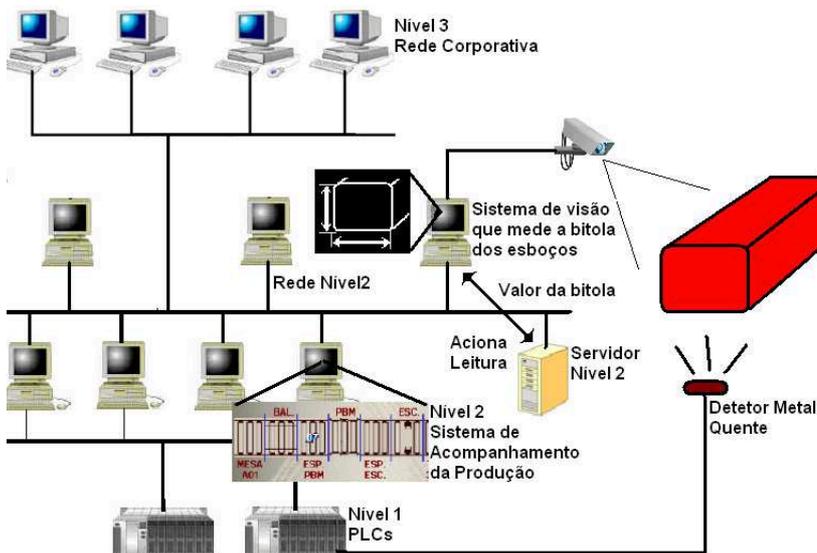


Figura 4.26: Comunicação idealizada entre o sistema de visão e o sistema de acompanhamento da linha de laminação. Adaptado de [Salis et al., 2007]

A estrutura computacional existente na linha da laminação primária dispõe de um sistema capaz de rastrear a laminação de cada lingote durante todo o processo. Este sistema de acompanhamento possui a identificação do material que está na saída do laminador. Assim, o valor da bitola medido pelo sistema de visão pode ser recebido pelo sistema de acompanhamento que irá atribuí-lo ao material localizado na saída do laminador. A figura 4.26 mostra o processo idealizado. Para realizar a aferição previu-se rotinas de subtração de fundo, remoção de ruídos, detecção de bordas para realçar as extremidades do ma-

terial, e possivelmente a utilização da Transformada de Hough. Conforme discutido no capítulo anterior, tais ferramentas são comuns em aplicações metrológicas da visão computacional [Lei, 2004, Derganc and Pernus, 2000, Fraga et al., 2004, Feliciano et al., 2005, Sha and Yin, 2006, Kim et al., 2006]. De posse das bordas do material, pretende-se medir os tamanhos em pixels e então convertê-lo para o tamanho correspondente real usando a relação pixels/mm obtida durante a calibração da câmera.

4.2.6 Análise de impressões de Baumann

A análise das impressões de Baumann, ou *método de Baumann*, é um método de macrografia comumente utilizado nas usinas siderúrgicas. A macrografia consiste no exame da aparência de uma superfície metálica polida, em regra atacada por um reativo apropriado que realçará determinados aspectos superficiais da amostra [Colpaert, 1975].

O método de Baumann utiliza um papel fotográfico que é convenientemente umedecido em um reagente apropriado. Após ser umedecido, o papel é então aplicado sobre a superfície polida da amostra, com as devidas precauções para se garantir um contato perfeito, sem deslocamentos e sem ocorrências de bolhas. Após 5 minutos de descanso o papel fotográfico é retirado. O resultado obtido é a impressão da maneira como determinadas estruturas cristalinas se encontram distribuídas na superfície da amostra.

A avaliação das impressões deixadas no papel considera o formato, o tamanho e a coloração das estruturas presentes na imagem. Por exemplo, as regiões mais escuras possuem maior teor de carbono, maior teor de fósforo, maior taxas de sulfuretos e/ou estão segregadas [Colpaert, 1975]. A figura 4.27 mostra o resultado de uma impressão de Baumann.

Durante o estudo dos ensaios realizados no laboratório metalográfico

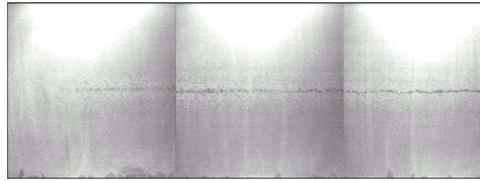


Figura 4.27: Impressão de Baumann realizada sobre a superfície de um tarugo laminado.

percebeu-se a possibilidade de se criar uma aplicação de visão computacional para realizar a avaliação das impressões de Baumann e armazenar os resultados em uma base de dados corporativa para futuras consultas e estudos estatísticos no aplicativo de controle estatístico do processo (CEP) já existente. A aplicação deve analisar a imagem e realçar regiões candidatas

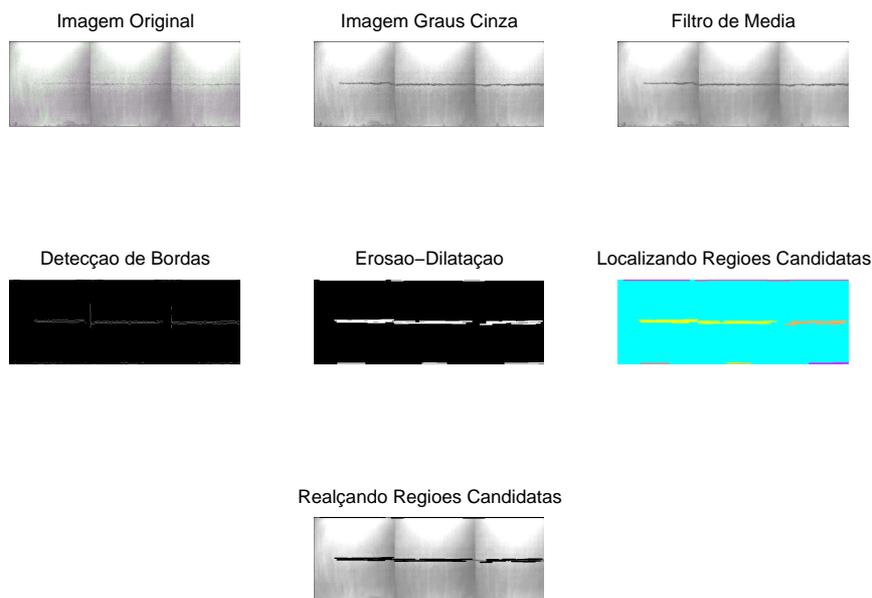


Figura 4.28: Impressão de Baumann realizada sobre a superfície de um tarugo laminado.

às estruturas que o método de Baumann visa detectar, como as regiões mais escuras, ricas em sulfuretos. Cada tipo de estrutura pode ser realçada por algoritmos diferentes de processamento de imagem. A figura 4.28 mostra

uma seqüência de processamento que foi adotada para realçar regiões mais escuras em uma imagem capturada para teste.

Após o destaque das regiões candidatas, o operador humano valida ou cancela a análise do aplicativo. Se a avaliação feita pelo aplicativo for validada então o resultado da análise é persistida em uma base de dados *MSSQL Server* (*Microsoft Structured Query Language*), onde estará disponível para futuras consultas. A figura 4.29 mostra o ambiente computacional especificado.

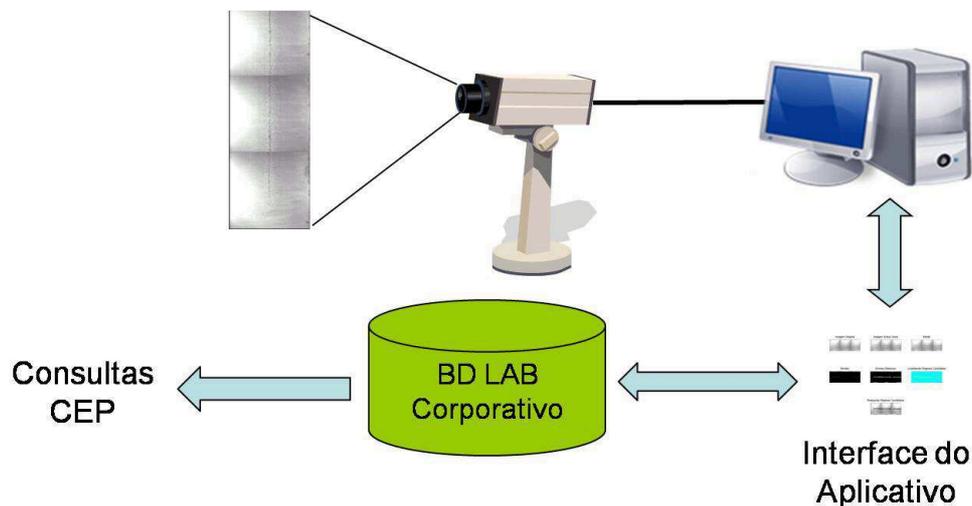


Figura 4.29: Estrutura especificada para o funcionamento da aplicação.

A figura 4.30 mostra o protótipo de interface elaborada para efetuar a validação das análises das impressões de Baumann.

Análise das Impressões de Baumann - Servidor de Teste - Gerdau Açominas - UFG

Amostra:

Dados da Amostra
OP: 4130825 Corrida: 1024473 Sigla do Aço: A21098C3BO
Peça: 201-02-01 Data Laminação: 20/02/2008 17:35:00
Comp.: 300 mm

Resultado da Análise Química:
C: 22 P: 19.9 S: 4130825 Mn: 95 Alt: 2.0
Ceq: 39 W: 0.9 Ti: 0.9 Si: 18

Resultado da Análise:
Regiões Escuras: TIV: TC:
Segregação Central: TIH: Inc.:
Crosta de Alumina:

Análise da imagem

Figura 4.30: Protótipo de interface para se avaliar os resultados da análise das impressões de Baumann.

Capítulo 5

Conclusões e Trabalhos Futuros

”A gente encontra o próprio estilo, quando não consegue fazer as coisas de outra maneira...”

Paul Klee

”Tornar o simples em complicado é fácil, tornar o complicado em simples é criatividade...”

Charles Mingus

A revisão bibliográfica e o desenvolvimento dos protótipos mostram que a visão computacional pode ser adotada com sucesso em diferentes etapas do processo siderúrgico, apesar da considerável complexidade dos ambientes. Percebeu-se que o custo de uma solução de visão computacional é relativamente baixa em relação ao custo dos equipamentos e instalações utilizadas nas usinas siderúrgicas.

Os principais problemas comentados pelos pesquisadores ao se desenvolver aplicações de visão computacional para o setor siderúrgico são a variação da iluminação, que pode modificar propriedades dos objetos contidos na imagem, as vibrações que ocorrem devido à magnitude dos produtos e equipamentos, e a velocidade de processamento, que deve ser alta em algumas aplicações devido ao fluxo contínuo dos objetos alvo.

Outros problemas comumente citados são as grandes dimensões dos materiais, a flutuação da temperatura dos objetos alvo e a complexidade do

plano de fundo (*background*), que pode possuir pessoas e máquinas em movimento e mesmo quando estáticos ainda podem apresentar alterações nas suas propriedades de cores.

O problema referente à oscilação da iluminação ambiental, que ocorre no interior de galpões por exemplo, pode ser contornado com a criação de iluminação específica para a aplicação, instalando holofotes direcionais. Alguns trabalhos também comentam a utilização das características geométricas do objeto alvo para se tornarem robustos à variação da iluminação, principalmente nas situações que envolvem objetos incandescentes, ou onde o contraste objetos - plano de fundo for bem definido.

