ENG. ALEXANDRE ORTH

DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE VISÃO PARA MEDIR O DESGASTE DE FLANCO DE FERRAMENTAS DE CORTE

FLORIANÓPOLIS

2001

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE VISÃO PARA MEDIR O DESGASTE DE FLANCO DE FERRAMENTAS DE CORTE

Dissertação submetida à Universidade Federal de Santa Catarina como parte dos requisitos para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

ALEXANDRE ORTH

Florianópolis, Dezembro de 2001.

DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE VISÃO PARA MEDIR O DESGASTE DE FLANCO DE FERRAMENTAS DE CORTE

Alexandre Orth

'Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em *Automação Industrial*, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina.'

> Marcelo Ricardo Stemmer, Prof. Dr. –Ing. Orientador

Edson Roberto De Pieri, Prof. Dr. Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Banca Examinadora:

Marcelo Ricardo Stemmer, Prof. Dr. –Ing. Presidente

Ricardo José Rabelo, Prof. Dr.

Aldo von Wangenheim, Prof. Dr. ner. nat.

Rolf Bertrand Schroeter, Prof. Dr. Eng.

"Cremos que mestre é aquele que aprende, não aquele que ensina. Que a autoridade vem dos fatos e não das pessoas. Que não queremos, não podemos e nem devemos ter qualquer compromisso com o sucesso." Antônio Roberto Soares - Psicólogo

Dedico este trabalho à mulher da minha vida, minha esposa e companheira de todas as batalhas, **Cassia**.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao Prof. Marcelo Stemmer pelo apoio, amizade e orientação. Agradeço, também, a Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), especialmente ao Depto. de Automação e Sistemas (DAS), que proporcionou um ótimo ambiente para o meu desenvolvimento profissional e humano. Agradeço ao LMP (Lab. de Mecânica de Precisão) pela parceria neste projeto, principalmente ao Prof. Rolf Schroeter, a Eliene, ao André e ao Toshihiro. Agradeço ao Prof. Aldo von Wangenheim, pelas discussões técnicas que auxiliaram na busca da metodologia correta.

Agradeço ao Instituto WZL (Laboratorium für Werkzeugmaschinen und Betriebslehre), especialmente ao Prof. Tilo Pfeifer, ao Reinhard Freudenberg e ao Dominik Sack; pelo projeto de cooperação com a UFSC, viabilizando o desenvolvimento deste trabalho. Agradeço a amizade sincera destes irmãos.

Agradeço a empresa Pollux, em especial, ao Cédric Craze, ao Marcelo Passarelli e ao Fábio Vianna pela infra-estrutura doada a universidade e pelo apoio no desenvolvimento deste projeto. Agradeço aos membros do projeto Pollux-UFSC, especialmente ao Felipe, ao Alberto e ao Eduardo; que foram meus amigos e companheiros durante todo o mestrado. Obrigado Eduardo por ter realizado ensaios de iluminação comigo.

Agradeço aos meus amigos do S2i (Sistemas Industriais Inteligentes); especialmente, ao Charles, ao Eduardo, ao Fábio, ao Minasi, ao Fernando, a Denise e ao Mário. Obrigado Charles pela participação nos ensaios. Obrigado ao Fábio e Eduardo por toparem o desafio de implementar uma demonstração da transformada de Fourier bidimensional, apesar de não a terminarem. Obrigado ao Minasi, que mesmo sem bolsa, ficou comigo até 23:00 h de domingo corrigindo a dissertação. Obrigado Fernando pelo apoio no desenvolvimento do software. Obrigado ao Mário, um grande amigo que me ajudou em todas as dificuldades deste mestrado e da vida cotidiana. Amigos, este trabalho é o resultado do esforço de uma equipe. Devo este resultado a vocês.

Agradeço aos meus pais Lourenço e Luizita; e ao meu irmão Leonardo. Obrigado pela força e pelo amor. Vocês foram mais importantes que possam imaginar. Agradeço, assim, a toda a minha família. Em especial, agradeço o carinho da minha Tia Clara Inês, sempre me apoiando e incentivando em todas as jornadas. Agradeço a torcida da minha nova família, Vírginia e Karina.

Agradeço, do fundo do meu coração, a minha esposa Cassia que lutou comigo todos os minutos desta etapa da minha vida. Obrigado pela compreensão, pelos seus conselhos, pelo seu jeito louco de me fazer feliz; em suma, pelo seu amor.

Agradeço a Deus pelas pessoas maravilhosas que cruzaram a minha vida, permitindo que este trabalho fosse realizado. Obrigado pai, pela sua força, pela sua luz e pelas inspirações. Obrigado pelas dificuldades que foram oportunidades maravilhosas na evolução deste ser, sobretudo, humano.

Resumo da Dissertação apresentada à UFSC como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE VISÃO PARA MEDIR O DESGASTE DE FLANCO DE FERRAMENTAS DE CORTE

Alexandre Orth

Dezembro/2001

Orientador: Marcelo Ricardo Stemmer, Prof. Dr. –Ing. Área de Concentração: Automação Industrial. Palavras-chave: Automação, Inteligência Artificial, Monitoramento de Processos de Fabricação/Usinagem, Sistemas de Visão, Redes Neurais Artificiais. Número de Páginas: 150.

RESUMO: O mercado consumidor mudou muito nas últimas décadas. Atualmente, as empresas têm que lidar com um consumidor extremamente exigente. Para se manter no mercado, elas precisam desenvolver, em um curto período de tempo, produtos altamente personalizados e especializados, com custos reduzidos. Neste sentido, o monitoramento do processo de fabricação é de fundamental importância para otimizar a produção, em termos de custo e tempo, e melhorar a qualidade do produto final. Através deste monitoramento, pode-se evitar que um produto defeituoso seja fabricado e chegue ao consumidor. Esta dissertação aborda o desenvolvimento de um sistema de visão para a medição do desgaste de flanco de ferramentas de corte. Este documento inicia descrevendo o problema do desgaste de flanco e as tecnologias existentes para o monitoramento do processo de fabricação. Em seguida, apresentam-se todas as fases do desenvolvimento deste sistema de visão, desde o projeto óptico até a implementação do software. Por fim, é apresentado, detalhadamente, o sistema de medição desenvolvido, concluindo com uma avaliação do projeto e um conjunto de sugestões para futuros trabalhos.

Abstract of Dissertation presented to UFSC as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering.

DEVELOPMENT OF A MACHINE VISION SYSTEM TO MEASURE THE FLANK TOOLWEAR IN CUTTING TOOLS

Alexandre Orth

December / 2001

Advisor: Marcelo Ricardo Stemmer, Prof. Dr. –Ing. Area of Concentration: Industrial Automation. Keywords: Automation, Artificial Intelligence, Machine Vision, Machining Processes Monitoring, Metrology, Neural Network.

Number of Pages: 150.

ABSTRACT: The market has changed significantly over the last years. Nowadays, industries must deal with extremely demanding customers. In order to stay in business, they have to develop quickly customized and specialized products, with low prices. In this sense, the machining monitoring has a crucial importance in the way it optimizes the productivity and, still, makes the end-product quality better. Machining monitoring can avoid the production of a defective product; which, without this system, could reach a consumer. This dissertation discusses the development of a machine vision system for measuring the cutting tools' flank wear. This document starts a description of the tool wear problem and existing technologies for monitoring machining processes. Following that, all of the machine vision project phases are described, from the optics project until the software development. Finishing, the measurement system developed is presented in details, concluding with an evaluation of the system and a list of suggestions for future works.

SUMÁRIO

Su	máric)		X
Lis	ta de	Figu	ıras	xiv
Lis	ta de	Tabo	elas	.xviii
Lis	ta de	Abro	eviaturas	xix
1	Intr	oduç	ão	1
1	.1	Pro	cesso de Fabricação por Usinagem	2
1	.2	Tip	os de Ferramentas de Corte	5
1	.3	Des	gaste de Ferramentas de Corte	6
	1.3	.1	Causas de Desgaste	7
	1.3	.2	Tipos de Desgaste	8
1	.4	Obj	etivos	10
	1.4.	.1	Sistema de Visão	11
	1.4.	.2	Objetivos Detalhados	12
2	Мо	nitor	amento de Processos de Fabricação	14
2	2.1	Just	ificativas para o Monitoramento de Processos	14
2	2.2	Mo	nitoramento Baseado nas Forças de Usinagem	17
	2.2.	.1	Dinamômetros para Medição Direta	18
	2.2.	.2	Discos e Anéis	18
	2.2.	.3	Sensores de Deformação (Pinos)	19
	2.2.	.4	Medição de Deslocamento	19
	2.2.	.5	Rolamentos para Medição de Forças (Bearings)	19
	2.2.	.6	Força e Torque no Fuso e no Suporte da Ferramenta	20
2	2.3	Mo	nitoramento Baseado nas Medições da Corrente do Motor e da Potência Efetiva	21
2	2.4	Mo	nitoramento Baseado na Emissão Acústica	21
2	2.5	Mo	nitoramento Baseado na Vibração	22
2	2.6	Mét	todos Diretos de Medição do Desgaste	23
	2.6.	.1	Sensores de Proximidade	23
	2.6.	.2	Sensores Radioativos	23
2	2.7	Téc	nicas Avançadas de Monitoramento	23
	2.7.	.1	Sensores Inteligentes	24
	2.7.	.2	Sistemas de Visão	25

2.7.3		Redes Neurais Artificiais	
2.7.4		Exemplo de um Sistema de Monitoramento Multisensorial	
2	2.8 Est	tratégias de Implementação	
3	Projeto	Óptico e de Iluminação	
3	8.1 De	finições Básicas para o Projeto de Sistemas de Visão	
	3.1.1	Campo de Visão (FOV)	
	3.1.2	Tamanho do Sensor	
	3.1.3	Tamanho da Imagem (IS)	
	3.1.4	Distância de Trabalho (WD)	
	3.1.5	Magnitude Primária (PMAG)	
	3.1.6	Magnitude da Imagem Digital (MID)	
	3.1.7	Magnitude do Sistema (SMAG)	
	3.1.8	Contraste (CT)	
	3.1.9	Resolução	
	3.1.10	Abertura de Lentes (f/#)	
	3.1.11	C/CS-Mount	
	3.1.12	Profundidade de Campo (DOF)	
	3.1.13	Sensibilidade do Sensor da Câmera	
	3.1.14	Formato de Sinais de Vídeo	
	3.1.15	Controle Automático do Ganho (AGC)	
	3.1.16	Shutter Eletrônico	
	3.1.17	Câmeras Monocromáticas ou Coloridas	
3	8.2 O S	Sistema Óptico	41
	3.2.1	Parâmetros Ópticos Fundamentais	41
	3.2.2	Erro de Perspectiva (Paralaxe)	
	3.2.3	Distorção	
	3.2.4	Filtros	
	3.2.5	Prismas e Espelhos	
3	8.3 Téo	cnicas de Iluminação	
	3.3.1	Direcional (Unilateral ou Bilateral)	
	3.3.2	Direcional Unilateral Perpendicular ao Eixo Óptico	
	3.3.3	Anel Luminoso	
	3.3.4	Fundo Escuro (Darkfield)	
	3.3.5	Axial Difusa	

	3.3	.6	Frontal Difusa	.51
3.3.7		.7	Iluminação de Fundo (Backlight)	51
3.3.8		.8	Iluminação Linear (Structured ou Line Generating)	.52
	3.3	.9	Dia Nublado (Cloudy Day)	.52
	3.3	.10	Polarizada	.53
4	Téc	enica	s de Processamento de Imagens	.55
2	4.1	Ima	gem e ROI	.55
2	4.2	Ope	erações Básicas	.56
2	4.3	Tra	nsformações Geométricas	.58
4	4.4	Thr	eshold	. 59
	4.4	.1	Threshold Adaptativo	. 59
4	4.5	Filt	ros (Convoluções)	.60
2	4.6	Ope	eradores Morfológicos	. 62
2	4.7	Det	ecção de Formas Geométricas Básicas	.63
	4.7	.1	Interpolação Linear	.64
	4.7	.2	Transformada de Hough	.65
2	4.8	Seg	mentação	.67
	4.8	.1	Arquitetura Piramidal	.67
	4.8	.2	Pirâmide Gaussiana e Laplaciana	. 69
	4.8	.3	Segmentação por Arquitetura Piramidal	.70
2	4.9	Cor	ntornos	.71
2	4.10	Cor	ntornos Ativos (Snakes)	.72
5	Sis	tema	de Identificação de Formas	.76
4	5.1	Intr	odução ao Projeto RAP	.76
4	5.2	Aná	ilise de Contornos por Séries de Fourier	.77
4	5.3	Nor	malização dos Descritores de Fourier do Contorno	. 79
4	5.4	Rec	conhecimento por Redes Neurais	. 81
4	5.5	Tes	te do Sistema de Identificação de Formas	. 82
6	ΑE	Biblic	oteca de Software – S2iLib	.84
(5.1	Obj	etivos da Biblioteca S2iLib	. 84
6	5.2	Esti	ratégia de Desenvolvimento	. 85
	6.2	.1	Software Livre	.85
	6.2	.2	Bibliotecas da Intel	. 86
	6.2	.3	Plataforma Windows e Linux	. 86

6.2.4	Metodologia de Desenvolvimento de Software	
6.2.5	Linguagem C/C++	
6.2.6	Ferramentas de Desenvolvimento	
6.3 Mó	dulos da Biblioteca S2iLib	
6.3.1	S2iImage	
6.3.2	S2iNeural	
6.3.3	S2iInterpol	
6.3.4	S2iTime	
6.3.5	S2iFourier	94
6.3.6	S2iWebCam	
7 O Sister	na de Medição de Desgaste de Flanco	96
7.1 O P	Projeto Óptico e de Iluminação do Sistema	96
7.1.1	Definição dos Parâmetros do Sistema de Visão	96
7.1.2	Seleção da Cor de Fundo da Imagem	
7.1.3	Seleção do Sistema de Iluminação	
7.2 Alg	oritmo de Processamento de Imagens	
7.2.1	Algoritmo de Alinhamento da Imagem	
7.2.2	Algoritmo de Detecção do Desgaste	
7.2.3	Algoritmo de Medição do Desgaste	111
7.2.4	Algoritmo de Classificação do Desgaste	
7.3 Sof	tware de Medição do Desgaste	
7.4 Tes	te e Avaliação do Sistema de Visão	
8 Conclus	ões e Perspectivas	119
Referências	Bibliográficas	