Outra solução adotada para contornar a flutuação da iluminação é a adoção de ferramentas de inteligência computacional para manipular diretamente as componentes de cores (HSV, RGB) dos *pixels*.

O desenvolvimento dos trabalhos práticos mostrou que uma boa abordagem é adotar o modelo HSV para contornar o problema de variação da iluminação. O fato da componente *Value* tratar a intensidade de iluminação separadamente favorece a manipulação desta característica. A utilização de limiares locais, apesar de menos comentadas, também aparece com sucesso em algumas aplicações.

As vibrações provocadas pelas grandes magnitudes dos equipamentos e dos próprios objetos alvo, podem causar distorções nas imagens, principalmente nas regiões das bordas dos objetos. As soluções comumente adotadas consistem no uso de câmeras de alta velocidade e/ou o cálculo da "imagem média" de um curto período.

Outra abordagem que aparece na tentativa de atenuar o problema das vibrações é verificar se houve diferença nas coordenadas do objeto alvo em duas leituras subsequentes. O cálculo do fluxo ótico também aparece como

ferramenta para estimar movimentos não previstos dos objetos alvo.

O problema do deslocamento do objeto alvo, principalmente se ocorrer em velocidades consideravelmente elevadas, pode ser contornado com a utilização de câmeras de alta velocidade, buscando-se efetuar maiores amostragens por intervalo de tempo.

O desenvolvimento do trabalho prático, referente ao rastreamento de perfis, indica que em aplicações que necessitam de baixos tempos de resposta, uma boa abordagem é reduzir a região de interesse e diminuir a resolução da imagem capturada.

Existem duas abordagens principais nos casos dos objetos alvo possuem grandes dimensões. A primeira é a utilização de mais de uma câmera e a segunda acontece com o deslocamento do material enquanto captura-se imagens em intervalos regulares. Alguns autores comentam que uma boa estratégia é comunicar com o sistema de automação do processo em questão visando obter a velocidade de deslocamento do material. Tal informação permite calibrar a taxa de amostragem para efetuar capturas em intervalos regulares além de estimar a posição dos objetos.

A tabela 5.1, no final do capítulo, resume os principais problemas e soluções comentadas nas bibliografias e obtidos com o desenvolvimento dos trabalhos práticos.

5.1 Trabalhos futuros

Além dos trabalhos discutidos na secção 4.2, pretende-se desenvolver uma aplicação capaz de fornecer informações ao sistema de controle do processo de flotação, baseando-se na análise das imagens das bolhas. Conforme descrito na secção 3.2, muitos são os trabalhos que tratam do assunto [Botha et al., 1999, Cipriano et al., 1997, van Deventer et al., 1995, Guarini et al., 1994, Haavisto et al., 2006, Hatonen et al., 1999, Kaartinen et al., 2002, Nicolato et al., 2005, Schneider and e Silva, 2000, Botha et al., 1999, Symonds and Jager, 1992, Wang and Li, 2005, Wang and Li, 2006a, Xiaozhu et al., 2007, Bonifazi et al., 1999, Siren, 2006, Jeanmeure and Zimmerman, 1998].

Uma questão que não foi comentada nos trabalhos estudados relacionados à flotação, foi a utilização do diagrama de Voronoi([Aurenhammer, 1991]) para montar a malha de bolhas.

O diagrama de Voronoi de um conjunto de pontos denominados centros ou sítios, consiste na partição do espaço em células que delimitam os locais onde todos os pontos estão mais perto de um determinado sítio do que de qualquer outro sítio do conjunto de sítios. A figura 5.1 mostra um conjunto de sítios e o diagrama de Voronoi correspondente. Como resultado, todos os pontos delimitados pela célula c_1 , por exemplo, estão mais próximos do sítio s_1 do que de qualquer outro sítio do conjunto de sítios.

Com este conceito em mente, pretende-se contar a quantidade de bolhas e estimar suas dimensões a partir do cálculo do diagrama de Voronoi, onde os centros das bolhas correspondem ao conjunto de sítios de entrada e as células do diagrama de Voronoi representariam as áreas das bolhas.

Avaliando os trabalhos, percebe-se que os pontos de maior brilho representam a parte superior das bolhas, localizando-se aproximada-

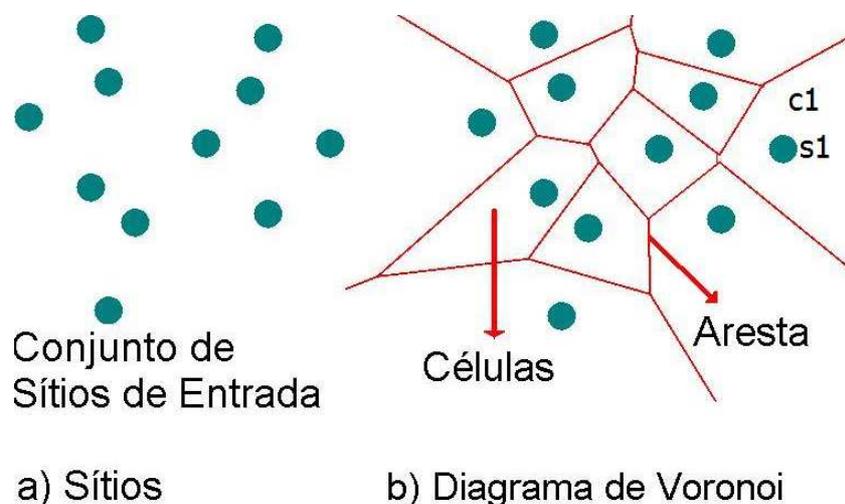


Figura 5.1: Conjunto de sítios e o diagrama de Voronoi correspondente.

mente no centro. Desta forma, uma opção seria descobrir os centros das bolhas, a partir dos pontos de maior brilho ([Cipriano et al., 1997], [Symonds and Jager, 1992]), e então calcular o diagrama de Voronoi para eles. Assim, a etapa mais simples de localização dos centros (sítios), que é baseada nos pontos de maior brilho seria mantida, e as etapas problemáticas de reconstrução e filtragem das bordas entre bolhas seriam dispensadas, sendo substituídas pelo cálculo do diagrama de Voronoi. O custo computacional para calcular o diagrama de Voronoi é na ordem de $O(n \log n)$ ([Fortune, 1986, de Berg et al., 2000]) onde n é a quantidade de sítios (centros das bolhas).

Desenvolveu-se uma interface gráfica para testar a viabilidade da idéia. A figura 5.2 exhibe a interface e mostra a realização de um experimento utilizando a imagem com bordas de bolhas fornecida no artigo [Jeanmeure and Zimmerman, 1998]. Por meio da interface pode-se indicar o ponto de maior brilho, que em teoria é o centro da bolha, com o clique do mouse enquanto o algoritmo vai calculando o diagrama de Voronoi.

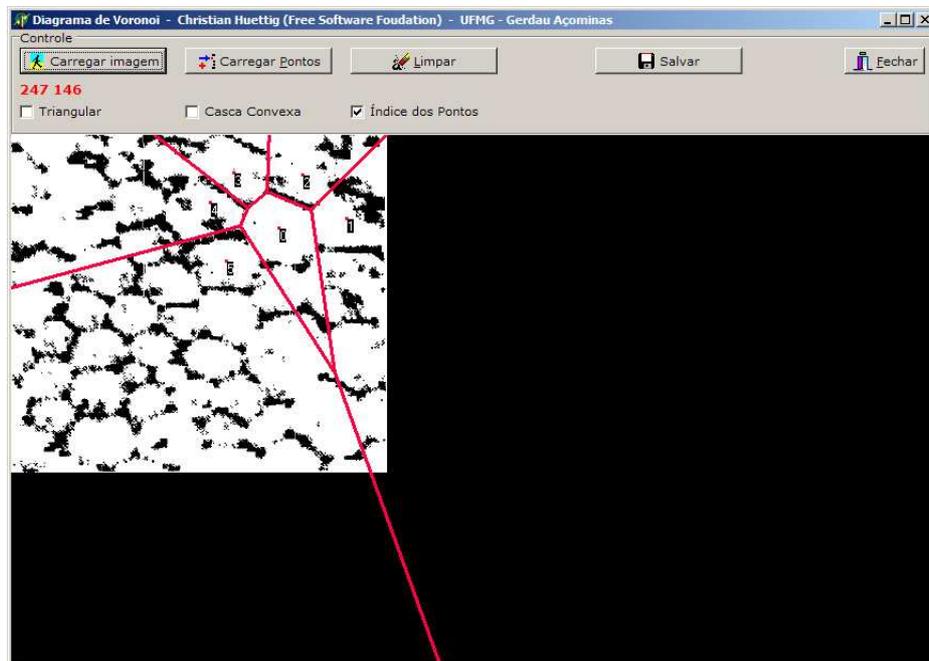


Figura 5.2: Interface para teste do diagrama de Voronoi.

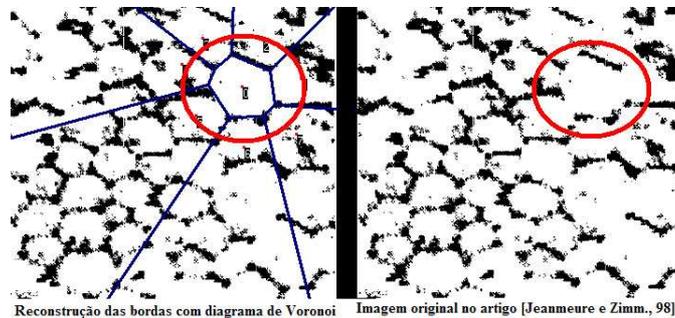


Figura 5.3: Reconstituição das bordas da bolha.

A figura 5.3 mostra em detalhe o resultado da aplicação do diagrama de Voronoi em torno de uma célula na imagem com bordas de bolhas. As arestas do diagrama, em azul, coincidem com as bordas da célula.

A figura 5.4 mostra outro experimento realizado com uma imagem do artigo [Xiaozhu et al., 2007]. Gerou-se o diagrama de Voronoi para os pontos que correspondem aos centros das regiões mais luminosas da imagem. Utilizou-se apenas um trecho da imagem, por isso as bordas referentes às bolhas das extremidades ficaram menos precisas. No experimento percebe-se que as arestas do diagrama de Voronoi envolve as bolhas, mesmo em regiões pouco nítidas. Testes iniciais realizados com outras imagens indicam que o método proposto é viável. Estudos mais criteriosos ficam como trabalho futuro.



Figura 5.4: Arestas do diagrama de Voronoi sobre a malha de bolhas da Imagem de [Xiaozhu et al., 2007]).

Também fica como trabalhos futuros as seguintes atividades:

- Evoluir os protótipos desenvolvidos para aplicações reais codificando as aplicações em linguagem C/C++ com chamadas às funções da biblioteca OpenCV.
- Desenvolvimento de protótipos para as aplicações descritas na secção 4.2
- Iniciar estudos para tentativa de padronização ou padronização parcial de soluções.
- Calcular a precisão da localização de defeitos na aplicação de inspeção por partículas magnéticas fluorescentes.

Problema	Soluções mais comentadas
Flutuação da iluminação	<ul style="list-style-type: none"> • Instalação de iluminação específica com holofotes adequados. • Verificação de características específicas do objeto. • Utilização de ferramentas de visão computacional manipulando componentes de cores. • Utilização do modelo HSV. • Limiares locais (Niblack).
Vibrações da câmera ou do objeto alvo	<ul style="list-style-type: none"> • Utilização de altas taxas de amostragem. • Cálculo da imagem média de um curto intervalo de tempo. • Diferença nas coordenadas do objeto alvo em duas leituras subseqüentes. • Cálculo do fluxo ótico para estimar movimentação das bordas.
Movimento contínuo do objeto alvo	<ul style="list-style-type: none"> • Utilização de altas taxas de amostragens. • Comunicação com o sistema de automação para obtenção da velocidade de deslocamento do material e amostragem em intervalos regulares.
Variação de temperatura do objeto alvo e distorções de brilho devido à irradiação dos materiais quentes	<ul style="list-style-type: none"> • Operações de diferença em imagens subseqüentes. • Processamento isolado das componentes H S V. • Ferramentas de inteligência computacional.

Tabela 5.1: Resumo dos principais problemas encontrados e soluções adotadas para solucioná-los.

Referências Bibliográficas

- [Abe, 2005] Abe, S. (2005). *Support Vector Machines for Pattern Classification*. Springer-Verlag London Limited, London. 2005.
- [Abud et al., 2004] Abud, I. C., do Nascimento, J. L., de Souza Pires, F., Caminha, I. M. V., and Campos, A. A. (2004). Determinação do grau de bandeamento de produtos semi-acabados por análise automática de imagens. In *Proc. LIX Congresso Anual da ABM, 19 a 22 de julho de 2004, Frei Caneca Shopping Convention Center. São Paulo, SP, Brasil*. Congressos ABM, 2004.
- [Adam et al., 2008] Adam, A., Rivlin, E., Shimshoni, I., and Reinitz, D. (2008). Robust real-time unusual event detection using multiple fixed-location monitors. In *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, March 2008. Number 03*, volume 30, pages 555–560. 2008.
- [Alander, 2006] Alander, J. T. (2006). Machine vision for sheet metal processing. Technical report, University of Vaasa, Finland. Department of Electrical Engineering and Automation. Vaasa, 2006.
- [Amtower, 1993] Amtower, R. (1993). Image analysis and computer vision for mineral froth. In *Northcon Conference Record (NORTHCON), 12-14 Oct, 1993*, volume 04, pages 122–125. Portland, OR , USA. Oct, 1993. ISBN: 0-7803-9972-2.
- [Aurenhammer, 1991] Aurenhammer, F. (1991). Voronoi diagrams: A survey of a fundamental geometric data structure. *Comput. Surveys*, 23:345–405. ACM Comput. 1991.
- [Baek et al., 2001] Baek, W. B., Lee, S. J., Baeg, S. Y., and Cho, C. H. (2001). Flame image processing and analysis for optimal coal firing of thermal power plant. In *IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), 12-16 June, 2001.*, volume 02, pages 928–931. Pusan, 2001. ISBN: 0-7803-7090-2.

- [Ballard, 1981] Ballard, D. (1981). Generalizing the hough transform to detect arbitrary shapes. *Pattern Recognition, number 02*, 13:111–122. 1981.
- [Banon and Barreira, 1994] Banon, G. and Barreira, J. (1994). *Bases da Morfologia Matemática Para a Análise de Imagens Binárias. IX Escola de Computação.*, volume 01. IMSC/USC Press, Recife, PE, Brasil., ufpe edition. 1994.
- [Baril-Unitor, 2005] Baril-Unitor (2005). *Maritime Welding Handbook: Welding and Related Processes for Repair and Maintenance Onboard*. Baril-Unitor Ships Service. Wilhelmsem group company, Lysaker, Norway., 10 edition. Janeiro, 2005.
- [Batchelor et al., 1985] Batchelor, B. G., Hill, D. A., and Hodgson, D. C. (1985). *Automated Visual Inspection - Chap.7: Lighting and viewing techniques*. Elsevier Science Publishing Company, Amsterdam, The Netherlands: North Holland. ISBN-10: 0444875778. 1985.
- [Beucher and Lantéjoul, 1979] Beucher, S. and Lantéjoul, C. (1979). Use of watersheds in contour detection. In *In Proc. International Workshop Image Process. CCETT (1979)*, volume 01, pages 17–21. Rennes, France. 1979.
- [Beucher and Meyer, 1993] Beucher, S. and Meyer, F. (1993). The morphological approach to segmentation: The watershed transformation. In *Mathematical Morphology in Image Processing*, volume 34, pages 433–481. Nova York, NY, USA. 1993.
- [Bieniek et al., 1997] Bieniek, A., Burkhardt, Marschner, H., Nolle, M., and Schreiber, G. (1997). A parallel watershed algorithm. In *10th Scandinavian Conference on Image Analysis*, volume 01, pages 237–244. Lappeenranta, Finlândia. 1997.
- [Bonifazi et al., 1999] Bonifazi, G., Serranti, S., Volpe, F., and Zuco, R. (1999). A combined morphological and color based approach to characterize flotation froth bubbles. In *Second International Conference on Intelligent Processing and Manufacturing of Materials (IPMM). 10-15 July, 1999.*, volume 01, pages 465–470. Honolulu, HI, 1999.
- [Botha et al., 1999] Botha, C., Weber, D., van Olst, M., and Moolman, D. (1999). A practical system for real-time on-plant flotation froth visual parameter extraction. In *AFRICON, 1999 IEEE 28 Sept/1 Oct, 1999*, volume 01, pages 103–106. Cape Town, 09/28/1999 - 10/01/1999.

- [Bow, 2002] Bow, S.-T. (2002). *Pattern Recognition and Image Processing*, volume 14 of *Signal processing and communications series*. Marcel Dekker, Basel, Switzerland, second edition. 2002. ISBN: 0-8247-0659-5.
- [Braga and Salis, 2002] Braga, R. C. and Salis, T. T. (2002). Modernização dos fornos poços da laminação primária da açominas: Um caso de sucesso de intergação chão de fábrica a bancos de dados corporativos. In *ABM - 6º Seminário de Automação de Processos*, volume 01, page 11. Vitoria, ES, Brasil. 2002. ISBN: 85-86778-53-2.
- [Caleb and Steuer, 2000] Caleb, P. and Steuer, M. (2000). Classification of surface defects on hot rolled steel using adaptive learning methods. In *Fourth IEEE International Conference on knowledge-Based Intelligent Engineering Systems and Allied Technologies*. Brighton, UK. 30th Aug - 1st Set, 2000.
- [Cappè et al., 2007] Cappè, O., Moulines, E., and Rydén, T. (2007). *Inference in Hidden Markov Models*, volume 01. Springer, Austin, Texas, USA. New York. May, 2007.
- [Carrasco and Mery, 2006] Carrasco, M. A. and Mery, D. (2006). Automated visual inspection using trifocal analysis in an uncalibrated sequence of images. Technical report, Departamento de Ciencia del Computación, Pontificia Universidad Católica de Chile. Santiago de Chile, Chile. 2006.
- [Chan et al., 2004] Chan, W., Leo, S., and Ma, C. (2004). Computer vision applications in power substations. In *IEEE International Conference on Electric Utility Deregulation, Restructuring and Power Technologies (DRPT), 5-8 April, 2004*, volume 01, pages 383–388. 2004. ISBN 0-7803-8237-4.
- [Cheng et al., 2008] Cheng, J., Chung, C.-K. R., Lam, E. Y., Fung, K. S. M., Wang, F., and Leung, W. H. (2008). Structured-light based sensing using a single fixed fringe grating: Fringe boundary detection and 3-d reconstruction. In *IEEE Transactions on Electronics Packing Manufacturing, Number 1. January, 2008.*, volume 31, pages 19–31. Denver, CO, USA. January, 2008.
- [Cheng and Jafari, 2008] Cheng, Y. and Jafari, M. (2008). Vision-based on-line process control in manufacturing application, jan, 2008. In *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, number 01*, volume 05, pages 140–153. New York, USA. 2008. ISSN: 1545-5955.

- [Choi et al., 2006] Choi, K., Koo, K., and Lee, J. S. (2006). Development of defect classification algorithm for posco rolling strip surface inspection system. In *Proceedings of the SICE-ICASE International Joint Conference*, pages 66–70, Bexco, Busan, Korea. 18-21 Oct, 2006.
- [Choi et al., 2007] Choi, S. H., Yun, J. P., Seo, B., Park, Y., and Kim, S. W. (2007). Real-time defects detection algorithm for high-speed steel bar in coil. In *Proceedings of the World Academy of Science, Engineering and Technology*, volume 21, pages 66–70, New York. 2007. ISSN 1307-6884.
- [Christiensen, 1970] Christiensen, J. G. (1970). *Manual de Fundição*. Manuais Técnicos LEP., São Paulo, SP, Brasil. 1970.
- [Cipriano et al., 1997] Cipriano, A., Sepulveda, C., and Guarini, M. (1997). Expert system for supervision of mineral flotation cells using artificial vision. In *IEEE International Symposium on Electronics (ISIE) 1997.*, volume 01, pages 149–153. Guimarães, Portugal. 07/07 - 07/11, 1997.
- [Coelho et al., 2004] Coelho, R. J., da Silva, O. J., Alves, M. T., de Andrade, L. A., and Assis, P. S. (2004). Modelos de previsão da qualidade metalúrgica do coque a partir da qualidade dos carvões individuais e do coque obtido no forno-piloto de coqueificação. In *Revista Escola de Minas - Metalurgia e Materias, numero 01, jan - mar, 2004.*, volume 57, pages 27–32. 2004.
- [Colpaert, 1975] Colpaert, H. (1975). *Metalografia dos produtos siderúrgicos comuns*. Edgard Blücher - Ibrape, São Paulo, Brasil, second edition. 1975.
- [Conejo and Lotufo, 1997] Conejo, E. V. and Lotufo, R. A. (1997). Um sistema de pesagem de aves por visão computacional. Technical report, UNICAMP-Faculdade de Eng. Elétrica e de Computação. Campinas, SP, Brasil. 1997.
- [Crósta, 1993] Crósta, A. (1993). *Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto*. Ed.UNICAMP. Campinas, São Paulo, Brasil. 1993.
- [Cuisenaire and Macq, 1999] Cuisenaire, O. and Macq, B. (1999). Fast and exact signed euclidean distance transformation with linear complexity. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing ICASSP*, volume 06, pages 3293–3296. Phoenix, AZ, USA. 15-19 Mar 1999.