LISTA DE FIGURAS

Fig. 1.1: Simulação da Usinagem de uma Peça em Aço ABNT 316 [78]	3		
Fig. 1.2: Ilustração das Tensões Hidrostáticas Observadas na Usinagem de uma Peça [78]	3		
ig. 1.3: Exemplo do Processo de Usinagem-Tornear [70]4			
Fig. 1.4: Exemplo do Processo de Usinagem – Furar [70]	4		
Fig. 1.5: Exemplos do Processo de Usinagem – Fresar [70]	4		
Fig. 1.6: Exemplo de Ferramentas de Corte Aplicadas no Fresamento [41, 70]	6		
Fig. 1.7: Exemplos de Ferramentas de Corte Aplicadas ao Torneamento [41, 70]	6		
Fig. 1.8: Ilustração dos Tipos de Desgaste de Ferramenta [41]	7		
Fig. 1.9: Causas de Desgaste na Usinagem [41]	8		
Fig. 1.10: Variação do Desgaste com a Velocidade de Corte $(V_3 > V_2 > V_1)$ [41]	8		
Fig. 1.11: Variáveis Medidas para Monitor o Desgaste de Flanco [41].	11		
Fig. 1.12: Componentes de um Sistema de Visão.	12		
Fig. 2.1: Sensores Aplicados no Monitoramento do Processo de Fabricação [5]	15		
Fig. 2.2 : Distribuição do Monitoramento dos Processos de Fabricação da Mercedes-Benz [5]	15		
Fig. 2.3: Métodos Ópticos de Medição da Qualidade Superficial da Peça [5]	17		
Fig. 2.4 : Sensor de Força Piezelétrico com Quartzo [5, 37, 52]	19		
Fig. 2.5: Sensor de Torque e Força para o Suporte da Ferramenta [37]	20		
Fig. 2.6: Exemplo de um Sensor de Vibração [52]	22		
Fig. 2.7 : Sensor para a Medição das Forças de Corte e Emissão Acústica [10]	24		
Fig. 2.8: Estratégia de Monitoramento do Desgaste de Ferramentas [51]	26		
Fig. 2.9: Sistema de Visão: Microscópio com uma Câmera Acoplada [51]	27		
Fig. 2.10: Imagem Obtida pelo Sistema de Visão Apresentado Anteriormente [51]	27		
Fig. 3.1 : a) Imagem.b) Escala de Tons de Cinza.c) Imagem Digitalizada	31		
Fig. 3.2: Parâmetros Fundamentais em um Sistema de Visão [16]	31		
Fig. 3.3 Exemplos de Tamanhos de Sensores de Câmeras [16].	32		
Fig. 3.4: Ilustração do Contraste em uma Imagem em Tons de Cinza [16]			
Fig. 3.5: Exemplo onde o Primeiro Par de Objetos não é Distinguível (a) e o Outro é (b) [16] 36			
Fig. 3.6: Influência da Abertura da Lente (f/#) na Profundidade de Campo (DOF) [16]	37		
Fig. 3.7: Medição da Profundidade de Campo (Foco) [16]			
Fig. 3.8: Curva de Resposta Típica de um Sensor CCD [16].	39		
ig. 3.9: Conectores Comumente Utilizados em Sinais Analógicos [16]			

Fig. 3.10: Parâmetros Ópticos Básicos	41
Fig. 3.11: Exemplo Prático de um Sistema Óptico	
Fig. 3.12: Ilustração do Efeito de Paralaxe e da Lente Telecêntrica [48]	44
Fig. 3.13: Ilustração do Efeito da Distorção [16].	45
Fig. 3.14: Exemplo de Filtros Ópticos	45
Fig. 3.15: Ilustração do Espectro Freqüencial da Luz.	46
Fig. 3.16: Exemplo de uma Aplicação Utilizando o Filtro Verde.	46
Fig. 3.17: Exemplo da Aplicação de Prismas para Desviar Feixes Luminosos	47
Fig. 3.18: Iluminação Direcional [16, 55].	
Fig. 3.19: Iluminação Direcional Unilateral Perpendicular ao Eixo Óptico [16, 55]	48
Fig. 3.20: Iluminação em Anel [16, 55]	
Fig. 3.21: Iluminação de Fundo-Escuro (ou Darkfield) [16, 55]	49
Fig. 3.22: a) Exemplo com Anel Luminoso. b) Exemplo com Fundo-Escuro (Darkfield)	50
Fig. 3.23: Iluminação Axial Difusa [16, 55]	50
Fig. 3.24: Iluminação Frontal Difusa [16, 55].	51
Fig. 3.25: Iluminação de Fundo (Backlight) [16, 55].	
Fig. 3.26: Iluminação Linear [16, 55]	
Fig. 3.27: Iluminação Dia Nublado (Cloudy Day) [16, 55]	53
Fig. 3.28: Iluminação Polarizada [16, 55].	54
Fig. 4.1: Exemplo de uma ROI Sobre Outra ROI	55
Fig. 4.2: Exemplo de Translação e Rotação de uma Imagem	58
Fig. 4.3: Exemplo de uma Imagem após a Operação de Threshold.	59
Fig. 4.4: Exemplificação da Convolução	61
Fig. 4.5: Exemplos de Aplicações do Filtro Canny	62
Fig. 4.6: a) Imagens A e B. b) Dilatação D(A,B). c) Erosão E(A,B).	
Fig. 4.7: Os Elementos Estruturantes Padrão N4 e N8, Respectivamente	63
Fig. 4.8: Exemplo de Aplicações de Morfologia	63
Fig. 4.9: Exemplo de um Acumulador de Parametrização da Transformada Hough	66
Fig. 4.10: Exemplo da Transformada Hough Aplicada à Equação Polar da Reta	66
Fig. 4.11: Ilustração da Transformada Hough Aplicada a Elipses.	67
Fig. 4.12: Exemplo de Aplicação de Segmentação em uma Imagem de uma Madeira	67
Fig. 4.13: Ilustração de uma Arquitetura Piramidal.	68
Fig. 4.14: Representação de Dados em "Quad-Tree"	68
Fig. 4.15: Representação da Imagem por Pirâmides em Níveis de Resolução Diferentes	69

Fig. 4.16: Ilustração do Cálculo das Pirâmides Gaussiana e Laplaciana [32]	70
Fig. 4.17: Exemplo de Segmentação por Pirâmides	71
Fig. 4.18: Exemplos de Análise de Contornos.	72
Fig. 4.19: Ilustração do Conceito de Contornos Ativos (Snakes)	73
Fig. 4.20: Exemplo de Aplicação Utilizando-se Contornos Ativos	75
Fig. 5.1: Robô com o Sistema de Visão (Foto Tirada no Stand da UFSC na Fenasoft'98)	76
Fig. 5.2: Exemplo de uma Imagem com os Contornos Destacados	77
Fig. 5.3: Ilustração dos Descritores de Fourier (ao Fundo) e de um Tipo de Normalização	80
Fig. 5.4: Topologia Típica de uma Rede Neural Artifical	81
Fig. 5.5: Imagem Adquirida da Peça "Pallet" pelo Software RAP	82
Fig. 5.6: Contornos Calculados.	83
Fig. 6.1: Exemplo de Documentação de um Módulo da Biblioteca	87
Fig. 6.2: Modelagem do Módulo S2iImage	89
Fig. 6.3: Ilustração do Método de Acesso Rápido a Pixels da Imagem	89
Fig. 6.4: Exemplo de Utilização da Biblioteca S2iImage	90
Fig. 6.5: Modelagem do Módulo S2iNeural	91
Fig. 6.6: Ilustração do Módulo S2iInterpol.	93
Fig. 6.7: Modelagem do Módulo S2iTime.	93
Fig. 6.8: Ilustração do Módulo S2iFourier.	94
Fig. 6.9: Ilustração do Módulo S2iWebCam.	95
Fig. 7.1: Ferramenta Utilizada para nos Ensaios de Medição de Desgaste	96
Fig. 7.2: Configuração do Sistema de Visão Projetado	99
Fig. 7.3: Exemplo de Imagens Obtidas com Fundo Branco	100
Fig. 7.4: Exemplo de Imagens Obtidas com Fundo Preto.	101
Fig. 7.5: Ilustração do Técnica de Iluminação Adotada	102
Fig. 7.6: Sistema de Iluminação Adaptativo Desenvolvido pelo WZL	103
Fig. 7.7: Algoritmo de Processamento de Imagens.	105
Fig. 7.8: Algoritmo de Alinhamento das Imagens	107
Fig. 7.9: Algoritmo de Detecção da Linha Principal Presente em uma ROI.	108
Fig. 7.10: Exemplo da Aplicação do Método de Alinhamento.	109
Fig. 7.11: Algoritmo de Detecção da Região de Desgaste.	110
Fig. 7.12: Ilustração do Algoritmo de Detecção da Região de Desgaste	111
Fig. 7.13: Ilustração do Resultado Obtido na Medição do Desgaste	111
Fig. 7.14: Algoritmo de Medição do Desgaste	112

Fig. 7.15: Algoritmo de Classificação do Desgaste por Redes Neurais.	
Fig. 7.16: Modelagem do Aplicativo S2iToolWear.	
Fig. 7.17: Interface da Aplicativo de Medição do Desgaste de Ferramenta	
Fig. 7.18: Imagem Visualizada no Microscópio Utilizado para Medir o Desgaste	
Fig. 7.19: Exemplo de Medição Efetuada pelo Sistema (Nome: <i>Fig15c</i> na Tab. 7.2)	
Fig. 8.1: Proposta para o Novo Módulo de Iluminação	
Fig. 8.2: Configuração Futura do Sistema de Visão	
Fig. 8.3: Ilustração de um Sistema de Visão Utilizando Visão Estéreo [26]	
Fig. 8.4: Exemplo de uma Reconstrução Tridimensional [32]	
Fig. 8.5: Ilustração da Técnica de Franjas de Moiré [26].	

LISTA DE TABELAS

Tab. 1.1: Tabela com os Diferentes Tipos de Desgaste de Ferramenta [41].	9
Tab. 3.1: Parâmetros Fundamentais de um Sistema Óptico	41
Tab. 7.1: Comparação das Diferentes Estratégias de Iluminação	101
Tab. 7.2: Tabela com os Resultados das Medições Efetuadas Pelo Sistema de Visão	117

LISTA DE ABREVIATURAS

AGC:	Controle Automático de Ganho.
APZ:	Célula Autônoma de Produção (Autonome Produktionszellen).
AV _B :	Área do Desgaste de Flanco.
CCD:	Charge Coupled Device.
CNC:	Comando Numérico Computadorizado.
CT :	Contraste.
CTC:	Centro Tecnológico.
DAS:	Departamento de Automação e Sistemas.
DFG:	Comunidade de Pesquisa Alemã (Deutsche Forschungsgemeinschaft).
DFT:	Transformada Discreta de Fourier.
DOF:	Campo de Visão.
EA:	Emissão Acústica.
EMC:	Departamento de Engenharia Mecânica.
FMC:	Célula Flexível de Manufatura.
FOV:	Campo de Visão.
IR:	Infravermelho.
IS:	Tamanho da Imagem.
K :	Desgaste de Cratera.
K _M :	Afastamento Médio do Desgaste de Cratera.
K _T :	Profundidade do Desgaste de Cratera.
LMP:	Laboratório de Mecânica de Precisão.
M :	Magnitude.
MID:	Magnitude da Imagem Digital.
PC :	Computador Pessoal.
PMAG:	Magnitude Primária.
PQM:	Polimento Químico Mecânico.
RAP:	Reconhecimento Automático de Peças.
RGB:	Red – Green – Blue.
RNA:	Redes Neurais Artificiais.
ROI:	Região de Interesse.
RWTH-Aachen :	Universidade Técnica de Aachen – Alemanha.

SAM:	Módulo dos Sensores e Atuadores.
SMAG:	Magnitude do Sistema.
S2i :	Grupo de Pesquisa Sistemas Industriais Inteligentes.
UFSC:	Universidade Federal de Santa Catarina.
UML:	Unified Modelling Language.
VFW:	Video for Windows.
V _B :	Desgaste de Flanco.
V _{Bmax} :	Desgaste de Flanco Máximo.
WD:	Distância de Trabalho.
WZL:	Laboratorium für Werkzeugmaschinen und Betribslehre.
2D :	Bidimensional.
3D :	Tridimensional.



Na década de 80, o controle de qualidade dos produtos era caracterizado pela medição por amostragem. Após a etapa de produção, realizavam-se testes em uma determinada amostra de produtos para verificar se eles estavam de acordo ou não com as especificações definidas. Desta forma, obtinha-se uma certeza estatística garantindo que uma grande parte dos produtos possuíam a qualidade necessária. Entretanto, esta estratégia de inspeção por amostragem, não garantia 100% de qualidade à medida que permitia que algumas unidades passassem pela linha de inspeção de qualidade contendo defeitos. Estes produtos geravam descontentamento nos clientes e denegriam a imagem da empresa. Além disso, estes causam prejuízo a empresa à medida que reduzem a sua produtividade e ampliam os seus custos.

A partir de então, buscou-se desenvolver sistemas de controle de qualidade que verificassem 100% dos produtos, garantindo que somente produtos perfeitos eram entregues ao cliente. Esta estratégia melhorou bastante a imagem das empresas frente aos seus clientes, pois reduziu drasticamente a chance de que produtos com defeitos fossem entregues aos clientes.

Entretanto, o prejuízo causado pelos produtos com defeito persiste, uma vez que estes produtos precisam ser inspecionados, retirados da linha de produção e retrabalhados, sendo que em muitos casos os produtos nem sequer podem ser reprocessados e acabam sendo rejeitados (refugo). Além disso, as exigências dos consumidores cresceram muito em termos de variedades de produtos e alto índice de personalização e qualidade, o que forçou as empresas a investirem em linhas de produção mais flexíveis, com redução de custos e elevado índice de qualidade. Outra exigência do mercado atual é a redução do tempo de desenvolvimento e lançamento de novos produtos, denominado de *"time to market"*.

Neste contexto, o instituto WZL (*Laboratorium für Werkzeugmaschinen und Betriebslehre*) da universidade RWTH-Aachen (Universidade Técnica de Aachen – Alemanha) criou um projeto de pesquisa intitulado SFB 368 –*Autonome Produktionszellen* (Célula Autônoma de Produção [58], APZ). Este projeto busca desenvolver uma célula de produção com alto índice de independência e flexibilidade, capaz de produzir produtos complexos e altamente personalizados com grande exatidão e eficiência produtiva (alta produtividade com baixa taxa de produtos defeituosos). Nesta célula de produção, o controle de qualidade dos produtos é realizado durante o processo de fabricação e, não mais, somente ao final do processo. Desta forma, o controle de qualidade é empregado na sua forma preventiva, monitorando o processo produtivo e agindo sobre este, sempre que possível, antes que produtos com defeitos sejam gerados. Assim, este sistema reduz

consideravelmente os gastos com reprocessos de produtos defeituosos e evita que tais produtos possam chegar ao cliente, o que poderia reduzir a sua satisfação e denegrir a imagem da empresa.

No âmbito deste projeto, a Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), através do grupo de pesquisa Sistemas Industriais Inteligentes (S2i), e o instituto WZL definiram um projeto de cooperação internacional onde parte do projeto da Célula Autônoma de Produção [58] seria desenvolvido no Brasil, por este grupo de pesquisa. Este projeto é denominado de *Technische Maßnahmen zur Steigerung der Autonomie von Produktionszellen* (Medições Técnicas para a Ampliação da Autonomia da Célula de Produção) e financiado pelo *Deutsche Forschungs–gemeinschaft* (DFG – Comunidade de Pesquisa Alemã). Neste projeto, o grupo de pesquisa S2i vem desenvolvendo, em parceria com o WZL, dois componentes importantes da Célula Autônoma de Produção [58], sendo o primeiro o tema desta dissertação de mestrado:

- sistema de medição automático do desgaste de ferramentas de corte, principalmente medição do desgaste de flanco;
- sistema para a configuração, instalação e monitoramento remoto de sensores, através de um *browser* internet, em uma rede industrial instalada no interior da Célula Autônoma de Produção (Rede de Sensores e Atuadores).

1.1 PROCESSO DE FABRICAÇÃO POR USINAGEM

O processo de fabricação por usinagem [41, 42, 73, 74] é caracterizado pela remoção de material de uma peça bruta até formar a produto desejado com as dimensões especificadas. A Fig. 1.1 apresenta uma simulação do processo de fabricação por usinagem, demonstrando, passo a passo, a evolução do processo de fabricação e formação do cavaco¹. A Fig. 1.1 mostra também as curvas de temperatura tipicamente observadas neste processo de fabricação.



¹ **Cavaco** [41, 73] é a parte de material retirado da peça bruta. Este possui diversas formas dependendo do tipo de usinagem e das condições de corte (velocidade, refrigeração, força, geometria da ferramenta etc.).



Fig. 1.1: Simulação da Usinagem de uma Peça em Aço ABNT 316 [78].

A Fig. 1.2 apresenta, por sua vez, as tensões tipicamente observadas durante o processo de usinagem de uma peça em alumínio. A variação da temperatura e das tensões, tanto na peça quanto no cavaco e na ferramenta, estão diretamente associados aos tipos de desgastes existentes. Outro fator importante é que o cavaco retira uma grande quantidade da energia térmica do sistema, o que reduz, em parte, o desgaste observado na ferramenta.



Fig. 1.2: Ilustração das Tensões Hidrostáticas Observadas na Usinagem de uma Peça [78].

O processo de fabricação por usinagem é subdivido em diversas categorias [41] de acordo com a forma que o material é removido da peça. Abaixo são apresentados os principais tipos:

- Ferramentas com Geometria Definida:
 - o Tornear (ver Fig. 1.3);



Fig. 1.3: Exemplo do Processo de Usinagem-Tornear [70].

o Furar (ver Fig. 1.4);



Fig. 1.4: Exemplo do Processo de Usinagem - Furar [70].

o Fresar (ver Fig. 1.5);



Fig. 1.5: Exemplos do Processo de Usinagem – Fresar [70].

Desenvolvimento de um Sistema de Visão para Medir o Desgaste de Flanco de Ferramentas de Corte

- o Aplainar;
- o Brochar;
- o Serrar;
- o Limar;
- Ferramentas com Geometria Não-Definida:
 - o Retificar;
 - o Brunir;
 - o Lapidar;
 - o Tamborear;
 - o Jatear;
- Processos de Remoção:
 - o Remoção Química;
 - o Remoção Térmica;
 - o Remoção Eletroquímica.

1.2 TIPOS DE FERRAMENTAS DE CORTE

Diversos tipos de ferramentas de corte [41, 42, 73, 74] são aplicados nos processos de usinagem. Estas ferramentas diferenciam-se de acordo com o tipo de processo de usinagem, com a tarefa desempenhada e com as suas propriedades geométricas. Outro fator muito importante é a característica do material que compõe a ferramenta. Dependendo do material, a ferramenta pode ser mais dura ou mais tenaz, possuir um determinado coeficiente de atrito ou de transmissão de calor, influenciando, por este motivo, ativamente a resistência a desgastes da ferramenta.

A Fig. 1.1 apresenta um conjunto de famílias de ferramentas de corte tipicamente utilizadas no processo de fresamento. Nesta ilustração pode-se perceber a variedades de tipos de ferramentas de corte com propriedades bem distintas.

A Fig. 1.2 mostra que existe uma variedade de famílias de ferramentas de corte aplicadas no torneamento. Esta figura demonstra, principalmente, a diversidade de geometria de ferramentas existentes.

Ferramentas de uma mesma família ainda diferenciam-se por algumas propriedades geométricas, como raio de quina e do gume, ângulo de saída, comprimento do gume principal, comprimento do gume secundário, ângulo de corte etc.





Fig. 1.1: Exemplo de Ferramentas de Corte Aplicadas no Fresamento [41, 70].



Fig. 1.2: Exemplos de Ferramentas de Corte Aplicadas ao Torneamento [41, 70].

1.3 DESGASTE DE FERRAMENTAS DE CORTE

Dependendo do tipo do processo de usinagem, das condições de corte e do tempo de duração do processo de fabricação, a ferramenta de corte vai, gradativamente, sofrendo desgastes. A Fig. 1.1 apresenta os dois tipos mais comuns de desgaste: o desgaste sofrido na face da ferramenta (denominado *desgaste de cratera*) e o desgaste sofrido na superfície do flanco da ferramenta (denominado *desgaste de flanco*).





Fig. 1.1: Ilustração dos Tipos de Desgaste de Ferramenta [41].

Através da Fig. 1.1, pode-se definir o desgaste de flanco (V_B) como o deslocamento do gume em relação ao flanco da ferramenta SV α e o deslocamento do gume em relação à face SV γ . Por outro lado, o desgaste de cratera K é definido pela razão entre a medida da profundidade de cratera K_T e o afastamento médio da cratera K_M, i.e., através da relação de desgaste K = K_T / K_M.

1.3.1 CAUSAS DE DESGASTE

Diversos fatores contribuem, simultaneamente, para o processo de desgaste da ferramenta. Segundo KÖNIG e KLOCKE [41], os principais fatores causadores de desgaste estão listados a seguir e apresentados na Fig. 1.1:

- Danificação do gume devido às solicitações mecânicas e térmicas excessivas;
- Abrasão mecânica;
- Adesão (cisalhamento de microsoldagem ou microcaldeamentos);
- Difusão;
- Oxidação.





Fig. 1.1: Causas de Desgaste na Usinagem [41].

A Fig. 1.2 apresenta um gráfico da variação do desgaste da ferramenta em função do tempo de usinagem e a velocidade de corte. A região #1 indica a fase em que a ferramenta entra em contato com o material da peça. A região #2 indica a fase onde ocorre grande parte do desgaste da ferramenta. A região #3 indica a fase onde a região de corte atinge altas temperaturas e o desgaste da ferramenta é bastante acentuado. Percebe-se também, através desta figura, que o emprego de uma velocidade de corte menor aumenta o tempo de vida da ferramenta (reduz a velocidade de desgaste). Entretanto, esta opção reduz a produtividade da máquina-ferramenta.



Fig. 1.2: Variação do Desgaste com a Velocidade de Corte ($V_3 > V_2 > V_1$) [41].

1.3.2 TIPOS DE DESGASTE

Estes desgastes são classificados em diversos grupos dependendo da causa do desgaste e da degradação na ferramenta de corte [41].

A tabela a seguir apresenta os principais tipos de desgaste de ferramenta (ver Tab. 1.1):



n.	Tipo de Desgaste	Ilustração
a)	Desgaste de Flanco (VB)	
b)	Desgaste de Cratera (K)	
c)	Deformação Plástica	
d)	Desgaste de Entalhe	
e)	Fissuras Longitudinais e Transversais	
f)	Fratura por Fadiga	
g)	Quebra	
h)	Gume Postiço	COLLINS -
i)	Micro-Lascamentos	5-7-57-55-55-55-

Tab. 1.1: Tabela com os Diferentes Tipos de Desgaste de Ferramenta [41].

Apesar do alto nível de automatização das fábricas atuais, grande parte destas ainda utiliza métodos parcialmente manuais para medição do desgaste das ferramentas. O operador utiliza alguns equipamentos de apoio como microscópio ou lupas para estimar o valor do desgaste. Entretanto, este método é impreciso e subjetivo, gerando falhas na estimação do tempo de vida da ferramenta.

1.4 OBJETIVOS

No contexto aqui apresentado, este trabalho de mestrado [57] tem por objetivo principal desenvolver um sistema de visão para máquinas-ferramentas capaz de mensurar o desgaste sofrido pela ferramenta de corte durante o processo de fabricação e, posteriormente, classificar este desgaste entre os grupos definidos na Tab. 1.1.

O desgaste de flanco é uma das variáveis mais importantes para o monitoramento do processo de fabricação. Um sistema capaz de medir esta variável totalmente automatizado e com alta precisão é extremamente complexo devido, principalmente, aos seguintes fatores:

- variabilidade da geometria das ferramentas;
- variabilidade do material de composição das ferramentas, afetando tanto a formação do desgaste quanto a coloração da ferramenta;
- alta capacidade de refletir a luz, o que dificulta a localização precisa da área desgastada;
- ambiente industrial, sujeito à presença de sujeira, fluidos, altas temperaturas, vibrações mecânicas e ruídos eletromagnéticos;
- espaço de trabalho reduzido, à medida que o sistema de medição deve ser acoplado à máquina-ferramenta, adaptando-se ao espaço disponível.

O Desgaste de Flanco é o principal parâmetro utilizado atualmente para monitorar o processo de fabricação [41]. Por esta razão e devido à complexidade acima mencionada, este trabalho será focado na medição do desgaste de flanco, com a capacidade de detectar a quebra ou o lascamento da ferramenta. Entretanto, um requisito importante, mas não indispensável, é que a metodologia desenvolvida seja genérica e flexível, facilitando a sua adaptação para, futuramente, medir outras variáveis que caracterizam o desgaste da ferramenta, como as do desgaste de cratera. As medições serão realizadas antes que a ferramenta de corte seja armazenada no magazine² da máquina-ferramenta, isto é, após o processo de fabricação. As variáveis medidas serão utilizadas

² *Maganize* é o local onde as ferramentas são armazenadas em uma máquina-ferramenta para posterior uso.

para a tomada da decisão de como a ferramenta será aplicada no próximo passo do processo de fabricação.

As variáveis medidas para monitorar o desgaste de flanco são apresentadas na Fig. 1.1:

- Desgaste de Flanco (V_B) ;
- Desgaste de Flanco Máximo (V_{Bmax});
- Área do Desgaste de Flanco (AV_B), na Fig. 1.1 representada pela área do contorno;



Fig. 1.1: Variáveis Medidas para Monitor o Desgaste de Flanco [41].

Estas informações serão utilizadas para estimar o tempo de vida da ferramenta e para compensar a trajetória desta, visando manter a qualidade do produto final apesar da deterioração sofrida pela ferramenta. Além disso, estas variáveis serão utilizadas pelo *Módulo de Planejamento e Controle do Processo de Fabricação* da *Célula Autônoma de Produção* [58] para otimizar os parâmetros de usinagem e a utilização da ferramenta de corte, aumentando a produtividade da célula de produção, reduzindo os custos com trocas indevidas de ferramentas e evitando que produtos defeituosos sejam fabricados.

Destaca-se ainda que não existe atualmente no mercado um sistema similar, capaz de realizar esta medição de forma eficiente, precisa e robusta. Assim, o trabalho é de grande relevância, com real possibilidade de se tornar uma tecnologia disponível para as empresas.

1.4.1 SISTEMA DE VISÃO

Para conseguir realizar a detecção e a medição do desgaste da ferramenta de forma robusta e precisa, será projetado um sistema de visão industrial [34] especializado para esta aplicação. Este sistema será constituído, principalmente, pelas seguintes partes (veja Fig. 1.1):

- **Sistema Óptico:** sistema responsável pelo tipo de iluminação que incide sob o objeto e como uma característica específica deste será ressaltada na imagem;
- Câmera: sistema responsável por capturar as imagens dos objetos e transformá-las em um formato eletrônico interpretável pelo computador.



Este trabalho visa projetar estes três componentes do sistema de visão, para medir de forma eficiente o desgaste das ferramentas de corte. Esta tarefa envolve desde um estudo das técnicas existentes, o desenvolvimento de novas metodologias até suas implementações e testes.



Fig. 1.1: Componentes de um Sistema de Visão.

Este sistema deverá ser implantado em uma câmera inteligente (*Smart Camera*) com um processador Pentium (da empresa Intel) embarcado. Este equipamento será fornecido pelo projeto de cooperação com o instituto WZL da Alemanha.

1.4.2 OBJETIVOS DETALHADOS

Detalhadamente, propõem-se os seguintes objetivos específicos para este trabalho:

- Projeto do sistema óptico e de iluminação do sistema de visão;
- Implementação das rotinas de filtragem de imagens, detecção de contornos, e préprocessamento de imagens, para obter as características (*features*) das ferramentas;
- Implementação das rotinas de processamento de imagens para medirem o desgaste de flanco sofrido pela ferramenta;
- Implementação dos algoritmos da transformada de Fourier sobre os contornos das ferramentas;
- Implementação de uma Rede Neural para efetuar a classificação dos tipos de desgastes;
- Teste do sistema de visão "in locus" para corrigir e ajustar o sistema;
- Modelagem do Projeto através da metodologia UML (Unified Modelling Language);



- Documentação do projeto para viabilizar a sua reutilização;
- Análise dos resultados obtidos.

O desenvolvimento do projeto ocorreu no Grupo S2i *(Sistemas Industriais Inteligentes),* que faz parte do DAS *(Departamento de Automação e Sistemas).* Para tal, foi utilizado um microcomputador PC Pentium III com *clock* de 550 Mega Hertz e com 128 Mega bytes de memória RAM, uma câmera com um microprocessador acoplado e um conjunto óptico. O computador estava totalmente equipado com o hardware e o software necessários para a criação, desenvolvimento e implementação do sistema. Testes práticos foram realizados no LMP (Laboratório de Mecânica de Precisão) do Departamento de Engenharia Mecânica (EMC) da UFSC, com um conjunto de amostras de ferramentas de torneamento.

A segunda etapa do projeto, que consiste na realização de novos testes e na integração do sistema à Célula Autônoma de Manufatura [58], será realizada no Instituto WZL na Universidade Técnica de Aachen (RWTH) na Alemanha. Esta etapa será realizada após conclusão deste trabalho, em Março de 2002.

No próximo capítulo (cap. 2), apresentam-se as tecnologias comumente empregadas para o monitoramento do desgaste de ferramenta. Em seguida (cap. 3), descreve-se o projeto óptico e de iluminação de um sistema de visão. Posteriormente (cap. 4), discutem-se os algoritmos de processamento de imagens aplicados neste trabalho. O capítulo 5 apresenta o sistema de classificação de objetos através de seus contornos, utilizado neste trabalho para classificar o tipo de desgaste da ferramenta. Na seqüência, capítulo 6, apresenta-se a biblioteca de software desenvolvida para esta aplicação. Finalmente, no capítulo 7, apresenta-se o sistema de visão desenvolvido para a medição do desgaste da ferramenta. O documento termina com conclusões sobre este trabalho e um conjunto de sugestões para trabalhos futuros.