- [da Luz and Lins, 2004] da Luz, A. B. and Lins, F. A. F. (2004). *Tratamento de Minérios*. Centro de Tecnologia Mineral - Ministério da Ciência e Tecnologia, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 4^a edition. Rio de Janeiro, 2004.
- [Davies, 2005] Davies, E. (2005). *Machine Vision: Theory Algorithms Practicalities*. Morgan Kaufmann Publishers in print of Elsevier, San Francisco, CA, third edition edition. 2005. ISBN: 0-12-206093-8.
- [de Araújo, 2003] de Araújo, J. B. (2003). Economias de escala em duas tecnologias alternativas: Um estudo do setor siderúrgico. Tese de mestrado - engenharia de produção, Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, SP, Brasil. Setembro, 2003.
- [de Araújo, 1969] de Araújo, L. A. (1969). *Manual de Siderurgia*. Discubra - Distribuidora Cultural Brasileira., São Paulo, SP, Brasil. 1969.
- [de Berg et al., 2000] de Berg, M., van Kreveld, M., Overmars, M., and Schwarzkopf, O. (2000). *Computational Geometry: Algorithms and Applications*. Springer, Berlin, Germany, second edition. 2000.
- [de M. Minari, 2005] de M. Minari, R. (2005). Ensaio não destrutivo em peças críticas fundidas e soldas nas indústrias automobilísticas e aeronáuticas : Determinação da integridade física interna de peças críticas através de ensaio não destrutivo utilizando radiação penetrante, utilizando sistemas de imagem em inspeção em tempo real. In *Proc. 12º Congresso de Fundação - CONAF - 2005 - 27 a 30 de Setembro de 2005 São Paulo - SP.*, volume 12, pages 66–70. ABIFA/ABAL/ABM. São Paulo - Brasil. 2005.
- [de Souza Baltazar et al., 2002] de Souza Baltazar, A. W., de Castro, J. A., and da Silva and, A. J. (2002). Modelagem e simulação computacional da injeção de carvão pulverizado no canal adutor da “raceway” de altos-fornos. In *Estudos tecnológicos, número 2, Jun/Dez 2006*, volume 02, pages 65–77. 2002.
- [Dedeoglu et al., 2005] Dedeoglu, Y., Töreyn, B. U., Güdükbay, U., and Çetin, A. E. (2005). Real-time fire and flame detection in video. In *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), March 18-23, 2005*, volume 02, pages 669–672. 2005. ISBN: 0-7803-8874-7.
- [Derganc and Pernus, 2000] Derganc, J. and Pernus, F., editors (2000). *A Machine Vision Systems for Inspecting Bearing*, Faculty of Electrical En-

- gineering, Trzaska cesta 25, 1000 Ljubljana, Slovenia. University of Ljubljana, IEEE. ID 0-7695-0750-6/00 0 2000.
- [dos Santos, 1965] dos Santos, A. (1965). *Laminação e Laminadores*. Gráfica da Escola de Engenharia da UMG - Edições Engenharia, Belo Horizonte, MG, Brasil. 1965.
- [Doshi, 2005] Doshi, A. (2005). People counting and tracking for surveillance. University of California Projects Reports. Department of Computer Science and Engineering. San Diego:2005.
- [Dubois et al., 2008] Dubois, J., Ginhac, D., Paindavoine, M., and Heyrman, B. (2008). A 10 000 fps cmos sensor with massively parallel image processing. In *IEEE Journal of Solid-State Circuits, March, 2008. Issue 3*, volume 43, pages 706–717. Lile, France. March, 2008. ISSN: 0018-9200.
- [Dutra, 2004] Dutra, R. (2004). Beneficiamento de minerais industriais. Technical report, Núcleo de Tecnologia de Mineral - SENAI PR. Curitiba, PR. 2004.
- [Evans et al., 1995] Evans, P., Fulcher, J., and Ogunbona, P. (1995). Industrial computer vision using undefined feature extraction. In *IEEE International Conference on Neural Networks, 27 Nov - 1 Dec, 1995*, volume 02, pages 1145–1149. Perth, WA. November, 1995.
- [Feliciano et al., 2005] Feliciano, F. F., de Souza, I. L., and Leta, F. R. (2005). Visão computacional aplicada à metrologia dimensional automatizada: Considerações sobre sua exatidão. In *ENGEVISTA number 02*, volume 07, pages 38–50. Dezembro 2005.
- [Fieser et al., 1981] Fieser, A. H., Jr., A., and Charles, H. (1981). Scarfing torch. 1981. United States Patent Number 4254942. Disponível online em <http://www.freepatentsonline.com/4254942.html>.
- [Flir, 2000] Flir (2000). Infrared machine vision system ideal for slag detection. Technical report, Flir Systems. Flir Systems. 2000 . www.flir.com.
- [Foo, 2000] Foo, S. Y. (2000). A fuzzy logic approach to fire detection in aircraft dry bays and engine compartments. In *IEEE Transaction on Industrial Electronics, October, 2000, number 05*, volume 47, pages 1161–1171. 2000.
- [Fortune, 1986] Fortune, S. (1986). Sweep-line algorithm for voronoi diagrams. *Proc. 2nd Annual. ACM Sympos. Computational. Geometry*, pages 313–322. ACM Comput. 1986. Doc Id 9791-194-6/86/0600/0313.

- [Fraga et al., 2004] Fraga, C., Gonzalez, R., Cancelas, J., Enguita, J., and Loredó, L. R. (2004). Camber measurement system in a hot rolling mill. In *IEEE Industry Applications Conference. 39th IAS Annual Meeting. Number 02*, volume 02, pages 897–902. IEEE. 3-7 Oct, 2004.
- [Frangu and Caranian, 1999] Frangu, L. and Caranian, S. (1999). Measuring system of the slabs position in a metallurgical plant using artificial vision techniques. In *6th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems (ICECS) 1999*, volume 02, pages 871–874. Pafos, Cyprus. 5-8 Sep, 1999.
- [Fraser and Riedel, 2000] Fraser, C. S. and Riedel, B. (2000). Monitoring the thermal deformation of steel beams via vision metrology. In *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. Number 04*, volume 55, pages 268–276. 2000.
- [García et al., 2002] García, D. F., Usamentiaga, R., Marín, I., González, J. A., and de Abajo, N. (2002). Shape inspection system for variable-luminance steel plates with real-time adaptation capabilities to luminance variations. *Real-Time Imaging Journal*, 8(4):303–315. Spain, 2002.
- [Garcia et al., 2006] Garcia, A., Spim, J. A., and dos Santos e Noé Cheung, C. A. (2006). *Lingotamento Contínuo de Aços*. ABM - Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais, São Paulo, SP, Brasil. 2006. ISBN: 85-7737-005-4.
- [Garcia et al., 1994] Garcia, M., Garcia, D., Diaz, J., and Suhrez, F. (1994). Flatness defects detection in rolling products with real-time vision system. In *Second International Conference on Intelligent Systems Engineering*, volume 5-9, pages 407–412. University of Oviedo, Spain, 1994.
- [Gayubo et al., 2006] Gayubo, F., González, J. L., de la Fuente, E., Miguel, F., and Perán, J. R. (2006). On-line machine vision system for detect split defects in sheet-metal forming processes. In *Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, volume 01, pages 133–139, Valladolid, Spain. IEEE. Hong Kong, 2006.
- [Gerdau, 2003] Gerdau (2003). Fundamentos de operação do alto-forno. Technical report, Gerdau Açominas S.A. - Gêrencia de Alto-Forno. Usina Presidente Arthur Bernardes, Ouro Branco, MG, Brasil. 2003.
- [Ghahramani, 2001] Ghahramani, Z. (2001). An introduction to hidden markov models and bayesian networks. 15:9–42. 2001.

- [Gomes and Velho, 1994] Gomes and Velho (1994). *Computação Gráfica: Imagem*, volume 01. Makron Books, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, second edition. 1994.
- [Gonzales and Woods, 2000] Gonzales and Woods (2000). *Processamento de Imagens Digitais*, volume 01. Makron Books, Basel, Switzerland, second edition. 2000.
- [Gorga, 2003] Gorga, J. A. H. (2003). *Curso de Redes de Comunicação e o OPC.*, volume 01. ABM - Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais., São Paulo, SP, Brasil. 2003.
- [Greminger and Nelson, 2004] Greminger, M. A. and Nelson, B. J. (2004). Vision-based force measurement. In *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Nº 03, March - 2004*, volume 26. IEEE, IEEE Computer Society.
- [Guarini et al., 1994] Guarini, M., Caceres, J., Guesalaga, A., Cipriano, A., Olmedo, J., and Lozano, H. (1994). A sensor for assessing the quality of the mineral flotation process. In *IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), 25-27 May 1994.*, volume 01, pages 386–391. Santiago, Chile. 25-27 May, 1994.
- [Haapamäki et al., 2004] Haapamäki, J. J., Tamminen, S. M., and Röning, J. J. (2004). Data mining methods in hot steel rolling for scale defect prediction. In *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. Oulu, Finland. 2004.
- [Haavisto et al., 2006] Haavisto, O., Kaartinen, J., and Hyotyniemi, H. (2006). Optical spectrum based estimation of grades in mineral flotation. In *IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), 15/17 Dec, 2006.*, volume 01, pages 2529–2534. Mumbai. December 15 - 17, 2006.
- [Hao et al., 2005] Hao, H., Li, L., and Deng, Y. (2005). Automatic magnetic particle inspection based vision system using ccd camera. In *Proc. of SPIE 2005*, volume 5768, pages 442–449. Tsinghua, China. 2005.
- [Harding, 1997] Harding, K. (1997). 3d machine vision as a shop floor metrology tool. Technical report, General Electric Research Center.
- [Hatonen et al., 1999] Hatonen, J., Hyotyniemi, H., Miettunen, J., and Carlsson, L. (1999). Using image information and partial least squares method to estimate mineral concentrations in mineral flotation. In *Second*

- International Conference on Intelligent Processing and Manufacturing of Materials (IPMM). 10-15 July, 1999.*, volume 01, pages 459–464. Honolulu, HI. 10-15 July, 1999.
- [Hauck and Laia, 2003] Hauck, G. A. C. and Laia, L. L. (2003). *Fornos de Reaquecimento*. ABM - Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais, São Paulo, SP, Brasil. 2003.
- [Haussecker, 2000] Haussecker, H. (2000). Simultaneous estimation of optical flow and heat transport in infrared image sequences. In *IEEE Workshop on Computer Vision Beyond the Visible Spectrum: Methods and Applications. 2000*, volume 01, pages 85–93. Hilton Head, South Carolina, USA. 16 June 2000.
- [Haykin, 2001] Haykin, S. (2001). *Redes Neurais Artificiais*. Bookman, Porto Alegre, 2 edition. 2001.
- [Hemming et al., 2007] Hemming, B., Fagerlund, A., and Lassila, A. (2007). High accuracy automatic machine vision based calibration of micrometers. In *Measurement Science and Technology*, volume 18, pages 1655–1660. IOP. Centre for Metrology and Accreditation, Tekniikantie 1, Espoo, FIN-02150, Finland, 2007.
- [Hemming and Lehto, 2001] Hemming, B. and Lehto, H. (2001). Calculation of uncertainty of measurement in machine vision case: A system for the calibration of dial indicators. In *Proc. of the 18th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference (IMTC)*, volume 01, pages 665–670. IEEE. Budapest, Hungary, May 21-23, 2001.
- [Homg et al., 2005] Homg, W.-B., Peng, J.-W., and Chen, C.-Y. (2005). A new image-based real-time flame detection method using color analysis. In *IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC). March 19-22, 2005*, volume 01, pages 100–105. 2005, ISBN: 0-7803-8812-7.
- [Honorato, 2005] Honorato, E. P. (2005). Adequação granulométrica das matérias-primas e do sistema de segregação contínua (i.s.f), para melhorias na produtividade e qualidade do sínter para os altos-fornos. Tese de mestrado., Universidade Federal de Minas Gerais, UFMG. Campus Pampulha, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil. 2005.
- [Horst and Negin, 1989] Horst, R. L. and Negin, M. (1989). Machine vision system for precision dimensional measurements and on-line spc. In *Conference Record of The Industry Applications Society Annual Meeting, 1989*.

- number 03*, volume 16. IEEE, IEEE Computer Society. San Diego, CA. 1989.
- [Hough, 1962] Hough, P. V. C. (1962). A method and means for recognizing complex patterns. US Patent number 3,069,654. United States, 1962.
- [Iborra et al., 1999] Iborra, A., Alvarez, B., C.Jiménez, Meroño, J. F., C.Fernández, J.Suardíaz, C.Fernández, and J.Suardíaz (1999). Automated visual inspection system (avi) for crankshaft production processes. Technical report, Dept. de Automática y Tecnología Electrónica. Universidad Politécnica de Cartagena. Cartagena, Spain. 1999.
- [Jeanmeure and Zimmerman, 1998] Jeanmeure, L. and Zimmerman, W. (1998). A cnn video based control system for a coal froth flotation. In *Fifth IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications Proceedings. 14/17 April 1998.*, volume 01, pages 192–197. London, 14/17 April 1998.
- [Jähne and Haußecker, 2000] Jähne, B. and Haußecker, H. (2000). *Computer Vision and Applications: A Guide for Students and Practitioners*, volume 01. Academic Press, 525 B Street, Suite 1900, San Diego, CA. USA, 2000.
- [Jia, 2005] Jia, H. (2005). *Surface Defect Detection, Classification and Root Cause Diagnosis in Hot Rolling Process*. PhD dissertation, The University of Michigan. 1205 Beal Avenue, Ann Arbor. MI, USA. April 6, 2005.
- [Jia et al., 2004] Jia, H., Murphey, Y. L., Shi, J., and Chang, T. S. (2004). An intelligent real-time vision system for surface defect detection. In IEEE, editor, *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, Michigan-Ann Arbor. IEEE.
- [Jin et al., 2002] Jin, N., Zhou, S., and Chang, T. S. (2002). Identification of impacting factors of surface defects in hot rolling process using multi-level regression analysis. Tech. research., OG Technologies, Inc. and University of Wisconsin. Madison, Wisconsin, 2002.
- [Järvinen, 2002] Järvinen, J. (2002). Real-time surface inspection of steel strips. Technical report, ABB Oy and Paper, Printing, Metals & Minerals. In *Machine Vision News*. Vol 17. 2002. Helsinki, Finland.
- [Jun-bai, 2001] Jun-bai, L. (2001). An enhanced method for edge detection based on laplacian operator. In *Mini-Micro System, number 09.*, volume 23, pages 1133–1135. 05/2001.

- [Kaartinen et al., 2002] Kaartinen, J., Hatonen, J., Miettunen, J., and Ojala, O. (2002). Image analysis based control of zinc flotation - a multi-camera approach. In *7th IEEE International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV).2-5 Dec,2002.*, volume 02, pages 920–925. Singapore. 2-5 Dec,2002.
- [Kang and Liu, 2005] Kang, G.-W. and Liu, H.-B. (2005). Surface defects inspection of cold rolled strips based on neural network. In *Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, number 0-7803-9091-1, pages 5034–5037, Guangzhou. 18-21 August 2005.
- [Karl-Gunnar, 1996] Karl-Gunnar, B. (1996). Apparatus for automatic magnetic particle inspection. International Application Published Under The Patent Cooperation Treaty. International Publication Number: WO 96/31767. International Patent Classification: G01N 21/26, 21/88. International Application Number: PCT/SE96/00444.
- [Kato et al., 2007] Kato, T., Hirata, T., Saito, T., and Kise, K. (2007). An efficient algorithm for the euclidean distance transformation. Faculty of Engineering, Nagoya University, Chikusaku, Nagoya, Japan 464.
- [Kauppinen et al., 1999] Kauppinen, H., Rautio, H., and Silvén, O. (1999). Non-segmenting defect detection and som based classification for surface inspection using color vision. In *Conference on Polarization and Color Techniques in Industrial Inspection (SPIE)*, pages 270–280, Munich, Germany. June 17-18, 1999.
- [Khalili et al., 2005] Khalili, K., Razavi, S., and Karimzadgan, D. (2005). High resolution measurements using a low resolution system. In *Measurement Science Review, N°01, 2005*, volume 05, pages 56–59. University of Birjand, Payam Noor University, Tehran, Iran, 2005.
- [Khan et al., 2005] Khan, U. S., Iqbal, S., and Khan, M. A. (2005). Automatic inspection system using machine vision. In *Proceedings of the 34th Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop (AIPR) - IEEE*, number 0-7695-2479-6/05, Rawalpindi Pakistan. IEEE Computer Society. Department of Mechatronics, National University of Science and Technology Rawalpindi Pakistan.
- [Killing et al., 2007] Killing, J., B.W. Surgenor, K. Y., and Bone, G. (2007). On the need for flexible automated inspection:two machine vision examples. In *2nd International Conference on Changeable, Agile, Reconfigurable*

- and Virtual Production (CARV), Toronto, July 22 to 24, 2007*, Toronto, Canada.
- [Killing et al., 2006] Killing, J., Surgenor, B., and Mechefske, C. (2006). A neuro-fuzzy approach to machine vision based parts inspection automated industrial inspection. *Annual Meeting of The North American Fuzzy Information Processing Society*, pages 696–701. Kingston, Ontario, Canada. IEEE, 2006.
- [Kim et al., 2007] Kim, D., Liu, J. J., and Han, C. (2007). Quality monitoring of steel surface using wavelet packet transform. In *Proc. of the International Conference on Control, Automation and Systems. Oct. 17-20, 2007 in COEX, Seoul, Korea*, volume 01, pages 861–864. Korea, 2007.
- [Kim et al., 2006] Kim, H.-S., Lee, B.-R., and Kim, R.-J. (2006). Development of computer-vision-based pipe inspection system. In *IEEE Strategic Technology, The 1st International Forum on FOST2006*, volume 1-4244-0427-4, pages 403–406. New York, October, 2006.
- [Kimura and Yamamoto, 1990] Kimura, R. and Yamamoto, S. (1990). Measurement of particle size and fluid area of the burden in blast furnace. In *Proceedings of the 16th Industrial Electronics Society Annual Conference - IECON 90 - IEEE*, volume 01, pages 642–647. Industrial Electronics Society. DOI: 10.1109/IECON.1990.149217.
- [Kohonen, 1988] Kohonen, T. (1988). Learning vector quantization. In *Neural Networks 1, Supplement 1*, volume 01, page 303. Helsinki, 1988.
- [Kohonen, 1990] Kohonen, T. (1990). Improved versions of learning vector quantization. In *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), San Diego, CA, USA. 17-21 June, 1990*, volume 01, pages 545–550. San Diego, USA. 1990.
- [Kohonen, 1995] Kohonen, T. (1995). *Learning vector quantization in handbook of brain theory and neural networks*. MA: MIT Press. M. Arbib Ed. Cambridge, 1995.
- [Koller, 2007] Koller, N. (2007). *Fully Automated Repair of Surface Flaws using an Artificial Vision Guided Robotic Grinder*. PhD dissertation, Institute for Automation University of Leoben, Austria. May, 2007.
- [Kumar, 2008] Kumar, A. (2008). Computer-vision-based fabric defect detection: A survey. In *Proc. IEEE Transactions on Industrial Electronics*, volume 55, pages 348–363. IEEE. 2008.

- [Kutilla et al., 2005] Kutilla, M., Viitanen, J., and Viitanen, A. (2005). Scrap metal sorting with colour vision and inductive sensor array. In *Proceedings of the 2005 International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation, and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce (CIMCA IAWTIC 2005)*, volume 02, pages 725–729. 28-30 November, 2005. ISBN: 0-7695-2504-0.
- [Ladeira, 1971] Ladeira, J. G. B. (1971). *Curso de Geologia Aplicada - Primeira Parte*. Edições Engenharia - UFMG, Belo Horizonte, MG, Brasil. 1971.
- [Lake, 1995] Lake, D. W. (1995). Vision systems for quality control. Tech. research., EG&G Reticon, Sunnyvale, California. 1995.
- [Lee et al., 2006] Lee, C.-K., Ho, M.-F., Wen, W.-S., and Huang, C.-L. (2006). Abnormal event detection in video using n-cut clustering. In *International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing (IIH-MSP)*. December, 2006, volume 03, pages 407–410. Pasadena, CA, USA. 2006. SBN: 0-7695-2745-0.
- [Lee et al., 2004a] Lee, J. H., Park, S. G., and Kim, S. J. (2004a). Vision technique for the recognition of billet characters in the steel plant. In *Lecture Notes in Computer Science (LNCS)*, volume 3157, pages 843–851. SpringerLink. Tuesday, September 21, 2004.
- [Lee et al., 2004b] Lee, J. H., Park, S. G., and Lee, M. R. (2004b). Character recognition system of the slab images in the steel plant. In *International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC) 2004*. pp.7F3P 41-1 41-4. 2004.
- [Lei, 2004] Lei, L., editor (2004). *A Machine Vision Systems for Inspecting Bearing-Diameter*, number 05 in The Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation, Changzhou, Jiangsu Province, China. IEEE, IEEE.
- [Li, 2003] Li, J. (2003). Automatic magnetic particle inspection of steel billet. Technical report, Insight NDT Equipment.
- [Li et al., 2003] Li, J., Gutchess, D., Shi, J., and Chang, T.-S. (2003). 55 two-stage real-time surface defect detection in hot rolling process. In *Proc. Fifteenth Annual AISE Conference*, volume 1. Pittsburgh, Pa, USA. 2003.

- [Li and Shi, 2007] Li, J. and Shi, J. (2007). On-line seam detection in rolling processes using snake projection and discrete wavelet transform. In *Journal of Manufacturing Science and Engineering, number 5*, volume 129, pages 926–933. Ann Arbor, MI, USA. October, 2007.
- [Lin et al., 2005] Lin, K. C., Lin, L.-C., and Young, U.-L. (2005). Measurement of the cross-sectional contour of h-shaped steel using multiple stereo pairs. In *Congress on Computational Intelligence Methods and Applications, 15-17 Dec.*, volume 01, page 6pp. 2005.
- [Lindner et al., 2006] Lindner, C., Arigita, J., and León, F. P. (2006). Illumination-based segmentation of structured in automated visual inspection. Technical report, Institute for Measurement Systems and Sensor Technology, Technische Universität München. Theresienstraße 90/N5, D-80333 Munich, Deutsch. 2006.
- [Liu et al., 2004] Liu, C.-T., Yang, Y.-Y., and Lin, S.-Y. (2004). Applications of digital image processing technique for steel mill non-contacting conveyance system operations. In *Industry Applications Conference, 2004. 39th IAS Annual Meeting. Conference Record of the 2004 IEEE. 3-7 Oct, 2004*, volume 02, pages 911–918. 2004. ISBN: 0-7803-8486-5.
- [Liu and Tsuhan, 2008] Liu, D. and Tsuhan, C. (2008). Discov: A framework for discovering objects in video. In *IEEE Transactions on Multimedia, Feb, 2008. Issue 2*, volume 10, pages 200–208. New York, 2008. ISSN: 1520-9210.
- [Liu et al., 2006] Liu, X., Wang, W., Lansdorp, B. M., and Sun, Y. (2006). Vision-based cellular force measurement using an elastic microfabricated device. In *Proceedings of the 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. October 9 - 15, 2006, Beijing, China*, pages 1378–1383. Digital Object Identifier 10.1109/IROS.2006.281926.
- [Luk et al., 1989] Luk, F., Huynh, V., and North, W. (1989). Measurement of surface roughness by a machine vision system. In *J. Phys. E: Sci. Instrum.*, volume 22, pages 977–980. IOP Publishing Ltd. UK, 27 June 1989.
- [Lumin et al., 2007] Lumin, C., Cunying, Z., and Jie, L. (2007). Application of digital image processing technique in cored wire manufacturing. In *14th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (MMVIP), 4-6 Dec. 2007*, volume 01, pages 191–196. Xiamen, China. December, 2007. ISBN: 978-1-4244-1358-4.