2 MONITORAMENTO DE PROCESSOS DE FABRICAÇÃO

Esta dissertação visa desenvolver um sistema de monitoramento do desgaste de ferramentas de corte. Com o intuito de contextualizar este trabalho e também fornecer dados para a sua análise, faz-se necessário apresentar os sistemas existentes com suas características, qualidades e deficiências. Portanto, este capítulo tem por objetivo apresentar as técnicas existentes para o monitoramento dos processos de fabricação.

2.1 JUSTIFICATIVAS PARA O MONITORAMENTO DE PROCESSOS

O monitoramento de processos de fabricação [7, 19, 37, 41, 42, 50, 51, 52, 73, 74, 77, 78] é empregado segundo o conceito de qualidade preventiva, ou seja, o processo de fabricação é monitorado com a intenção de evitar que produtos deficientes (refugos) sejam produzidos. Por exemplo, monitorando o desgaste das ferramentas, pode-se controlar a qualidade da peça fabricada e melhorar o desempenho do processo de fabricação. Medindo-se o desgaste de flanco, podem-se compensar erros de fabricação garantindo-se a qualidade geométrica da peça.

Neste sentido, sensores avançados acoplados com sistemas microprocessados (microcomputadores, CLP etc.) fornecem dados importantes sobre as condições de usinagem e o seu monitoramento, permitindo assim o controle e a otimização do processo de fabricação. Conhecer o estado da ferramenta antes da fabricação facilita a otimização do processo. Entretanto, para atingir os níveis de qualidade e produtividade esperados, faz-se necessário o controle *on-line* da qualidade do processo de fabricação e o freqüente diagnóstico da ferramenta.

No monitoramento do processo de fabricação é preciso determinar quais variáveis deverão ser medidas e como estas medições serão realizadas. Estas determinações dependem do processo de fabricação, da ferramenta e das condições de usinagem.

Erros de medições ocorrem devido a uma série de fatores como: a utilização de um sensor inadequado, ou mesmo seu mau posicionamento em local, sistema de tratamento de dados deficientes, falha durante a configuração ou calibração do sensor e, ainda, influência do ambiente externo sob o sensor (aumento da temperatura, presença de fluido de corte etc.). Estes erros devem ser dimensionados e controlados, garantindo a qualidade dos dados obtidos. Atualmente, a maioria dos sensores são mais empregados no gerenciamento e controle da máquina-ferramenta do que, propriamente, no monitoramento das condições de usinagem (ver Fig. 2.1).

Existem hoje diferentes sensores aplicados no monitoramento do ambiente de usinagem, como apresentado na Fig. 2.1. Os sensores mais comuns utilizados na usinagem são: sensor de força, potência e emissão acústica.





Fig. 2.1: Sensores Aplicados no Monitoramento do Processo de Fabricação [5].

As indústrias automotivas alemãs realizaram um importante trabalho investindo no monitoramento das condições de usinagem em seus processos de fabricação. A Fig. 2.2 apresenta como o monitoramento dos processos está distribuído na fábrica da Mercedes Benz [5]. A figura mostra que 57% do monitoramento é aplicado nos processos de torneamento e 42% na furação.



Fig. 2.2 : Distribuição do Monitoramento dos Processos de Fabricação da Mercedes-Benz [5].

Avaliando-se os sistemas de monitoramento instalados na fábrica [5], concluiu-se que apenas 46% dos sensores operavam adequadamente, 16% operavam com uma funcionalidade limitada e 25% não tinham uso algum devido a limitações tecnológicas. Este estudo [5] aponta que

SZi De

a maior causa de erros dos sensores se deve a uma falha na interação destes sistemas com os usuários. Desta forma, o treinamento de pessoal é um elemento vital para o sucesso do monitoramento do processo de fabricação.

A partir da última década [5] é que os sensores foram agrupados com sistemas inteligentes de processamento para construir um sistema de monitoramento global do processo de fabricação, em vez de cada sensor realizar medições isoladas. O monitoramento do processo de fabricação é empregado, atualmente, para obter a melhor desempenho possível do sistema, em termos de redução do tempo e do custo de produção, ampliando-se a qualidade dos produtos finais. O enfoque do monitoramento está na máquina (diagnóstico e monitoramento da performance), na ferramenta (medição do desgaste, lubrificação e alinhamento), na peça (geometria e dimensões, características superficiais, rugosidade, tolerância e danificações no material da peça) ou no processo em si (formação de gume postiço, temperatura e consumo de energia).

Sensores para o monitoramento da usinagem precisam atender uma série de requisitos. Os seus dados devem permitir a detecção de adesões, quebra e desgaste da ferramenta. Em muitos casos, o monitoramento da ferramenta é aplicado durante o processo de usinagem. Portanto, o sistema deve ser capaz de medir estas variáveis durante o processo de usinagem. Mais do que isto, é preciso determinar a qualidade da peça fabricada durante a usinagem. Requisitos extras advém do fato que o ambiente da máquina-ferramenta é hostil (presença de ruídos, umidade etc.). Sensores para o monitoramento precisam atender os seguintes requisitos [5, 37]:

- medir a usinagem o mais próximo possível da região de corte para, assim, realizar medições que reflitam o estado real do sistema;
- não influenciar o desempenho da máquina-ferramenta;
- não restringir o espaço de trabalho ou influenciar os parâmetros da usinagem;
- permitir a troca ou a manutenção facilitada e com baixos custos;
- resistir às condições do ambiente como: choque, campos magnéticos, altas temperaturas etc.;
- funcionar independente da ferramenta ou da peça;
- possuir características metrológicas adequadas;
- fornecer uma transmissão confiável do sinal.

Os sensores aplicados no monitoramento são classificados entre sistemas contínuos ou intermitentes:

• Contínuos: a medição é realizada durante o processo de usinagem podendo-se, em qualquer instante, medir a variável em foco. Com este sistema, pode-se realizar o
acompanhamento freqüente da variável e perceber mudanças bruscas em seu valor, detectando, assim, situações emergenciais como, por exemplo, a quebra da ferramenta;

 Intermitentes: as medições são realizadas antes ou após o processo de usinagem, enquanto a ferramenta e a máquina estão paradas. Possuem um custo maior pois muitas vezes implicam em um tempo maior em que a máquina permanece parada para finalizar uma medição.

Estes sensores também são classificados entre sistemas diretos e indiretos de medição:

- **Direto:** a medição fornece, diretamente, o valor da variável de interesse e, por isso, possui uma exatidão maior;
- Indireto: utiliza-se os dados das medições de variáveis auxiliares para calcular o valor da variável de interesse. Por exemplo, a força de usinagem é medida através das suas componentes.

Dois tipos de sensores [5] são aplicados para medir a qualidade superficial da peça, extremamente relevante para a qualidade do produto final no processo de acabamento, sendo bastante influenciada pelo desgaste da ferramenta. O primeiro tipo utiliza os sensores ultra-sônicos, que podem ser muitas vezes acoplados a peça, ou sensores de toque. Já o segundo tipo emprega sensores ópticos, os quais podem ser ainda subdivididos em dois outros tipos: dispersão luminosa ou feixe de laser (ver Fig. 2.3).



Fig. 2.3: Métodos Ópticos de Medição da Qualidade Superficial da Peça [5].

Neste trabalho apresentar-se-á uma visão geral dos métodos existentes para o monitoramento do desgaste de ferramentas. Este é um tema de forte pesquisa nos últimos anos e, por isso, pretende-se aqui descrever algumas das técnicas mais populares.

2.2 MONITORAMENTO BASEADO NAS FORÇAS DE USINAGEM

Os mais importantes sistemas de sensores empregam a medição indireta e contínua da força de corte ou uma variável derivada de suas componentes (torque, potência de acionamento,



deslocamento da ferramenta etc.) para representar a característica principal do processo de usinagem. Todos os sistemas de monitoramento baseados neste princípio utilizam o fato de que o desgaste da ferramenta causa um aumento nas componentes da força de corte. No caso do torneamento e fresamento, o crescimento desta força é substancialmente menor na força primária de corte (ou torque) do que nas componentes ortogonais desta, força de avanço e passiva. No caso da furação, o crescimento da força de corte devido ao desgaste da ferramenta é muito pequeno e, em alguns casos, não pode ser observada. Entretanto, a força de avanço aumenta significativamente.

Essencialmente, a quebra da ferramenta manifesta-se na forma de uma descontinuidade ou mudança brusca em uma ou mais componentes da força de corte. Essas características típicas de mudança repentina da força de corte dependem do processo de usinagem, do material da peça e da ferramenta, das condições de corte e das características de quebra do material da peça. Como a quebra da ferramenta causa picos no sinal acústico emitido, este fenômeno pode também ser detectado através de sensores acústicos.

2.2.1 DINAMÔMETROS PARA MEDIÇÃO DIRETA

Dinamômetros [5] comerciais oferecem a mais precisa medição das forças de corte. Eles consistem de quatro componentes, onde cada um possui 3 transdutores de força, encaixados entre duas placas submetidas a uma pré-carga (pressão mínima). Estes transdutores são extremamente resistentes e possuem uma grande escala de medição. Por eles serem baseados no efeito piezelé-trico, é muito difícil o seu emprego para medir forças estáticas. Piezelétricos transdutores são instalados entre os mancais (*cross slide*) e a torre da ferramenta (*tool turret*), permitindo a ótima determinação das componentes da força de corte no ponto de vista metrológico. A desvantagem está no alto custo e no fato que estes sensores não estão protegidos contra uma carga muito alta, como a gerada no caso de um choque. Sistemas similares foram desenvolvidos incorporando extensômetros (*strain gauge*) permitindo somente a medição da força primária de corte.

2.2.2 DISCOS E ANÉIS

Discos de medição de forças [5] consistem de dois finos discos intermediários nos quais elementos medidores de força piezelétricos são embarcados (ver Fig. 2.1). Os elementos de medição são sujeitados a somente uma parte da força total aplicada e, por isso, estão protegidos contra altas cargas. Discos de medição de forças montados com extensômetros são uma alternativa, mas apresentam uma rigidez menor que os sensores normais. Estes mecanismos são empregados para a medição das componentes da força.



Fig. 2.1 : Sensor de Força Piezelétrico com Quartzo [5, 37, 52].

2.2.3 SENSORES DE DEFORMAÇÃO (PINOS)

Estes tipos de sensores [5] detectam a força de corte indiretamente, através da deformação que ocorre nos elementos que movimentam a máquina. Por causa da inevitável presença de interferência e do fato que estes sensores possuem geralmente um baixo grau de sensibilidade, eles são normalmente empregados para a identificação da quebra da ferramenta durante a usinagem de desbaste.

2.2.4 MEDIÇÃO DE DESLOCAMENTO

Sistemas de medição para detectar movimentos lineares e angulares de ferramentas [5] vêm sendo, por um longo tempo, conhecidos e implementados com sensores de deslocamento sem contato, muitas vezes instalados na própria ferramenta. Na teoria, este método de medição direta do deslocamento do ponto de usinagem representa uma boa alternativa para o monitoramento da usinagem, porém o risco de perturbações (erros) devido a cavacos, fluido de corte e sujeira; é muito grande fazendo com que estes sensores sejam aplicados somente a casos isolados. A troca automática de ferramenta impõe dificuldades penosas ao método. A medição do deslocamento da torre da ferramenta precisa ser aperfeiçoada e só é empregada para evitar colisões. Além disso, ela é incapaz de medir as componentes das forças individualmente sem interferências.

2.2.5 ROLAMENTOS PARA MEDIÇÃO DE FORÇAS (BEARINGS)

Estes sensores [5] são suportes com forma de um fuso de rolamento com contato especialmente preparado para medições de força, onde extensômetros são incorporados dentro das cavidades circulares. Escovas de medição de força são componentes adicionais. A medição é realizada a partir de extensômetros instalados no interior das cavidades das escovas em certos pontos que foram enfraquecidos para aumentar a sensibilidade. Rolamentos para a medição de forças sofrem interferências na medição e requerem um filtro passa-baixa para eliminar a freqüência de contato



das esferas, não permitindo, por consequência, a medição de sinais de alta frequência. Estes sensores diminuem a rigidez do fuso e, por isso, são aceitos somente em alguns casos.

2.2.6 FORÇA E TORQUE NO FUSO E NO SUPORTE DA FERRAMENTA

Para medir as forças [5] o mais próximo possível do ponto de usinagem, é interessante poder acoplar sensores diretamente no fuso da máquina ou no suporte da ferramenta. Entretanto, um sistema muito complexo é necessário a fim de medir o torque com a resolução requerida considerando-se a escala na qual o torque de uma máquina pode variar. Além disso, o sinal de medição precisa ser transmitido de um fuso rotativo por meio de um sistema sem fio (*wireless*).

O primeiro método utiliza extensômentros empregados no fuso para medir as forças de corte durante o processo de fabricação. O segundo método é um sensor de torque que consiste de dois transdutores de força piezoelétricos. Entretanto, muitas máquinas não permitem a instalação destes sensores por falta de espaço físico.

Enquanto que os sensores de força e torque no fuso ainda estão em desenvolvimento, já existe no mercado uma gama de sensores de torque integrados ao suporte da ferramenta. A Fig. 2.1 apresenta um exemplo deste sistema baseado no uso de extensômetros para a medição de torque e forças radias e axiais. Entretanto, este sistema requer que o sensor seja instalado e configurado para cada ferramenta, aumentando muito o seu custo e o tempo de *setup*³. Outras alternativas baseadas na modificação de permeabilidade de materiais ferromagnéticos por tensão mecânica estão ainda em desenvolvimento.



Fig. 2.1: Sensor de Torque e Força para o Suporte da Ferramenta [37].

³ Tempo de *setup* é tempo necessário para preparar uma máquina-ferramenta para usinar um lote de produtos.



2.3 MONITORAMENTO BASEADO NAS MEDIÇÕES DA CORRENTE DO MOTOR E DA POTÊNCIA EFETIVA

Sensores para a medição da corrente e da potência efetiva [5] dos acionamentos ou do fuso principal representam a mais simples alternativa do ponto de vista técnico e podem ser também facilmente modernizados. Dependendo do tipo do motor, existe uma grande variedade de opções para o uso apropriado dos sensores disponíveis.

Entretanto, esta estratégia possui algumas desvantagens. No caso das medições das potências ou correntes dos acionamentos, o sinal de medição possui um componente devido ao atrito nas guias. Este componente do sinal é bem maior que as componentes relevantes para o monitoramento do processo, que flutuam fortemente de acordo com as condições de usinagem e lubrificação. Por isso, as componentes relevantes são difíceis de serem tratadas. Devido à inércia das massas, o sinal de saída possui a característica de um filtro passa-baixa. Por esta razão, a quebra da ferramenta não é detectada diretamente, mas somente depois, como conseqüência do estrago causado, por causa da característica de integração dos parâmetros de medição.

Uma medição da potência no fuso principal freqüentemente falha para produzir melhores resultados quando o processo de usinagem consome somente uma parte da potência medida. Além disso, a potência no fuso é proporcional à força resultante na direção do movimento primário. Isto implica em um difícil monitoramento do desgaste. Entretanto, este mecanismo pode ser empregado para detectar colisões, quebra de ferramenta e desgaste, se ajustado adequadamente.

2.4 MONITORAMENTO BASEADO NA EMISSÃO ACÚSTICA

O processo de usinagem produz ondas de tensão elásticas, as quais propagam-se através da estrutura da máquina. Estas ondas de tensão – conhecidas como emissões acústicas (EA) [4, 5] – são geradas por diferentes fontes. Fontes significantes de EA na usinagem de metais são: o atrito na face e no flanco, deformação plástica na região de corte, formação de trincas e a sua propagação, impactos dos cavacos na peça e quebra de cavacos. Como a EA é gerada por formação de trincas, sinais de alta amplitude ocorrem devido à quebra da peça. Isto faz com que a EA seja muito empregada para detecção de quebra da ferramenta. Embora existam muitos sensores acústicos disponíveis, somente poucos podem ser usados em máquinas-ferramentas, pois estariam imersos em um ambiente onde ocorrem perturbações agressivas. Muitos dos transdutores foram criados para inspeções não-destrutivas ou trabalhos científicos, significando que eles não suportam altas temperaturas, largos volumes de fluidos de corte e desgaste abrasivo através dos cavacos.



Nos últimos anos, sensores acústicos desenvolvidos especialmente para o monitoramento da usinagem foram fornecidos para o mercado evitando a maior parte das desvantagens apresentadas anteriormente. Muito dos sensores devem ser instalados na superfície da máquina-ferramenta, mas uma nova concepção é baseada no uso de um fluxo de refrigeração para transmitir as ondas acústicas da peça ou da ferramenta para o sensor. A maior vantagem deste sistema é a proximidade do sensor da área de corte, diminuindo assim os efeitos de *"damping"*. Problemas ocorrem devido à interferência dos cavacos no fluxo de refrigeração, interrompendo o monitoramento. Outra técnica recente é baseada na transmissão indutiva, sem contato de sinais, do sensor acústico para o receptor. O sensor pode, por exemplo, ser instalado no fuso principal, permitindo uma medição próxima do processo. Este sistema tem apresentado bons resultados quando utilizado para o monitoramento e controle de processos de retificação. Um método alternativo de transmissão de sinais na furação ou fresamento é através de outro fluido ou do fluido de corte.

O maior campo de aplicação dos sensores acústicos está na detecção de quebra de ferramenta. O sensores acústicos são empregados no sensoreamento da usinagem de ultraprecisão [13], principalmente em processos como o torneamento com diamante, na retificação e lapidação de precisão, ou no polimento químico mecânico (PQM). A emissão acústica é capaz de garantir a sensibilidade do sensor consistente com a magnitude do fenômeno de usinagem de ultraprecisão, principalmente, para os parâmetros do processo de remoção de material, como taxas de remoção de material (inclusive com taxas muito baixas em comparação com os processos convencionais) e espessuras muito pequenas de cavaco não cortados. Se for acrescentada a sensibilidade da EA aos danos superficiais ou transições dúctil/frágil no processamento de materiais de difícil usinagem, pode-se ver o potencial desta tecnologia de sensoreamento na manufatura de precisão.

2.5 MONITORAMENTO BASEADO NA VIBRAÇÃO



Fig. 2.1: Exemplo de um Sensor de Vibração [52].

A usinagem com ferramenta desgastada causa um aumento da flutuação das forças sob a ferramenta de corte. Isto é atribuído ao atrito entre a face do flanco da ferramenta e a peça de trabalho; e às forças internas de fraturas (trincas) da ferramenta. Devido à flutuação destas forças, vibrações ocorrem no sistema. Desta forma, pode-se medir o desgaste da ferramenta a partir do



monitoramento das vibrações do sistema [43]. O mecanismo de medição consiste em um acelerômetro piezelétrico instalado na superfície superior da ferramenta de corte, tão próximo quanto possível do gume de corte. A saída do sensor é comparada com uma referência; se o sinal ultrapassar repetidamente o sinal de referência, significa que ocorreu um desgaste na ferramenta. Se o sensor é instalado próximo da região de corte, a variabilidade do sinal aumenta com a progressão do processo de usinagem. A amplitude do sinal decresce com o aumento da distância entre o sensor e o gume de corte.

2.6 MÉTODOS DIRETOS DE MEDIÇÃO DO DESGASTE

2.6.1 SENSORES DE PROXIMIDADE

Sensores de proximidade [43] calculam o desgaste da ferramenta através da medição da modificação da distância entre o gume da ferramenta e a peça de trabalho. A distância pode ser medida através de micrômetros elétricos ou provas pneumáticas de toque. O mecanismo é afetado devido à expansão térmica da ferramenta, desvio ou vibração da peça e desvio da ferramenta de corte devido às forças de usinagem.

2.6.2 SENSORES RADIOATIVOS

Sensores Radioativos [43] são empregados para a medição direta do desgaste da ferramenta. Uma pequena porção de material radiativo é implantada na face do flanco da ferramenta de corte. Durante o processo de usinagem, o material gasto é transferido para os cavacos. Monitorando a quantidade de material radioativo depositado nos cavacos, pode-se medir o desgaste da ferramenta. A necessidade de coleta *on-line* (em tempo real) dos cavacos e a natureza contagiosa dos materiais radioativos limitam o uso desta técnica para ambientes de laboratório.

2.7 TÉCNICAS AVANÇADAS DE MONITORAMENTO

Novos sistemas de monitoramento vêm sendo desenvolvidos para ampliar a robustez e a performance dos complexos centros de usinagem. Existe uma grande dificuldade para se medir algumas grandezas como, por exemplo, o desgaste da ferramenta empregando-se somente um sensor para uma gama de diferentes aplicações industriais. Desta forma, muitas vezes é necessário combinar sensores para obter a melhor performance [10]. Muitas variáveis não podem ser medidas diretamente, sendo necessário o emprego de diferentes sensores para se obter várias grandezas e, através destas, calcular a grandeza em questão.

O sensor mais utilizado é o sensor acústico, muitas vezes combinado com sensores de força [10] (ver Fig. 2.1) para o monitoramento do desgaste da ferramenta. A sensibilidade da emissão



acústica causada pelo desgaste ou trincamento da peça acoplado com as altas taxas de resposta deste sensor implica na grande utilização deste sensor. Entretanto, deve-se acoplar este sensor com outros sensores, para diminuir a dependência do sinal acústico com vários parâmetros do processo e, assim, poder distinguir os diferentes fenômenos retratados pelo sinal acústico. Desta forma, este sensor apresenta-se como um bom exemplo de um sistema que requer um cuidadoso sistema de tratamento do sinal, de processamento das informações e de integração com outros sensores para operar adequadamente.



Fig. 2.1 : Sensor para a Medição das Forças de Corte e Emissão Acústica [10].

2.7.1 SENSORES INTELIGENTES

Geralmente, sensores inteligentes [5, 14, 15, 37, 54] têm uma funcionalidade muito maior que os sensores convencionais devido ao fato destes terem que atender requisitos especiais para medir grandezas complexas do monitoramento da usinagem. Sensores inteligentes são caracterizados pela capacidade de tomarem decisões. Sistemas inteligentes podem usar a experiência e o conhecimento acumulados com o aprendizado durante as operações passadas, para obter melhores resultados. Sensores inteligentes devem ser capazes de realizar pelo menos uma das seguintes atividades:

- Calibração automática: realizar sozinho a sua calibração;
- **Processamento do sinal:** o sensor deve ser capaz de extrair a característica da grandeza do sinal de medição de forma a fornecer o valor final da grandeza;
- **Tomada de decisões:** o sistema do sensor deve ser capaz de tomar decisões para realizar ações que lhe permitam cumprir adequadamente a tarefa sem ter que recorrer ao comando principal da máquina, ou seja, com uma certa independência;
- **Fusão com outros sensores:** ser capaz de combinar ou adicionar o sinal de medição de outros sensores a fim de obter um resultado mais robusto;
- **Capacidade de aprendizado:** ser capaz de aprender com operações passadas, usando Redes Neurais ou outras formas de representação do conhecimento, a fim de aumentar continuamente a sua performance e robustez.

Desenvolvimento de um Sistema de Visão para Medir o Desgaste de Flanco de Ferramentas de Corte

Um "sensor inteligente" é, desta forma, mais ou menos a combinação de sensores convencionais, processamento de sinais e método de extração de características; bem como, algoritmos de aprendizado e métodos de representação do conhecimento, integrados em um sensor ou em um sistema mais complexo.

A inteligência destes sistemas é implementada através de microprocessadores aliado, em alguns casos, com técnicas de Redes Neurais, Lógica Fuzzy, Algoritmos Genéticos, Sistemas Especialistas e Árvores de Decisões.

2.7.2 SISTEMAS DE VISÃO

Sensores de visão são aplicados na medição direta do desgaste [43, 51] utilizando-se imagens da ferramenta. Em geral, estes sensores dependem das propriedades de alta reflexão da região de desgaste, quando comparada com a região não desgastada, para extrair os parâmetros morfológicos que caracterizam o desgaste da ferramenta. A maioria das pesquisas concentra-se somente na medição do desgaste de flanco, mas alguns trabalhos preocupam-se, também, com o desgaste de cratera.

O desgaste de flanco pode ser digitalizado através de câmeras CCD, enquanto que o desgaste de cratera requer a projeção de um feixe luminoso sob a ferramenta, a fim de extrair a informação de profundidade da cratera. Pode-se empregar a técnica de Franjas de Moiré [35] para determinar a topologia e profundidade da cratera formada. Esta técnica emite um feixe de raios de laser paralelos sob a face da ferramenta e calcula o desgaste de cratera a partir da distorção dos raios refletidos pela peça, uma vez que profundidades diferentes causam distorções diferenciadas. Devido à hostilidade do ambiente de corte (presença de fluido de corte, gume postiço e deposição de material sob a ferramenta), os sistemas atuais de visão somente são aplicados quando a ferramenta está parada, ou seja, nos intervalos entre usinagens.

2.7.3 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Considerando-se as técnicas utilizadas no monitoramento inteligente dos processos de fabricação, destaca-se a técnica de Redes Neurais Artificiais [18, 36] devido a sua capacidade de interpolação, aprender por exemplos, robustez, confiabilidade e exatidão.

As Redes Neurais são aplicadas ao monitoramento [5, 43, 54, 77] através de vários sensores com o intuito de realizar medições complexas e robustas a partir do valor de variáveis distintas. Redes Neurais possuem um papel importante fornecendo inteligência para sistemas de sensoreamento, permitindo que estes sensores executem tarefas mais complexas. Por exemplo, pode-se empregar Redes Neurais para detectar a quebra da ferramenta ou o seu desgaste a partir da análise das forças de corte. Esta pode atuar, também, na tomada de decisões e na calibração automática de sensores. Uma outra aplicação muito importante é a otimização de processos de

usinagem. Pode-se treinar uma Rede Neural para aprender a otimizar um processo específico de usinagem. Esta rede recebe como entrada os sinais dos sensores e define as condições ótimas de usinagem, considerando a evolução do processo de usinagem e o desgaste das ferramentas.

2.7.4 EXEMPLO DE UM SISTEMA DE MONITORAMENTO MULTISENSORIAL

A empresa Montronix [51] desenvolveu um sistema de monitoramento multisensorial (ver Fig. 2.1), capaz de medir e prever o desgaste e a quebra de ferramentas. A definição dos parâmetros que serão utilizados para predizer o desgaste da ferramenta é uma das tarefas mais complexas neste sistema. Os parâmetros mais utilizados são as variáveis derivadas dos vetores das forças de corte, medidas no sistema. As demais informações como a corrente elétrica de alimentação, o dinamômetro da ferramenta e o acelerômetro são utilizados para detectar a quebra da ferramenta. O sistema de visão é utilizado para medir o desgaste de flanco após o processo de usinagem, servindo para reajustar o sistema de monitoramento contínuo.

Vale a pena destacar que esta empresa utiliza diversas variáveis para monitorar o desgaste de ferramenta, como o sinal de força, de temperatura, vibração e outras informações. Este sistema de visão aqui é somente um componente do sistema de predição.



Fig. 2.1: Estratégia de Monitoramento do Desgaste de Ferramentas [51].

A seguir apresenta-se uma ilustração do sistema de visão (ver Fig. 2.2). O sistema de visão é semi-automatizado, pois o operador precisa colocar a peça em baixo do microscópio e ajustar as

propriedades desta até adquirir a imagem que será processada pelo computador. Na verdade, este é o método mais comum de aplicação de sistema de visão na medição do desgaste de ferramenta.



Fig. 2.2: Sistema de Visão: Microscópio com uma Câmera Acoplada [51].

Este método é bastante flexível, pois o operador pode ajustar as condições do sistema até conseguir obter uma imagem que otimiza a região desgastada, efetuando, facilmente, a sua medição. Por outro lado, devido a esta interação com o operador, a técnica é muito susceptível a falhas humanas, implicando em uma grande incerteza nos resultados. Este método ainda não permite que o sistema de monitoramento seja acoplado à máquina-ferramentas, inviabilizando a otimização do processo de fabricação. A Fig. 2.3 apresenta a imagem obtida por este sistema de visão.



Fig. 2.3: Imagem Obtida pelo Sistema de Visão Apresentado Anteriormente [51].



O sistema desenvolvido no âmbito deste trabalho de mestrado servirá para o monitoramento, totalmente automatizado, do desgaste de ferramenta através de um sistema de visão. Este monitoramento será realizado de forma intermitente (i.e., após o processo de usinagem) e servirá para avaliar o desgaste e otimizar o uso da ferramenta, em termos de custo e tempo de produção. Outros sistemas de monitoramento do desgaste serão utilizados pela Célula Autônoma de Produção [58] para acompanhar, durante o processo de fabricação, a qualidade da peça e o nível de desgaste sofrido. Entretanto, estes sistemas não serão apresentados aqui, uma vez que este projeto vem sendo desenvolvido independentemente dos demais sistemas integrados à máquina-ferramenta. Outra característica importante é a capacidade do sistema desenvolvido de classificar o tipo de desgaste. Isto fornece à máquina-ferramenta um maior grau de independência e precisão na otimização do processo produtivo. Para concluir, destaca-se que o sistema aqui apresentado deverá ser totalmente integrado à máquina-ferramenta, suportando todas as adversidades e limitações impostas por este ambiente (ver item 2.1), diferentemente do sistema disponível no mercado apresentado anteriormente.