- [Luo et al., 2006] Luo, S., Zhou, X., and Huang, J. (2006). Partition control system based on machine vision. In *The Sixth World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA), 21-23 June, 2006.*, volume 02, pages 8236–8240. Dalian, China. 2006. ISBN: 1-4244-0332-4.
- [Lyvers et al., 1989] Lyvers, E. P., Mitchell, O. R., Akey, M. L., and Reeves, A. P. (1989). Subpixel measurements using a moment-based edge operator. In *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence Networks, 13-16 April 1994, Hong Kong. Number 12*, volume 11, pages 77–80. IEEE.
- [Madisetti and Williams, 1999] Madisetti, V. K. and Williams, D. B. (1999). *Digital Signal Processing Handbook*. CRC Press LLC, Atlanta, Georgia., 2 edition. 1999.
- [Maeda et al., 2000] Maeda, T., Nakayama, M., Kitamura, A., Okazaki, K., and Kuno, A. (2000). Visual feedback control systems for the swirling-flow melting furnace. In *26th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON), 2000*, volume 02, pages 1261–1266. Nagoya, Japan. 22-28 Oct, 2000. ISBN: 0-7803-6456-2.
- [Maerz, 1996a] Maerz, N. H. (1996a). Aggregate sizing and shape determination using digital image processing. In *Center for Aggregates Research (ICAR) 6th Annual Symp. Proc. 1998.*, volume 01, pages 195–203. 1999.
- [Maerz, 1996b] Maerz, N. H. (1996b). Image sampling techniques and requirements for automated image analysis of rock fragmentation. In *FRAGBLAST 5th Workshop on Measurement of Blast Fragmentation. Montreal, Quebec, Canada. 23-24 Aug, 1996.*, volume 01, pages 115–120. FRAGBLAST, Montreal. 1996.
- [Maerz, 1999] Maerz, N. H. (1999). Online fragmentation analysis achievements in the mining industry. In *Center For Aggregates Research (ICAR) Seventh Annual Symposium Proceedings. Austin Texas, April 19-21. pp. C1-1-1 to B1-1-10*, volume 01. 1999.
- [Maerz and Zhou, 2000] Maerz, N. H. and Zhou, W. (2000). Calibration of optical digital fragmentation measuring systems. In *FRAGBLAST, The International Journal For Blasting and Fragmentation, number 02.*, volume 04, pages 126–138. FRAGBLAST, Montreal. 1996.
- [Magalhães et al., 2007] Magalhães, J. L. P., Sobra, M. P., Alves, R. M., and Oliveira, T. M. (2007). Utilização de visão artificial para inspeção de

- superfícies metálicas: Inspeção de superfícies de metais automatizada. In *Proc. of the XI Seminário de Automação de Processos da ABM*, volume 1, pages 596–606. Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil. 3 a 5 de Outubro, 2007.
- [Mair and Fararooy, 1998] Mair, C. and Fararooy, S. (1998). Practice and potential of computer vision for railways. In *IEE Seminar on Condition Monitoring for Rail Transport Systems, Nov, 1998*, volume 10, pages 10/1–10/3. London, England. 11 Nov, 1998.
- [Mallat, 1989] Mallat, S. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. In *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, July, 1989. Issue: 7*, volume 11, pages 674–693. 1989. ISSN: 0162-8828.
- [Mariño et al., 1999a] Mariño, P., Dominguez, M., and Alonso, M. (1999a). Inspection of steel sheets based on ccd image sensors. In *Proceedings IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, pages 68–73. ISBN: 0-7803-5801-5. Taipei, Taiwan. 1999.
- [Mariño et al., 1999b] Mariño, P., Dominguez, M., and Alonso, M. (1999b). Machine vision based detection for sheet metal industries. In *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 1999*, volume 0-7803-5735-3, pages 1330–1335. Vigo, Spain. 1999.
- [Marques et al., 2001] Marques, D. C., Feliciano, R. A., Rangel, A. L., Martins, R. L., Assada, D., and Bianchi, R. A. (2001). Um sistema de medição de volume por visão computacional. Technical report, Departamento de Engenharia Elétrica, Faculdade de Engenharia Industrial - FEI. In V Simposio Brasileiro de Automacao Inteligente, 2001, Canela - Rio Grande do Sul, Brasil. 2001.
- [MathWorks, 2004] MathWorks (2004.). *Image Processing Toolbox For Use With MatLab*, volume 01. Math Works Press, Apple Hill Drive, Natick, MA. 2004.
- [Maybank, 1987] Maybank, S. J. (1987). *A theoretical study of optical flow*. Phd dissertation, University of London. London, 1987.
- [Medioni and Kang, 2005] Medioni, G. and Kang, S. B. (2005). *Emerging Topics in Computer Vision*, volume 01. IMSC/USC Press, California, USA., andrew tescher edition. 2005.

- [Meriaudeau and Akir, 2001] Meriaudeau, F. and Akir, C. (2001). Machine vision system for the inspection of laminated tubes. Technical report, IUT. Rue de La Fonderie, Le Creusot, France. 2001.
- [Miranda et al., 2006] Miranda, L. L., Ziviani, M., and Júnior, B. F. (2006). Modelagem matemática do processo do forno de reaquecimento wb2 da Itq da acesita. In *Tecnologia em Metalurgia e Materiais, number 2, out-dez.*, volume 03, pages 34–38. São Paulo, SP, Brasil. 2006.
- [Mitsuyassu, 2002] Mitsuyassu, F. T. (2002). Sistema mecatrônico para medida de desvios axial e radial de rodas utilizando recursos de visão computacional. Master's project - academic dissertation, ITA - Instituto Tecnológico da Aeronáutica, Campo Montenegro, São José dos Campos, SP - Brasil. 2002.
- [Mohammadiha et al., 2006] Mohammadiha, N., Sahraeian, M., Vahdat, B. V., Azizi, A., and Ahmadi, A. S. (2006). Measuring the geometrical parameters of steel billets during molding process using image processing. In *IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. August-2006.*, pages 59–63. 2006.
- [Morar et al., 1999] Morar, R., Iuga, A., Cuglesan, I., Muntean, O., and Dascalescu, L. (1999). Iron ore beneficiation using roll-type high-intensity electric field separators. In *IEEE Transactions on Industry Applications, Jan.- Feb. 1999, Number 01*, volume 35, pages 218–224. 1999.
- [Moreira, 2003] Moreira, M. F. (2003). *Apostila do Curso de Materiais: Siderurgia 1*. Escola de Engenharia Mauá, Praça Mauá 1, São Caetano do Sul, SP, Brasil. 2003.
- [Mourão et al., 1993] Mourão, M. B., Cavallante, F. L., and Takano, C. (1993). *Siderurgia para não siderurgistas*. ABM, São Paulo, SP, Brasil. São Paulo, 2003.
- [Mourão et al., 2007] Mourão, M. B., Yokoji, A., Malynowskyj, A., da Silva Leandro, C. A., Takano, C., Quites, E. E. C., Gentile, E. F., e Silva, G. F. L., Bolota, J. R., Gonsalves, M., and Faco, R. J. (2007). *Introdução à Siderurgia*. ABM - Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais, São Paulo, SP, Brasil, second edition. 2007.
- [Mubarak, 1997] Mubarak, S. (1997). *Fundamentals of Computer Vision*. University of Central Florida. Orlando, Florida, USA. 1997.

- [Muehlemann, 2000] Muehlemann, M. (2000). Standardizing defect detection for the surface inspection of large web steel. Tech. research., Illumination Technologies, Inc. London, 2000.
- [Na et al., 2002] Na, L., Jiajun, B., and Chun, C. (2002). Real-time video object segmentation using hsv space. In *IEEE International Conference on Image Processing*, volume 02, pages II–85 – II–88. Singapore. 22-25 Sept, 2002.
- [National-Instruments, 2005] National-Instruments (2005). *NI Vision: IMAQ Vision Concepts Manual*, volume 01. National Instruments Corporation, Austin, Texas, USA. Janeiro, 2005.
- [Nelson, 2000] Nelson, B. (2000). Region of interest identification, feature extraction, and information fusion in a forward looking infrared sensor used in landmine detection. In *IEEE Workshop on Computer Vision Beyond the Visible Spectrum: Methods and Applications. 2000*, volume 01, pages 85–94. Hilton Head, South Carolina, USA. 16 June 2000.
- [Niblack, 1986] Niblack, W. (1986). *An Introduction to Digital Image Processing*. Prentice Hall, Inc., Englewood Cliffs, NJ, USA. 1986.
- [Nicolato et al., 2005] Nicolato, R., Pereira, M., and Galery, R. (2005). Aplicação de técnicas de análise de imagem no processo de concentração de minério de ferro. In *ABM (Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais): VI Simpósio Brasileiro de Minério de Ferro, 30 de Setembro a 02 de Outubro, 2005. Florianópolis, SC, Brasil.*, volume 1. Congressos ABM, 2005.
- [Nixon and Aguado, 2002] Nixon, M. S. and Aguado, A. S. (2002). *Feature Extraction and Image Processing*, volume 01. Newnes / Butterworth-Heinemann, Linacre House, Jordan Hill, Oxford. Great Britain, 2002.
- [Noble et al., 1994] Noble, A., Hartley, R., and Farley, J. (1994). X-ray metrology for quality assurance. In *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation.*, volume 2, pages 1113–1119, USA. San Diego, CA. May, 1994.
- [Norell, 1998] Norell, K. E. (1998). Some aspects on the reliability of magnetic particle testing. In *Proceedings of the 7th European Conference on Non-Destructive Testing (ECNDT). Session: Surface Methods. Number 08*, volume 3. Copyright NDT.net. Broendby, Denmark, 1998.
- [Ünsalan and Erçil, 1997] Ünsalan, C. and Erçil, A. (1997). Classification of rust grades on steel surfaces. part i. Institute for Graduate Studies

- in Science and Engineering, Bogaziçi University. Bebek, Istanbul, Turkey. 1997.
- [Ünsalan and Erçil, 1999] Ünsalan, C. and Erçil, A. (1999). Automated inspection of steel structures. *Recent Advances in Mechatronics*, pages 468–480. Springer-Verlag Ltd., Singapore.
- [Nunes, 2004] Nunes, J. E. F. (2004). Controle do tambor de formação de pelotas: realimentação por imagem. Tese de mestrado., Universidade Federal de Minas Gerais, UFMG. Campus Pampulha, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil. 20 de Agosto de 2004.
- [O’Leary, 2005] O’Leary, P. (2005). Machine vision for feedback control in a steel rolling mill. *Comput. Ind.*, 56(8):997–1004. Elsevier Science Publishers B. V. Amsterdam, The Netherlands. 2005. ISSN : 0166-3615.
- [Oliveira et al., 2007] Oliveira, D. R., Abreu, M. V. A., Salis, T. T., Sa, N. L., da Silva Moraes, R., Carvalho, W. C., and Baeta, F. C. S. (2007). Reconstrução do sistema de acompanhamento e controle da produção da linha de inspeção de tarugos gerdau açominas s.a. In *Proc. of the XI Seminário de Automação de Processos da ABM*, volume 1, pages 138–146. Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil. 3 a 5 de Outubro, 2007.
- [OPC-Foudation, 2008] OPC-Foudation (2008). Opc foudation: Dedicated to interoperability in automation. <http://www.opcfoundation.org/>. Acesso em 08/03/2008 22:00 Hs.
- [Otsu, 1979] Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. In *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, issue 01. Jan, 1979*, volume 09, pages 62–66. IEEE 1979. ISSN: 0018-9472.
- [Owens and Matthies, 1999] Owens, K. and Matthies, L. (1999). Passive night vision sensor comparison for unmanned ground vehicle stereo vision navigation. In *IEEE Workshop on Computer Vision Beyond the Visible Spectrum: Methods and Applications. 1999*, volume 01, pages 59–67. Fort Collins, Colorado, USA. June 22,1999.
- [Paakkari, 1998] Paakkari, J. (1998). *On-line flatness measurement of large steel plates using moiré topography*. PhD dissertation, Department of Electrical Engineering of the University of Oulu, Finland. 5th June, 1998, Finland.