2.8 ESTRATÉGIAS DE IMPLEMENTAÇÃO

A filosofia de implementação de qualquer sistema para diagnóstico ou processo de monitoramento pode ser dividida em duas estratégias básicas. Na primeira, utilizam-se os dados dos sensores para obter as grandezas características do processo. Determina-se um comportamento *"normal"* para o processo e como este comportamento refletirá nas grandezas do processo. Durante o monitoramento, verifica-se se as grandezas características do processo estão *"normais*"; se não estiverem, um erro é notificado. Já na segunda estratégia, tenta-se determinar um modelo que liga a saída dos sensores aos mecanismos do processo. A partir deste modelo, juntamente com as informações dos sensores, realiza-se uma predição do comportamento futuro do processo [52]. Ambos os métodos são úteis dependendo das circunstâncias. O primeiro é mais simples mas pode gerar falsas interpretações se alguma modificação que não foi prevista ocorrer no processo.

O sinal obtido através do sensor deve ser processado para determinar situações de distúrbios. Pode-se verificar um distúrbio através da determinação de um limite (fixo ou variável – dinâmico) superior e inferior para variável ou comparando-a com valores apresentados por esta em outros processos armazenados em bancos de dados.

Estas estratégias serão implementadas pelo módulo de planejamento e controle de processos de fabricação da Célula Autônoma de Produção [58]. O sistema desenvolvido no âmbito deste trabalho de mestrado tem por objetivo fornecer informações sobre o desgaste de flanco enquanto a ferramenta não está sendo utilizada. O módulo de planejamento e controle é que



utilizará estas informações para monitorar o processo como um todo e otimizá-lo. O sistema de medição de desgaste de ferramenta é modelado com um sensor inteligente interligado à Célula Autônoma de Produção via rede Ethernet (TCP/IP). A Célula Autônoma de Produção interagem então com este sensor através do módulo que controla a rede de sensores e atuadores (SAM) [58].

Concluída esta etapa de apresentação das tecnologias aplicadas ao monitoramento do desgaste da ferramenta, este documento descreve, na seqüência, a primeira etapa do desenvolvimento de um sistema de visão: o projeto óptico e de iluminação.



3 PROJETO ÓPTICO E DE ILUMINAÇÃO

Os sistemas óptico e de iluminação [3, 16, 17, 21, 22, 23, 24, 33, 34, 38, 46, 53, 60, 62, 68] desempenham um papel muito importante nos Sistemas Industriais de Visão (ver item 1.4.1). Estes sistemas são formados por fontes de iluminação, prismas, filtros, lentes e outros componentes ópticos que, em grupo, são utilizados para formar uma imagem do objeto ressaltando as características que serão analisadas. Estes sistemas são indispensáveis na obtenção de imagens com alta definição, homogêneas e robustas em relação à variabilidade de luz no ambiente. A imagem formada é, então, adquirida pela câmera, digitalizada e processada pelo computador.

Neste capítulo, apresenta-se uma revisão bibliográfica dos conceitos mais importantes para o projeto de sistema óptico e de iluminação [3, 16, 23, 34, 46, 62, 68]. Inicialmente, apresentam-se algumas definições básicas comumente utilizadas para projetar sistemas de visão. Em seguida, descrevem-se as técnicas utilizadas para o projeto óptico, tendo em foco a seleção das lentes e filtros. Posteriormente, serão apresentadas as técnicas mais importantes de iluminação, com exemplos práticos e análise da sua aplicabilidade. O projeto óptico e de iluminação para esta aplicação específica é apresentado no capítulo 7 que aborda o sistema de visão desenvolvido.

3.1 DEFINIÇÕES BÁSICAS PARA O PROJETO DE SISTEMAS DE VISÃO

As imagens digitais são obtidas através do seguinte princípio básico [34]:

- Incialmente, o sistema de iluminação (LEDs, estrobos, lâmpadas, luz natural etc.) produz um tipo de luz que incide sobre a cena, especificamente na superfície do objeto e no fundo da cena (*background*);
- 2. Esta luz é refletida da cena (objeto e fundo) em direção à lente da câmera;
- A lente refrata a luz para o sensor da câmera, que transforma a imagem recebida em uma imagem eletrônica⁴, onde cada pixel representa a intensidade de luz incidida sobre uma fotocélula do sensor da câmera.
- 4. Em seguida, a placa de captura (*frame-grabber*) digitaliza a imagem, formando uma matriz numérica, onde cada elemento da matriz recebe um valor compatível com a intensidade de luz do pixel correspondente. A Fig. 3.1 apresenta um exemplo de uma imagem digitalizada segundo um padrão de representação da intensidade de luz.
- 5. Por fim, o sistema processa a imagem com o intuito de extrair as informações desejadas. Esta tarefa pode ser simples em alguns casos, porém, geralmente, é uma das

⁴ Defini-se *Imagem Eletrônica* como uma imagem representada por um sinal elétrico analógico.

tarefas mais complexas do sistema de visão. Diversos algoritmos estão sendo desenvolvidos para auxiliar a análise destas imagens (ver capítulo 4).



31	26	19	13	7	0

31	26	26	26	31
13	0	0	0	13
19	7	0	7	19
26	19	7	19	26
31	26	19	26	31

Fig. 3.1 : a) Imagem.

b) Escala de Tons de Cinza.

c) Imagem Digitalizada.

Nesta seção, definem-se alguns parâmetros e terminologias [3, 16, 62] utilizados para o projeto de sistemas de visão, explicando-se como estes parâmetros afetam a qualidade da imagem obtida. A Fig. 3.2 apresenta alguns destes parâmetros, os quais são explicados a seguir:



Fig. 3.2: Parâmetros Fundamentais em um Sistema de Visão [16].

3.1.1 CAMPO DE VISÃO (FOV)

O campo de visão define a área do objeto (ou da cena) visualizada pela câmera. Esta é afetada pelo tamanho do sensor da câmera, tipo de lente e abertura da lente.

Definição:

FOV:	Campo de Visão.
FOV _A :	Área do campo de visão (mm^2) .
FOV _H :	Largura do campo de visão (<i>mm</i>).
FOV _V :	Altura do campo de visão (<i>mm</i>).

senvolvimento de um Sistema de Visão para Medir o Desgaste de Flanco de Ferramentas de Corte

3.1.2 TAMANHO DO SENSOR

A Fig. 3.1 apresenta alguns tamanhos típicos de sensores de câmeras. Normalmente, esses sensores são especificados somente pela sua dimensão horizontal. Este parâmetro é importante para determinar a magnitude primária do sistema (PMAG), necessária para o cálculo do campo de visão (FOV). A maioria das câmeras analógicas mantém uma relação constante entre a largura (H) e a altura (V) do sensor [62] (4:3 – H:V). Vale ressaltar que a área do sensor nem sempre é equivalente à área ativa do sensor.





Definição:

<i>SS</i> :	Tamanho do sensor da câmera (mm^2) .		
SS _D :	Comprimento da diagonal do sensor da câmera (mm).		
SS_H :	Comprimento da largura do sensor da câmera (mm).		
SS_V :	Comprimento da altura do sensor da câmera (mm).		
SPixel:	Tamanho de um pixel do sensor da câmera (mm^2) .		
SPixel _H :	Comprimento da largura de um pixel do sensor da câmera (mm).		
SPixel _V :	Comprimento da altura de um pixel do sensor da câmera (mm).		
SNum _H :	Número de pixels em uma linha do sensor da câmera.		
SNum _V :	Número de pixels em uma coluna do sensor da câmera.		
SNum _{Total} :	Número total de pixels no sensor da câmera.		
$SNum_{Total} = SL$	$Num_V \cdot SNum_H;$	(eq. 3.1)	
$SS = SS_H \cdot SS_V;$		(eq. 3.2)	
$SPixel_{H} = \frac{S}{SN}$	$\frac{S_H}{T_{M}}$;	(eq. 3.3)	
$SPixel_V = \frac{SI}{SN}$	$\frac{S_V}{um_V}$;	(eq. 3.4)	
geralmente, a se	eguinte equivalência é obtida:		

 $\sqrt{SPixel} = SPixel_H = SPixel_V;$ (eq. 3.5)

3.1.3 TAMANHO DA IMAGEM (IS)

A imagem da cena é adquirida pelo sensor da câmera, transmitida para o computador, digitalizada e, posteriormente, armazenada em uma matriz de pixel (ver Fig. 3.1), não necessariamente nesta ordem. Os algoritmos de processamento de imagens operam esta matriz de dados e, geralmente, retornam valores referenciados a pixels da imagem. Por exemplo, um algoritmo que calcula o nível de envase de uma garrafa de cerveja, irá fornecer esta medida em pixels. Para poder associar o valor retornado com uma variável física (mundo real) é necessário conhecer a relação do pixel com a variável medida, i.e., qual a dimensão real representada por um pixel. O tamanho da imagem também é uma referência importante para se calcular a resolução do sistema de visão. A seguir, apresentam-se as equações que definem estes parâmetros.

Definição:

<i>IS</i> :	Tamanho da imagem (pixels)	
<i>IS_H</i> :	Largura da imagem (<i>pixels</i>).	
<i>IS_V</i> :	Altura da imagem (pixels).	
IPixelSize:	Tamanho real representado por um pixel (mm^2) .	
IPixelSize _H :	Largura real representada por um pixel (mm).	
IPixelSize _V :	Altura real representada por um pixel (mm).	
$IS = IS_H \cdot IS_V$. ,	(eq. 3.6)

$$IPixelSize = \frac{FOV}{IS};$$
 (eq. 3.7)

$$IPixelSize_{H} = \frac{FOV_{H}}{IS_{H}};$$
 (eq. 3.8)

$$IPixelSize_{V} = \frac{FOV_{V}}{IS_{V}};$$
 (eq. 3.9)

geralmente, a seguinte equivalência é obtida:

$$\sqrt{IPixelSize} = IPixelSize_{H} = IPixelSize_{V};$$
 (eq. 3.10)

3.1.4 DISTÂNCIA DE TRABALHO (WD)

Distância de Trabalho é distância medida a partir do início da lente até o plano do objeto. **Definição:**

WD: Distância de Trabalho (*mm*).

3.1.5 MAGNITUDE PRIMÁRIA (PMAG)

Magnitude primária [62] é definida como a relação entre o tamanho do sensor e o campo de visão (FOV). Tipicamente, diz-se que PMAG é o resultado que as lentes produzem nos sistemas



de visão, aumentando ou diminuindo o campo de visão para uma câmera com um determinado tamanho do sensor.

$$PMAG = \frac{SS_H}{FOV_H};$$
 (eq. 3.11)

onde

PMAG: magnitude primária.

3.1.6 MAGNITUDE DA IMAGEM DIGITAL (MID)

Magnitude da Imagem Digital é definida como a relação entre o tamanho da imagem (em pixels) e do campo de visão (FOV). Esta relação indica a área do campo de visão representada pela imagem digitalizada.

$$MID = \frac{IS_H}{FOV_H};$$
 (eq. 3.12)

onde

MID: magnitude da imagem digital.

3.1.7 MAGNITUDE DO SISTEMA (SMAG)

A magnitude do sistema (SMAG) [62] é definida como a relação entre o tamanho da área do monitor e o campo de visão (FOV), ou seja, a magnitude total do objeto para a imagem no monitor. Esta magnitude é o resultado da magnitude primária (PMAG) operando em conjunto com a magnitude entre a câmera e o monitor (razão entre o tamanho do monitor com o tamanho do sensor da câmera).

$$SMAG = PMAG \cdot \frac{Mon_D}{SS_D};$$
 (eq. 3.13)

onde

Mon _D :	comprimento da diagonal do monitor (mm)
PMAG:	magnitude primária.

SMAG: magnitude do sistema.

Esta magnitude é utilizada para calcular a resolução que a imagem de um objeto possui quando projetada em um dado monitor ou projetor.

3.1.8 CONTRASTE (CT)

Contraste [62] é a comparação entre os níveis de intensidade de luz que definem um objeto e o fundo da imagem, i.e., a capacidade de ressaltar um objeto na imagem (ver Fig. 3.1).

Definição:

CT: Contraste (em %).

- *I*: Intensidade luminosa em um determinado pixel.
- *I_{max}*: Intensidade luminosa máxima presente na imagem.

*I*_{*min*}: Intensidade luminosa mínima presente na imagem.

$$CT = \frac{I_{\text{max}} - I_{\text{min}}}{I_{\text{max}} + I_{\text{min}}} \cdot 100;$$
 (eq. 3.14)



Fig. 3.1: Ilustração do Contraste em uma Imagem em Tons de Cinza [16].

3.1.9 RESOLUÇÃO

Resolução [62] é a medição da capacidade do sistema em reproduzir detalhes dos objetos. A Fig. 3.1 ilustra um exemplo com dois quadrados vermelhos em uma câmera CCD. A fim de distinguir os dois objetos, faz-se necessária uma distância mínima entre eles, senão estes serão considerados como parte de um mesmo objeto. Essa distância mínima corresponde ao tamanho real que um pixel representa no sistema óptico em questão (*IPixelSize*). A resolução pode ser mensurada das seguintes maneiras:

- Pares de Linhas por Milímetro (*lp/mm*): Na Fig. 3.1, um par de linhas representa um quadrado vermelho e um quadrado branco. A resolução pode ser definida como o número de pares de linhas por milímetro (lp/mm); sendo esta a razão pela qual, muitas vezes, a resolução é referenciada como uma freqüência. O inverso desta freqüência é o espaço mínimo entre dois objetos para que estes possam ser diferenciados em milímetros. Esta especificação pode ser utilizada para as câmeras e para as lentes.
- **Contagem de Pixels:** A resolução de câmeras digitais também pode ser especificada em termos de contagem de pixels, i.e., através do número de pixels presentes na imagem. Na Fig. 3.1, um par de linhas corresponde a 2 pixels. Para dois objetos poderem ser distinguidos, precisa-se de dois pixels para os objetos (pixels vermelhos) e

35

pelo menos um pixel entre estes (pixel branco). Assim, sabendo o número de pixels por linha e por coluna da imagem, obtém-se, por conseqüência, a resolução da câmera.

Definição:

Lp:	Par de linha (2 pixels).	
CamLpR:	Resolução da câmera em pares de linha (<i>lp/mm</i>).	
CamR:	Resolução da câmera (µm).	
ObjLpR :	Resolução do objeto em pares de linha (<i>lp/mm</i>).	
ObjR:	Resolução do objeto (µm).	
<i>ObjRDig</i> :	Resolução do objeto digitalizado (µm).	
CamLpR =	$\frac{SNum_{H}}{2 \cdot SS_{H}};$	(eq. 3.15)

$$CamR = 2 \cdot SPixel_H \cdot 1000; \qquad (eq. 3.16)$$

$$ObjLpR = PMAG \cdot CamLpR; \qquad (eq. 3.17)$$

$$ObjR = \frac{CamR}{PMAG};$$
 (eq. 3.18)

$$ObjRDig = \frac{2 \cdot 1 \cdot 1000}{MID};$$
 (eq. 3.19)



Fig. 3.1: Exemplo onde o Primeiro Par de Objetos não é Distinguível (a) e o Outro é (b) [16].