- [Paragios et al., 2005] Paragios, N., Chen, Y., and Faugeras, O. (2005). *HandBook of Mathematical Model in Computer Vision*. Springer, New York, NY, USA, 01 edition. 2005.
- [Park and Won, 2007] Park, C. and Won, S. (2007). Development of recognition system for billet identification. In *IEEE SICE Annual Conference. September, 2007*, volume 01, pages 68–71. Takamatsu, Japan. September, 2007.
- [Park and Lee, 2006] Park, S. and Lee, J. (2006). Development of real-time character recognition system for the steel-iron plant. In *IEEE International Conference on Hybrid Information Technology (ICHIT). November, 2006*, volume 02, pages 287–292. Cheju Island, November. 2006.
- [Pavlidis et al., 2000] Pavlidis, I., Levine, J., and Baukol, P. (2000). Thermal imaging for anxiety detection. In *IEEE Workshop on Computer Vision Beyond the Visible Spectrum: Methods and Applications. 2000*, volume 01, pages 104–110. Hilton Head, South Carolina, USA. 16 June 2000.
- [Pavlidis et al., 1999] Pavlidis, I., Symosek, P., Fritz, B., and Papanikolopoulos, N. (1999). A near-infrared fusion scheme for automatic detection of vehicle passengers. In *IEEE Workshop on Computer Vision Beyond the Visible Spectrum: Methods and Applications. 1999*, volume 01, pages 41–49. Fort Collins, Colorado, USA. June 22, 1999.
- [Pedrini and Schwartz, 2008] Pedrini, H. and Schwartz, W. R. (2008). *Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações*. Thomson Learning., São Paulo, SP. 2008. ISBN 978-85-221-0595-3.
- [Penha, 2003] Penha, P. (2003). Noções de tratamento de minério. Technical report, Gerdau Açominas S.A. - Gêrencia de Minas. Usina Presidente Arthur Bernardes, Ouro Branco, MG, Brasil. 2003.
- [Pereira, 2006] Pereira, M. V. L. (2006). Reconhecimento de caracteres estampados em tarugos de aço. Tese de mestrado., Universidade Federal de Minas Gerais, UFMG. Campus Pampulha, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil. 2006.
- [Pernkopf and O’Leary, 2003] Pernkopf, F. and O’Leary, P. (2003). Shape description and analysis of range data for milled steel blocks. In Hunt, M. and Price, J., editors, *XI Engineers Conference on Machine Vision Applications in Industrial Inspection (SPIE)*, volume 5011 of *Presented at the Society of Photo-Optical Instrumentation*, pages 74–81.

- [Phillips et al., 2000] Phillips, W., Shah, M., and Lobo, N. D. V. (2000). Flame recognition in video. In *Fifth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 4-6 Dec, 2000*, volume 43, pages 224–229. Palm Springs, CA, USA. December, 2000. ISBN: 0-7695-0813-8.
- [Piñataro-Plata and Báez-López, 2006] Piñataro-Plata, J. and Báez-López, D. (2006). Machine vision using penumbra analysis. In *Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Electronics, Communications and Computers (CONIELECOMP 2006)*, volume 39. IEEE Computer Society. 0-7695-2505-9/06.
- [Pitas, 1992] Pitas, I. (1992). *Digital Image Processing Algorithms*. Prentice Hall. Upper Saddle River, New Jersey. 1992.
- [Ponizil, 2002] Ponizil, P. (2002). Programms for image analysis of computer and tomograph structures of sintered materials.
- [Pratt, 2001] Pratt, W. (2001). *Digital Image Processing*. Jonh Wilwy & Sons. New York, New Jersey, USA. 2001.
- [Ramalho, 2005] Ramalho, M. C. (2005). Sistema de identificação da ordem de produção estampada em tarugos de aço. Tese de mestrado., Universidade Federal de Minas Gerais, UFMG. Campus Pampulha, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil. 2005.
- [Ribeiro, 1993] Ribeiro, A. F. M. (1993). Automação da medida de rectilindade de vigas de aço com ferramentas de processamento de imagem. Technical report, Cranfield Institute of Technology. C.I.T, Cranfield. 1993.
- [Ribeiro and Meyer, 1993] Ribeiro, F. and Meyer, F. (1993). Development of image processing tools for measurement of beam straightness. Technical report, Integral Vision Ltd, Cranfield Institute of Technology and Steel British. Bedford, UK. 1993.
- [Richardson et al., 1989] Richardson, D., Elliot, M., Hewitt, P., and Rapley, C. (1989). Defect assessment in magnetic particle crack detection. In *Proc. 33rd SCUTA International Foundry Research Conference, Birmingham , 1989*, Birmingham, U.K.
- [Roerdink and Meijster, 1997] Roerdink, J. B. T. M. and Meijster, A. (1997). The watershed transform: Definitions, algorithms and parallelization strategies. In *Fundamenta Informaticae*, volume 41, pages 187–228. 2000.

- [Russ, 1999] Russ, J. C. (1999). *The Image Processing Handbook*, volume 01. Springer - CRC Press, New York, 3rd edition. 1999.
- [Russ, 2007] Russ, J. C. (2007). *The Image Processing Handbook*, volume 01. Makron Books, New York, 5th edition. 2007.
- [Salinas et al., 2005] Salinas, R., U.Raff, and Farfan, C. (2005). Automated estimation of rock fragment distributions using computer vision and its application in mining. In *Vision, Image and Signal Processing, IEE Proceedings. 28 Feb, 2005.*, volume 152, pages 1–8. IEEE 2005. ISSN: 1350-245X.
- [Salis, 2004] Salis, T. T. (2004). Sistema de reconhecimento de caracteres estampados em tarugos de aço por meio de processamento de imagem e redes neurais artificiais. Monografia - projeto de conclusão de curso em sistemas de informação., Universidade Presidente Antônio Carlos, UNIPAC. Campus Gigantes, Conselheiro Lafaiete, Minas Gerais, Brasil. Novembro, 2004.
- [Salis, 2007] Salis, T. T. (2007). Contagem automática de tarugos de aço por meio de visão computacional. Monografia - projeto de conclusão de curso. especialização em automação industrial, Universidade Federal De Minas Gerais, UFMG. Campus Pampulha, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil. Janeiro, 2007.
- [Salis et al., 2007] Salis, T. T., Oliveira, D. R., Abreu, M. V. A., Peixoto, T. F. G., Morais, R. S., and de Lima Guimarães, F. (2007). Reestruturação dos ambientes de produção e mes da laminação primária da gerdau açominas usando mqseries como interface entre os meios. In *Proc. of the XI Seminário de Automação de Processos da ABM*, volume 1, pages 138–146. Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil. 3 a 5 de Outubro, 2007.
- [Sanding and Xuan, 2005] Sanding, L. and Xuan, Y. (2005). Steel bars partition control based on vision feedback. In *Mini-Micro System.*, volume 26, pages 1133–1135. 01/2005.
- [Santos-Victor et al., 1993] Santos-Victor, J., Costeira, J., Tome, J., and Sentieiro, J. (1993). A computer vision system for the characterization and classification of flames in glass furnaces. In *IEEE Transactions on Industry Applications number 03, May-June 1993*, volume 29, pages 470–478. 1993.
- [Scaman and Economikos, 1995] Scaman, E. M. and Economikos, L. (1995). Computer vision for automatic inspection of complex metal patterns on

- multichip modules (mcm-d). In *IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology - Part B.*, volume 18, pages 675–685. New York, November, 1995.
- [Schneider and e Silva, 2000] Schneider, C. and e Silva, E. C. (2000). Aplicações de análise de imagem na indústria mineral. In *50º Congresso anual da ABM, 16 a 20 de julho de 2000. Rio de Janeiro, RJ, Brasil.*, volume 1, pages 2379–2390. Congressos ABM, 2000.
- [Scholkopf and Smola, 2002] Scholkopf, B. and Smola, A. J. (2002). *Learn with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization and Beyond.* The MIT Press / Cambridge, Massachusetts / London. 2002.
- [Scribner et al., 1999] Scribner, D., Warren, P., and Schuler, J. (1999). Extending color vision methods to bands beyond the visible. In *IEEE Workshop on Computer Vision Beyond the Visible Spectrum: Methods and Applications. 1999*, volume 01, pages 33–41. Fort Collins, Colorado, USA. June 22,1999.
- [Sebastian et al., 2008] Sebastian, P., Voon, Y. V., and Comley, R. (2008). The effect of colour space on tracking robustness. In *3rd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications ICIEA 2008*, volume 31, pages 2512–2516. Singapore. 2008.
- [Sha and Yin, 2006] Sha, S. and Yin, F. (2006). On-line steel tube length measuring system based on computer vision. In *Proceedings of the IEEE 6th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA) 2006*, volume 01, pages 4923–4926. Dalian, China. June 21 - 23, 2006.
- [Shapiro and Stockman, 2001] Shapiro, L. G. and Stockman, G. C. (2001). *Computer Vision.* Prentice Hall. Upper Saddle River, New Jersey, USA. 2001.
- [Sid-Ahmed and Boraie, 1990] Sid-Ahmed, M. and Boraie, M. T. (1990). Dual camera calibration for 3-d machine vision metrology. In *1990 IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. N°03. Jun, 1990.*, volume 39. IEEE. ID. 0018-9456/90/0600-051.
- [Sidla et al., 2000] Sidla, O., Wildling, E., Niel, A., and Barg, H. (2000). Vision system for gauging and automatic straightening of steel bars. In *SPIE Conf. on Machine Vision and Three-Dimensional Imaging Systems for Inspection and Metrology, 2000, number 30*, volume 4189, pages 248–257. Boston, USA. Nov, 2000. ISBN 0-8194-3854-5.