A resolução da câmera indica o tamanho mínimo (em µm) no seu sensor, para que um objeto possa ser distinguido. A resolução do objeto indica o tamanho mínimo (em µm), no plano do objeto, que um objeto deve possuir para ser distinguido pela câmera, após a projeção da sua



imagem sobre o sensor da câmera. Entretanto, após a imagem do objeto ter sido capturada pela câmera, esta ainda passa por um processo de digitalização que pode alterar a sua resolução. Por esta razão, define-se a Resolução do Objeto Digitalizado como sendo o tamanho mínimo que um objeto deve possuir para que, após a imagem ter sido adquirida e digitalizada, este possa ser compreendido pelo sistema de visão.

3.1.10 ABERTURA DE LENTES (F/#)

Abertura da lente [62] define a quantidade de luz que incide sobre o sensor da câmera. À medida que se fecha a abertura da lente, aumenta-se f/# (veja Fig. 3.1). Fechando-se a abertura da câmera, pode-se também ampliar a profundidade de campo. No entanto, a iluminação deve ser ampliada para compensar a redução de luz que incidirá sobre a câmera.

Definição:

F/#: Abertura da lente.



Fig. 3.1: Influência da Abertura da Lente (f/#) na Profundidade de Campo (DOF) [16].

3.1.11 C/CS-MOUNT

Estes são os dois tipos de encaixes mecânicos para lentes disponíveis no mercado. Todas as câmeras devem permitir que a lente seja fixada na frente do sensor utilizando um dos dois tipos de encaixe (C-Mount ou CS-Mount [62]). A distância do foco secundário (*back focal*) até o sensor é 17,52 mm para o tipo C-Mount e 12,52 mm para o tipo CS-Mount. Pode-se converter um tipo para o outro através do uso de espaçadores.

3.1.12 PROFUNDIDADE DE CAMPO (DOF)

Profundidade de Campo (DOF) [62] é a máxima profundidade que um objeto pode possuir sem perda de foco. DOF é definida também como a distância máxima que um objeto pode se



mover sem que haja perda de foco. Quando um objeto é colocado fora da distância de trabalho (muito perto ou muito longe) este fica fora de foco, prejudicando, conseqüentemente, tanto a resolução quanto o contraste da câmera. Por esta razão, DOF somente faz sentido se definido para uma dada resolução e contraste. Em geral, DOF pode ser ampliado diminuindo-se a abertura das lentes (i.e, ampliando-se f/#), entretanto a iluminação deve ser proporcionalmente ampliada. A Fig. 3.1 mostra a relação entre a profundidade de campo e a abertura da lente. Uma equação para estimar o valor da profundidade de campo é fornecida em [34]. A Fig. 3.1 mostra uma escala numérica usada para medir a profundidade de campo para uma determinada lente.

Definição:

DOF: Profundidade de Campo.



Fig. 3.1: Medição da Profundidade de Campo (Foco) [16].

3.1.13 SENSIBILIDADE DO SENSOR DA CÂMERA

A seguir, apresenta-se uma curva de resposta de freqüência típica em fotocélulas de câmeras CCD, demonstrando os espectros de freqüência de luz para os quais a câmera é sensível. Todas as câmeras em tons de cinza possuem uma curva de resposta espectral similar (com exceção das versões sem infravermelho – IR). As câmeras coloridas tipicamente possuem um filtro que bloqueia luzes com comprimento de onda acima de 700 nm.





Fig. 3.1: Curva de Resposta Típica de um Sensor CCD [16].

3.1.14 FORMATO DE SINAIS DE VÍDEO

O sinal utilizado pela câmera para transmitir a imagem para outros dispositivos (computador, monitor etc.) é denominado de sinal de vídeo. Este pode ser subdivido de acordo com a sua característica elétrica em sinais analógicos e digitais. Os sinais analógicos possuem a vantagem de serem compatíveis com a maioria dos equipamentos. Os sinais digitais possuem, por sua vez, a vantagem da robustez em relação a ruídos magnéticos, maior resolução dos dados (imagens melhores podem ser transmitidas), maiores taxas de transmissão, capacidade de transmitir outras informações (sinais de sensores, microfone etc.) e maior flexibilidade. A seguir, apresentam-se os principais tipos de sinais de vídeo:

- Sinais Analógicos:
 - Composto (NTSC, EIA): os sinais NTSC (RS-170A/Colorido) e EIA (RS-170A/Monocromático) são os mais comuns e comportam, hoje, a maioria das aplicações;
 - **Y-C (S-Video):** o sinal Y-C separa a imagem em suas componentes básicas e, desta forma, fornece uma qualidade superior para aplicações coloridas;
 - RGB: o sinal RGB também separa a imagem em suas componentes básicas, possuindo características similares ao sinal Y-C, porém com uma resolução maior;
- Sinais Digitais:
 - **RS-422:** padrão de sinal digital diferencial que permite altas taxas de transmissão. Comumente é utilizado para transmissões digitais;
 - Paralelo: a porta paralela foi utilizada inicialmente para a transmissão digital.
 Entretanto, a sua baixa robustez e taxa de transmissão limitam o uso desta tecnologia;



- USB: USB é um padrão de sinal digital serial com alto desempenho desenvolvido recentemente que pode atingir taxas de até 480 Mbits/s, sendo utilizado nas câmeras modernas;
- IEEE 1394 (Firewire): este é outro padrão de sinal digital serial atualmente muito utilizado;
- Camera-Link: este é um padrão de sinal digital desenvolvido por um grupo de fabricantes de câmeras e placas de aquisição, possuindo como vantagem principal, a flexibilidade na transmissão.

Cada tipo de sinal utiliza um tipo específico de conector. A Fig. 3.1 apresenta os conectores comumente utilizados para sinais analógicos.



Fig. 3.1: Conectores Comumente Utilizados em Sinais Analógicos [16].

3.1.15 CONTROLE AUTOMÁTICO DO GANHO (AGC)

Esta é uma opção eletrônica que compensa, automaticamente, casos de níveis de luz com baixa intensidade. O Controle Manual do Ganho é uma opção similar desta e que é usada para adaptar a câmera a mudanças no ambiente, manualmente.

3.1.16 SHUTTER ELETRÔNICO

Esta é uma função eletrônica que controla a quantidade de luz no sistema para prevenir a exposição demasiada dos sensores, formando defeitos na imagem (*blooming*). O *Shutter* funciona em passos incrementais. Para cada incremento do *Shutter*, a iluminação incidente é diminuída em 50%. O *Shutter* diminui o tempo de exposição em oito passos, de 1/60 segundos até 1/10.000 segundos.

3.1.17 CÂMERAS MONOCROMÁTICAS OU COLORIDAS

Quando uma câmera é escolhida para uma aplicação industrial, muitos integradores, instintivamente, selecionam uma câmera colorida porque eles acreditam que as câmeras em tons de cinza possuem qualidade inferior. O que está, entretanto, incorreto. Câmeras monocromáticas possuem uma resolução superior, são menos susceptíveis a ruídos eletromagnéticos, possuem uma maior sensibilidade à luz, e maiores contrastes que as câmeras coloridas na mesma faixa de preço. Embora as imagens coloridas sejam preferidas, os olhos humanos podem perceber diferenças

espaciais de forma mais clara em imagens em tons de cinza, enquanto que as imagens coloridas requerem maior tempo de processamento e não necessariamente possuem mais informações sobre o objeto.

Quando uma imagem colorida de alta resolução é necessária, é melhor utilizar câmeras coloridas com 3 chips (também denominadas Câmeras 3-CCD ou RBG [16]). Através da utilização de 3 sensores CCD, estas câmeras oferecem uma solução melhor dos que as câmeras coloridas de 1 chip em todos as características (exceto preço): possuindo uma alta resolução espacial e resposta dinâmica. A imagem é direcionada para cada sensor utilizando-se prismas e, então, é filtrada para separar as cores básicas: azul, verde e vermelho.

3.2 O SISTEMA ÓPTICO

Nesta seção, os princípios ópticos [3, 16, 34, 46, 48, 62, 69] importantes para sistemas de visão serão apresentados. O sistema óptico é formado por prismas, lentes e espelhos, que orientam a luz refletida (ou refratada) pelo objeto até o sensor da câmera, empregando, em alguns casos, filtros para separar a freqüência luminosa incidente no sensor.

3.2.1 PARÂMETROS ÓPTICOS FUNDAMENTAIS

A Fig. 3.1 e a Fig. 3.2 apresentam alguns parâmetros fundamentais de um sistema óptico [23, 46]. A Fig. 3.1 apresenta, também, os procedimentos para desenhar os feixes luminosos básicos que determinam o comportamento de uma lente.



Fig. 3.1: Parâmetros Ópticos Básicos

Os parâmetros fundamentais são definidos na tabela a seguir (ver Tab. 3.1):

Tab. 3.1: Parâmetros Fundamentais de um Sistema Óptico.

Parâmetro	Descrição
H_{I}	Altura da imagem em relação ao eixo óptico.
Ho	Altura do objeto em relação ao eixo óptico.
D_{I}	Distância da imagem ao centro da lente.
Do	Distância do objeto ao centro da lente.



FI	Distância focal referente à lente mais próxima da imagem.
Fo	Distância focal referente à lente mais próxima do objeto.
F	Distância focal resultante, i.e., do sistema como um todo.
Μ	Magnitude
θ_{I}	Ângulo de abertura do cone de luz incidente na imagem.
$\theta_{\rm O}$	Ângulo de abertura do cone de luz emitido pelo objeto.
α_{I}	Ângulo entre o eixo óptico e o raio que passa pelo F ₁ e atinge o topo da imagem.
αο	Ângulo entre o eixo óptico e o raio que passa pelo F ₀ e atinge o topo do objeto.
Ν	Índice de refração da lente.
R	Raio de curvatura da lente.
Т	Espessura da lente.



Fig. 3.2: Exemplo Prático de um Sistema Óptico.

O comportamento dos feixes luminosos em um sistema óptico pode ser descrito a partir da Equação de Halley [23, 46]:

$$\frac{1}{F} = \left(N - 1\right) \left[\frac{1}{R_I} - \frac{1}{R_O} + T \frac{(N - 1)}{N \cdot R_I \cdot R_O} \right];$$
(eq. 3.20)

Quando uma lente possui uma espessura pequena, comparada à distância do objeto, da imagem ou dos raios de curvatura, diz-se que a lente é delgada. Para tais lentes, considera-se:

$$T \cong 0; \tag{eq. 3.21}$$

Aplicando-se esta suposição na eq. 3.20, obtém-se a seguinte equação para lentes delgadas:

$$\frac{1}{F} = \left(N - 1\right) \left[\frac{1}{R_{I}} - \frac{1}{R_{O}}\right];$$
(eq. 3.22)

A seguir, apresenta-se outra fórmula básica (Lei de Gauss, [23, 46]) para lentes delgadas que relaciona o foco com a distância da imagem e do objeto:

$$\frac{1}{F} = \frac{1}{D_I} + \frac{1}{D_O};$$
 ou $F = \frac{D_I \cdot D_O}{D_I + D_O};$ (eq. 3.23)

A equação da ampliação da lente está definida a seguir [23, 46]:

$$M = \frac{H_I}{H_o} = -\frac{D_I}{D_o};$$
 ou $M = \frac{-F}{D_o - F};$ (eq. 3.24)

Note-se que a magnitude (M) será negativa no caso de uma imagem invertida. Se o resultado da equação é positivo, então a orientação da imagem será a mesma que a do objeto.

Desenvolvimento de um Sistema de Visão para Medir o Desgaste de Flanco de Ferramentas de Corte

Duas lentes, com respectivos focos F_1 e F_2 e distância entre elas D, podem ser combinadas formando uma lente com foco F_{total} , a partir da seguinte equação:

$$F_{total} = \frac{F_1 \cdot F_2}{(F_1 + F_2 - D)};$$
 (eq. 3.25)

A ampliação de um sistema formado por duas lentes, será o produto da ampliação fornecida por cada uma das lentes:

$$M_{total} = M_1 \cdot M_2; \qquad (eq. 3.26)$$

Lentes planas possuem a seguinte característica:

$$F = 2 \cdot R;$$
 (eq. 3.27)

Lentes do tipo DCX [23, 46], por sua vez, apresentam a seguinte característica:

$$F = R_1 = R_2;$$
 (eq. 3.28)

Normalmente, o índice de refração utilizado em lentes comerciais é igual a 1,5, entretanto este valor deve ser verificado na especificação técnica da lente.

$$n = 1,5;$$
 (eq. 3.29)

Analisando as equações (3.11) e (3.24), conclui-se que [25]:

$$M = PMAG; (eq. 3.30)$$

Por esta equação, pode-se formular a seguinte equação para o cálculo do campo de visão:

$$\frac{D_o}{D_I} = \sqrt{\frac{FOV}{SS}} = \frac{FOV_V}{SS_V} = \frac{FOV_H}{SS_H};$$
(eq. 3.31)

Agora, combinando esta equação com a equação da lei de Gauss (eq. 3.23), obtém-se a relação abaixo [25]:

$$D_o = F \cdot \left(1 + \frac{FOV_H}{SS_H} \right)$$
(eq. 3.32)

Note-se a importância desta relação. Através desta, pode-se calcular o campo de visão a partir da distância do objeto (D_o ou WD) ou vice-versa, sendo que este é um dos parâmetros mais importante num sistema de visão.

Quando a distância de trabalho for muito grande, pode-se realizar a seguinte simplificação:

$$\frac{FOV_{H}}{SS_{H}} >> 1;$$
 (eq. 3.33)

$$D_o = F \cdot \frac{FOV_H}{SS_H};$$
 (eq. 3.34)

Desenvolvimento de um Sistema de Visão para Medir o Desgaste de Flanco de Ferramentas de Corte

44

Esta equação pode ainda ser rescrita na seguinte forma, relacionando o campo de visão com o ângulo de visão da câmera (θ_I) [25]:

$$\frac{FOV_H}{D_O} = \frac{SS_H}{F} = 2 \cdot \tan\left(\frac{\theta}{2}\right), \quad (eq. 3.35)$$

3.2.2 ERRO DE PERSPECTIVA (PARALAXE)

Este é um fenômeno que ocorre em lentes convencionais, causando uma mudança na magnitude do objeto quando este se afasta do ponto de melhor foco. Objetos mais próximos parecem ser maiores que objetos afastados. Este problema é resolvido com o uso de lentes telecêntricas [48] (ver Fig. 3.1).



Fig. 3.1: Ilustração do Efeito de Paralaxe e da Lente Telecêntrica [48].

3.2.3 DISTORÇÃO

Distorção é um erro óptico (aberração) na lente que causa uma diferença de magnitude do objeto em diferentes pontos da imagem. Quanto mais afastado é o ponto da imagem, maior será o efeito da distorção (ver Fig. 3.1). Este efeito pode comprometer o resultado gerado por um sistema de visão, principalmente em aplicações envolvendo metrologia. Duas estratégicas básicas são realizadas para minimizar o efeito da distorção. A primeira recomenda que o objeto esteja posicionado no centro da imagem e que as bordas das extremidades da imagem não sejam utilizadas. A segunda utiliza um objeto padrão (disponível no mercado [16]) para calibrar a câmera através da equação a seguir:

Definição:

$PD_{i,j}$:	Distância esperada do ponto (i, j).
$AD_{i,j}$:	Distância real do ponto (i, j).
$D_{i,j}$:	Percentual da distorção em relação ao ponto (i, j).