- [Siren, 2006] Siren, A. (2006). The characterization of flotation by colour information and selecting the proper equipment. In *IEEE Second International Conference on Intelligent Processing and Manufacturing of Materials (IPMM), 10-15 July, 1999.*, volume 01, pages 2529–2534. Honolulu, HI. 10-15 July, 1999.
- [Soille, 1999] Soille, P. (1999). *Morphological image analysis*. Springer-Verlag.
- [Souza and Machado, 2007] Souza, A. and Machado, F. (2007). Visão artificial na medição e controle da produção e fluxo de materiais - do manuseio de granel até as linhas de produção. In *Proc. XXVI Seminário de Logística, 19 e 20 de Junho de 2007, Vitória - ES, Brasil.*, pages 57–67. Seminários ABM, 2007.
- [Spinelli et al., 2002] Spinelli, J. E., dos Santos, C. A., Garcia, A., and Junior, J. A. S. (2002). Modelagem física do sistema de alimentação do processo twin roll para lingotamento contínuo de tiras de aço inoxidável. In *Revista Escola de Minas - Metalurgia e Materias, numero 03, jul - set, 2002.*, volume 55, pages 179–184. 2002.
- [Stadthaus and Lingott, 1998] Stadthaus, M. and Lingott, H. (1998). Some aspects on the reliability of magnetic particle testing. In *Proceedings of the 7th European Conference on Non-Destructive Testing (ECNDT). Session: Surface Methods. Number 12*, volume 3. Copyright NDT.net. Broendby, Denmark, December 1998.
- [Sui-ping et al., 2006] Sui-ping, Q., Hong-jian, Z., Xiu-juan, L., and Hong-liang, Z. (2006). Counting steel rods online using lqv neural network in real-time images. In *IEEE International Conference on Information Acquisition (ICIA), August 20 - 23, 2006*, volume 01, pages 956–960. Weihai, Shandong, China. August, 2006. ISBN: 1-4244-0529-7.
- [Sumit et al., 2004] Sumit, Y., Sallinen, M., and Väinölä, M. S. J. (2004). Recognition of large work objects in difficult industrial environments. In *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, volume 6, pages 5285–5289, Oulu, Finland. 10-13 Oct, 2004.
- [Susaki, 2002] Susaki, K. (2002). Lingotamento contínuo de placas. *Meta-lurgia & Materiais, 04-2002*, pages 259–260. Abril. 2002.
- [Symonds and Jager, 1992] Symonds, P. and Jager, G. D. (1992). A technique for automatically segmenting images of the surface froth structures

- that are prevalent in industrial flotation cells. In *1992 South African Symposium on Communications and Signal Processing (COMSIG)*. 11 Sept, 1992, volume 01, pages 111–115. Cape Town, 11 Sept, 1992.
- [Tanenbaum, 2003] Tanenbaum, A. S. (2003). *Redes de Computadores*, volume 01. Elsevier / Editora Campus, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, fourth edition. 2003.
- [Tao and Burkhardt, 1994] Tao, W. and Burkhardt, H. (1994). Application of fuzzy logic and neural network to the control of a flame process. In *Second International Conference on Intelligent Systems Engineering*, 5-9 Sep, 1994, volume 02, pages 235–240. Hamburg-Harburg, 1994.
- [Tao and Shaogang, 2005] Tao, X. and Shaogang, G. (2005). Video behaviour profiling and abnormality detection without manual labelling. In *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 17-21 Oct, 2005, volume 02, pages 1238–1245. 2005. ISBN: 0-7695-2334-X.
- [Terho et al., 2005] Terho, S., Paanajärvi, J., and Visala, A. (2005). Mapping the surface of an unevenly moving steel billet. In *IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, volume 05, pages 513–518, Espoo, Finland. June 27-30, 2005.
- [Tipsuwanpom et al., 2006] Tipsuwanpom, V., Krongratana, V., Gulpanich, S., and Thongnopakun, K. (2006). Fire detection using neural network. In *International Joint Conference SICE-ICASE*, Oct. 18-21, 2006, volume 02, pages 5474–5477. Bexco, Busan, Korea, 2006. ISBN: 89-950038-5-5.
- [Töreyn et al., 2005] Töreyn, B., Dedeoglu, Y., and Cetin, A. (2005). Flame detection in video using hidden markov models. In *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 11-14 Sept. 2005, volume 02, pages 1230–1233. 2005. ISBN: 0-7803-9134-9.
- [Tsai, 1987] Tsai, R. Y. (1987). A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3d machine vision metrology using off-the-shelf tv cameras and lenses. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE. Paper published in IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. RA-3, N° 4, August 1987.
- [van Deventer et al., 1995] van Deventer, J., Aldrich, C., and Moolman, D. (1995). The tracking of changes in chemical processes using computer vision and self-organizing maps. In *IEEE International Conference on*

- Neural Networks, 27 Nov - 1 Dec, 1995.*, volume 06, pages 3068–3073. Perth, WA, 1995. ISBN: 0-7803-2768-3.
- [Vieira et al., 2004] Vieira, C. B., Rosière, C. A., Pena, E. Q., Seshadri, V., and Assis, P. S. (2004). Avaliação técnica de minérios de ferro para sinterização nas siderúrgicas e minerações brasileiras: uma análise crítica. In *Revista Escola de Minas - Metalurgia e Materias, numero 02, abr - jun, 2003.*, volume 56, pages 27–32. 2004.
- [Wang and Li, 2005] Wang, W. and Li, L. (2005). Image analysis and computer vision for mineral froth. In *IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Niagara Falls, Canada. 29 July - 1 Aug, 2005.*, volume 04, pages 1790–1795. Canada, 2005.
- [Wang and Li, 2006a] Wang, W. and Li, L. (2006a). Image analysis and computer vision for mineral froth. In *The 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2006.*, volume 04, pages 622–625. Hong Kong, 2006.
- [Wang and Li, 2006b] Wang, W. and Li, L. (2006b). Online system for bubble images. In *6th World Congress on Intelligent Control and Automation, June 21 - 23, 2006, Dalian, China.*, volume 02, pages 9752–9756. Dalian, 2006. ISBN: 1-4244-0332-4.
- [Weber and Willcox, 2003] Weber, E. and Willcox, M. (2003). An in-line automatic billet magnetic particle inspection system. pages 01–09. Kings Thorn, Herefordshire.
- [Wei et al., 2007] Wei, C., Kangling, F., and Liu, X. (2007). A design of vision-based location control system for steel rolling mill. In *26th Chinese Control Conference (CCC), July 26 - 31, 2007*, volume 01, pages 452–455. Zhangjiajie, Hunan, China, 2007. ISBN: 978-7-900719-22-5.
- [Wei and Wu, 2008] Wei, H. and Wu, Q. (2008). Detection and tracking of multiple moving objects in real-world scenarios using attributed relational graph. In *IEEE - Canadian Conference on Computer and Robot Vision, 2008. CRV '08.*, volume 01, pages 245–252. Windsor, Ont., Canada. 28-30 May 2008.
- [Wikipédia, 2007] Wikipédia (2007). Cor. Wikipédia, a enciclopédia livre. Disponível em <http://pt.wikipedia.org/wiki/Cor>. Acesso “online” em 17/02/2007.

- [Willcox, 2003a] Willcox, M. (2003a). *Automatic Defect Recognition in Magnetic Particle Inspection Application*. The Tube e Pipe Journal. IEEE, Kings Thorn, Herefordshire.
- [Willcox, 2003b] Willcox, M. (2003b). Automatic defect recognition on a automatic mpi billet inspection system. The Old Cider Mill, Kings Thorn, Herefordshire HR2 8AW. Copyright Insight NDT Equipment Limited, 2000 - 2003.
- [Wirjadi et al., 2005] Wirjadi, O., Jablonski, A., Schladitz, K., and Nothe, M. (2005). Volumetric analysis of a sinter process in time. In *DAGM 2005, LNCS 3663, 2005*, pages 409–416. Springer Verlag Berlin Heidelberg 2005.
- [Wong et al., 1995] Wong, B., Elliott, M., and Rapley, C. W. (1995). Automatic casting surface defect recognition and classification. Technical report, The Institution of Electrical Engineers (IEE)., Savoy Place, London WCPR OBL, UK. Wong B.K., Elliott M.P. and Rapley C.W. are with the School of Engineering and Advanced Technology, Univenlty of Sunderland, UK.
- [Xiaozhu et al., 2007] Xiaozhu, L., Guoqing, Z., and Yingying, G. (2007). A classification of flotation froth based on geometry. In *IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). 5/8 Aug, 2007.*, volume 01, pages 2716–2720. Harbin, China. 5-8 Aug, 2007.
- [Yachida and Tsuji, 1977] Yachida, M. and Tsuji, S. (1977). A versatile machine vision system for complex industrial parts. *IEEE Transactions on Computers*, 26(9):882–894. Department of Control Engineering, Osaka University, Osaka, Japan.
- [Yanagita et al., 1995] Yanagita, T., Tanaka, T., and Toshima, A. (1995). A neural network recognition system for machine printed characters on coils. In *Industry Applications Conference, 1995. Thirtieth IAS Annual Meeting, IAS '95., Conference Record of the 1995 IEEE*, volume 02, pages 1795–1799. Orlando, FL. 10/08/1995 - 10/12/1995, 1994.
- [Yonezawa et al., 1995a] Yonezawa, Y., Iokibe, T., Shimizu, T., and Washizu, S. (1995a). An application of sensory testing system discrimination of steel types by sparks: applying neural network. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems, International Joint Conference of the Fourth IEEE International Conference on Fuzzy Systems and The Second International Fuzzy Engineering Symposium. 20-24 March*, volume 5, pages 55–56, Yokohama, Japan. Yokohama, Japan, March, 1995.

- [Yonezawa et al., 1995b] Yonezawa, Y., Iokibe, T., Shimizu, T., and Washizu, S. (1995b). Discrimination of steel types by sparks: Applying neural network. In *Fourth IEEE International Conference on Fuzzy Systems and The Second International Fuzzy Engineering Symposium*, volume 01, pages 415–420. Yokohama, Japan, 1995.
- [Yuan and Li, 2004] Yuan, W. and Li, D. (2004). Measurement of liquid interface based on vision. In *Proceedings of the IEEE 5th World Congress on Intelligent Control and Automation. June 15-19. 2004, Hangzhou. PR China*, volume 39, pages 3709–3713. IEEE Computer Society. ID: 0-7803-8273-0/04.
- [Zhang et al., 2005] Zhang, D., Gatica-Perez, D., Bengio, S., and McCowan, I. (2005). Semi-supervised adapted hmms for unusual event detection. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) , 20-25 June 2005*, volume 01, pages 1161–1166. 2005 ISBN: 0-7695-2372-2.
- [Zhang et al., 2006] Zhang, J., Zhuang, J., and Du, H. (2006). A new flame detection method using probability model. In *International Conference on Computational Intelligence and Security, 3-6 Nov, 2006*, volume 02, pages 1614 – 1617. Guangzhou , 2006. ISBN: 1-4244-0605-6.
- [Zhang et al., 2007] Zhang, Z., He, B., Dai, M., and Shi, J. (2007). A high-precision vision measurement method based on dimension characteristics of sequential partial images. In *Proceedings of the 16th IEEE 14th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP 2007)*, pages 158–164. 4-6 Dec. 2007.
- [Zhong et al., 2004] Zhong, H., Shi, J., and Visontai, M. (2004). Detecting unusual activity in video. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 27 June - 2 July, 2004*, volume 30, pages 819–826. 2004. ISBN: 0-7695-2158-4.
- [Zhou and Kimber, 2006] Zhou, H. and Kimber, D. (2006). Unusual event detection via multi-camera video mining. In *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Oct 2006*, volume 03, pages 611–618. Hong Kong, 2006. ISBN: 0-7695-2521-0.
- [Zhu and Gao, 2005] Zhu, S. and Gao, Y. (2005). Non-contact 3d coordinates measurement of cross-cutting feature points on the surface of large-scale workpiece based on machine vision method. In *(IMTC) 2005 IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, volume 02, pages 1255–1259. IEEE. Ottawa, Canada, 17-19 May 2005.

-
- [Zhu and Hu, 2006] Zhu, Z. and Hu, Y.-C. (2006). Stereo matching and 3d visualization for gamma-ray cargo inspection. In *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision (WACV), Feb, 2007*, volume 01, pages 1–6. Austin, Texas, USA. Feb, 2007. ISBN: 0-7695-2794-9.