Fig. 3.1: Ilustração do Efeito da Distorção [16].

3.2.4 FILTROS

Mestrado em Engenharia Elétrica

Os filtros [3, 16] (ver Fig. 3.1) são comumente utilizados para selecionar a freqüência luminosa (Fig. 3.2) que incide sobre o sensor da câmera. A luz pode ser definida como sendo uma onda com uma determinada freqüência (Fig. 3.2). A freqüência da onda determina a cor que ela representa. Se um raio luminoso contiver mais que uma freqüência, a cor resultante será a soma das cores básicas presentes na imagem. Desta forma, a cor branca indica que todas as freqüências luminosas estão presentes e a cor preta indica a ausência de qualquer freqüência luminosa. O olho humano consegue distinguir ondas luminosas dentro do espectro com freqüências de 400 a 750 nm. As câmeras possuem uma sensibilidade à luz diferente do olho humano (ver Fig. 3.1), por isso pode-se, em alguns casos, capturar informações da cena com câmeras que não são perceptíveis a *"olho nu"*. Existem câmeras especiais desenvolvidas para serem sensibilizadas por determinadas freqüências, como câmeras sensíveis a luzes infravermelhas ou a luzes ultravioletas.



Fig. 3.1: Exemplo de Filtros Ópticos.





Fig. 3.2: Ilustração do Espectro Freqüencial da Luz.

Quando se deseja impedir que uma determinada luz sensibilize o sensor, ou melhor, permitir que apenas uma determinada freqüência sensibilize o sensor, emprega-se um filtro compatível com a freqüência luminosa. A Fig. 3.3 mostra um exemplo de aplicação. Neste caso, deseja-se ressaltar os comprimidos azuis dos comprimidos vermelhos. Usando uma câmera monocromática, o contraste entre as duas cores é mínimo, inviabilizando a aplicação. Entretanto, adicionando-se um filtro verde obtém-se quase 100% de contraste, viabilizando a aplicação.



a) imagem em tons de cinza sem filtro. b) imagem em tons de cinza com filtro verde.

Fig. 3.3: Exemplo de uma Aplicação Utilizando o Filtro Verde.

3.2.5 PRISMAS E ESPELHOS

Os prismas são aplicados em sistema de visão para desviar um feixe de luz (ver Fig. 3.1) ou separar as componentes da luz. Os espelhos também podem ser aplicados para desviarem o feixe de

luz com um determinado ângulo. Estes mecanismos são, comumente, empregados em aplicações onde se deseja visualizar duas áreas distintas de uma cena com uma única câmera.



Fig. 3.1: Exemplo da Aplicação de Prismas para Desviar Feixes Luminosos.

3.3 TÉCNICAS DE ILUMINAÇÃO

Nesta seção serão apresentadas as técnicas básicas de iluminação [16, 55] utilizadas em sistemas industriais de visão para ressaltar as características dos objetos e atenuar partes da cena que não interessam a aplicação.

Além da iluminação, diversos fatores afetam a quantidade de luz que incide sobre o sensor da câmera: abertura da lente, magnitude primária, configuração da câmera, tempo de exposição e filtros. Todos estes parâmetros precisam ser ajustados em conjunto e, principalmente, testados *"in locus"* para averiguar se o projeto está de acordo com as especificações.

Qual a iluminação correta para uma determinada aplicação? O projeto do sistema de iluminação é subdividido em três etapas principais:

- 1. determinar a geometria da luz (posição da fonte, direção, intensidade e espectro freqüencial dos feixes de luz) requerida para ressaltar as características do objeto.
- 2. determinar o tipo de fonte luminosa (LED, halogênia, estrobo etc.) mais adequado.
- 3. determinar o tamanho do campo de visão.

No caso da medição do desgaste de flanco, como a ferramenta de corte é, geralmente, composta de metal ou cerâmica, esta possui uma imensa capacidade de refletir a luz, o que dificulta o projeto do sistema de iluminação. Desta forma, apresentar-se-ão aqui as técnicas mais importantes de iluminação, visando a sua aplicação para o caso tratado neste trabalho.

3.3.1 DIRECIONAL (UNILATERAL OU BILATERAL)

Este tipo de iluminação [16, 55] é bastante simples, consistindo na emissão de um feixe luminoso (unilateral ou bilateral) em uma direção fixa com pouca dispersão. Este feixe reflete sobre o objeto, ressaltando algumas propriedades especiais. A Fig. 3.1 mostra uma ilustração e um exemplo deste tipo de iluminação.

47









c) Exemplo 2.

b) Exemplo 1. Fig. 3.1: Iluminação Direcional [16, 55].

Sumário:

- Vantagens: forte e constante, ressaltando características dos objetos.
- **Desvantagens:** sombras e regiões com alto brilho.
- Fonte de Iluminação: fontes de LED's ou fibra óptica.

3.3.2 DIRECIONAL UNILATERAL PERPENDICULAR AO EIXO ÓPTICO

Este é um caso especial da iluminação anterior, formada quando a direção do feixe luminoso é perpendicular ao eixo óptico (ver Fig. 3.1) [16, 55].



a) Ilustração.

b) Exemplo 1.

c) Exemplo 2.

Fig. 3.1: Iluminação Direcional Unilateral Perpendicular ao Eixo Óptico [16, 55].

Sumário:

- Vantagens: forte e constante, ressaltando características dos objetos.
- **Desvantagens:** sombras e região com alto brilho na imagem.
- Fonte de Iluminação: fontes de LED's ou fibra óptica.

3.3.3 ANEL LUMINOSO

O Anel Luminoso (ver Fig. 3.1) é formado por uma fonte luminosa no formato de anel [16, 55], fixada junto à lente da câmera. Esta estratégia fornece uma iluminação forte, barata e com direção paralela ao eixo óptico.





Fig. 3.1: Iluminação em Anel [16, 55].

Sumário:

- Vantagens: forte e constante, paralela ao eixo óptico, reduz sombras, fácil instalação.
- **Desvantagens:** pode formar um círculo mais iluminado em superfícies reflexivas, iluminando mal no centro e intensivamente nas extremidades.
- Fonte de Iluminação: fontes de LED's ou fibra óptica.

3.3.4 FUNDO ESCURO (DARKFIELD)

A iluminação de Fundo-Escuro (*Darkfield*) é um tipo especial de iluminação direcional, onde a luz é emitida de diversas direções [16, 55], entretanto, sempre perpendicular ao eixo óptico. A Fig. 3.1 ilustra bem esta característica, onde a luz é emitida em todas as direções radiais do plano do campo de visão mas sempre perpendicular ao eixo da câmera. Este tipo de iluminação é muito útil para inspeções de objetos com superfícies em alto relevo. Um exemplo deste tipo de aplicação é fornecido na Fig. 3.2.



Fig. 3.1: Iluminação de Fundo-Escuro (ou Darkfield) [16, 55].





Fig. 3.2: a) Exemplo com Anel Luminoso. b) Exemplo com Fundo-Escuro (*Darkfield*). Sumário:

- Vantagens: grande contraste para superfícies transparentes ou em alto relevo.
- Desvantagens: difícil de instalar em alguns casos, devido à proximidade do objeto.
- Fonte de Iluminação: fontes de LED's ou fibra óptica com adaptador (prismas e espelhos).

3.3.5 AXIAL DIFUSA

Na iluminação difusa axial (ver Fig. 3.1), o feixe luminoso é emitido com um ângulo quase perpendicular ao eixo óptico [16, 55]. Este feixe luminoso é, então, refletido por um difusor incidindo sobre o objeto. Uma segunda parte do feixe luminoso é refratado pelo difusor, atingindo o sensor da câmera. Esta estratégia faz com que as superfícies perpendiculares ao eixo óptico apareçam uniformemente iluminadas na imagem, enquanto que as demais ficam escuras. Desta forma, esta iluminação é muito utilizada para medições em superfícies planas.



Fig. 3.1: Iluminação Axial Difusa [16, 55].

Sumário:

• **Vantagens:** iluminação uniforme para superfícies planas, sem sombras, compacta, forma imagens com grande qualidade e repetibilidade.

- **Desvantagens:** pouca intensidade luminosa incidente no objeto, devido ao difusor e não distingue características em alto relevo na imagem.
- Fonte de Iluminação: fontes de LED's ou fibra óptica com difusores.

3.3.6 FRONTAL DIFUSA

Esta iluminação é muito semelhante à técnica anterior (ver item 3.3.5), diferenciando-se na forma de como a iluminação difusa é formada [16, 55]. A iluminação, neste caso, é formada por várias fontes luminosas (Fig. 3.1) que emitem os feixes luminosos com ângulos variados entre 0° e 45° com o eixo óptico. Então, estes raios são refletidos na direção do sensor da câmera. A grande diferença é a não utilização do elemento difusor, o que aumenta a intensidade luminosa da imagem. As aplicações são similares ao caso anterior.





51

b) Exemplo.

Fig. 3.1: Iluminação Frontal Difusa [16, 55].

Sumário:

- Vantagens: iluminação boa para superfícies planas, poucas sombras.
- **Desvantagens:** não distingue características em alto relevo na imagem e requer várias fontes de iluminação.
- Fonte de Iluminação: fontes de LED's, fluorescentes, dicróica e fibra óptica.

3.3.7 ILUMINAÇÃO DE FUNDO (BACKLIGHT)

Esta técnica de consiste em posicionar o módulo de iluminação atrás do objeto [16, 55], emitindo a luz em direção à câmera passando pelo objeto no campo de visão (ver Fig. 3.1). Os feixes luminosos devem ser paralelos ao eixo óptico. Desta forma, esta técnica é muito útil para aplicações de metrologia e para análise de objetos translúcidos (ver lâmpada na Fig. 3.1).

Sumário:

- Vantagens: medição de contornos de objetos e análise de objetos translúcidos.
- **Desvantagens:** não permite análise da superfície do objeto, pois esta não é iluminada.
- Fonte de Iluminação: fontes de LED's, fluorescentes e fibra óptica.





3.3.8 ILUMINAÇÃO LINEAR (STRUCTURED OU LINE GENERATING)

Um conjunto de LEDs é agrupado linearmente, formando uma fonte que produz uma linha iluminada sobre o objeto (ver Fig. 3.1). Através da movimentação desta linha ou do objeto, pode-se analisar as características da forma do objeto em alto relevo [16, 55].







b) Exemplo 1. c) F Fig. 3.1: Iluminação Linear [16, 55].

c) Exemplo 2.

Sumário:

- Vantagens: medição de características da forma do objeto em alto relevo.
- **Desvantagens:** requer potentes fontes de iluminação, difícil calibração e complexo sistema de deslocamento e de sincronização.
- Fonte de Iluminação: normalmente fontes de LED's, porém, a fibra óptica com espelhos e prismas também pode ser utilizada.

3.3.9 DIA NUBLADO (CLOUDY DAY)

A técnica de iluminação Dia Nublado (*Cloudy Day*) é assim denominada pois esta imita o comportamento da atmosfera em um dia nublado [16, 55], ou seja, uma iluminação uniformemente distribuída em todas as direções que incidem sobre o objeto (ver Fig. 3.1). Este comportamento é


obtido através da projeção da luz em uma cúpula semi-esférica, que, por sua vez, distribui a luz em várias direções. A luz é emitida da base da cúpula contra a sua parede e outra pequena parte advém de uma fonte superior, do tipo axial difusa, para evitar que o centro do objeto possua uma atenuação na iluminação devido ao espaço necessário para colocar a câmera.



a) Ilustração.
b) Ilum.: Anel Luminoso.
c) Ilum.: Dia Nublado.
d) Produto [55].
Fig. 3.1: Iluminação Dia Nublado (*Cloudy Day*) [16, 55].

Esta iluminação é muito importante para superfícies complexas (não planas), devido às diferentes direções com que os feixes luminosos atingem o objeto. Esta é, também, muito utilizada em superfícies muito reflexivas e como uma fonte difusa extremamente eficiente.

Sumário:

- Vantagens: iluminação difusa e uniforme, para objetos com formas complexas e reflexivas.
- Desvantagens: custo alto e difícil instalação (espaço de trabalho reduzido).
- Fonte de Iluminação: LED's, fibra óptica e lâmpadas fluorescentes.

3.3.10 POLARIZADA

A iluminação polarizada (ver Fig. 3.1, [16, 55, 81]) é, na verdade, uma técnica de filtragem dos raios luminosos, podendo ser empregada com as demais técnicas de iluminação apresentadas anteriormente. Com o auxílio de filtros polarizadores (um posicionado na frente da fonte luminosa e outro na frente da câmera), esta técnica faz com que somente feixes luminosos em uma direção específica incidam sobre o sensor da câmera. Desta forma, feixes luminosos provindos de outras direções distintas são impedidos de sensibilizar o sensor da câmera.

Desta forma, a iluminação polarizada aumenta o contraste do sistema de visão, evita que fontes de iluminação do ambiente prejudiquem o sistema e, ainda, pode ser utilizado para avaliar a deformação em materiais translúcidos (ver Fig. 3.1).





Polarizador. Polarizador. Fig. 3.1: Iluminação Polarizada [16, 55]. d) Deformação.

No próximo capítulo (cap. 4), apresentam-se as técnicas de processamento de imagens empregadas no projeto deste sistema de visão.





4 TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS

Quando a imagem é digitalizada (ver item 3.1), ela é armazenada na memória do computador na forma de uma matriz de dados, onde cada elemento representa um pixel da imagem. Esta matriz numérica é, então, processada pelo computador para extrair as informações desejadas da imagem. Neste capítulo serão apresentadas as técnicas de processamento de imagens aplicadas no projeto deste sistema de visão para extrair as informações das imagens. O objetivo aqui não é o de descrever os algoritmos em detalhes, mas sim, apresentar as suas principais características e os resultados da aplicação destes sobre imagens.

4.1 IMAGEM E ROI

Imagem digital, como foi dito anteriormente, é uma matriz numérica onde cada elemento representa a intensidade luminosa em um determinado ponto [35]. ROI (*Region Of Interest*) caracteriza-se como um segmento desta imagem, ou uma sub-imagem. A Fig. 4.1 apresenta um exemplo de ROI. Nota-se que o centro da imagem foi selecionado em uma sub-imagem, facilitando a análise desta parte da imagem.



Fig. 4.1: Exemplo de uma ROI Sobre Outra ROI.

As ROIs servem, justamente, para separar partes da Imagem para serem analisadas segundo algoritmos específicos. Existem dois tipos de ROI:

 ROI Normal: esta copia a região da imagem selecionada para uma nova imagem (nova matriz de dados) com as dimensões da área selecionada, permitindo que operações sejam executadas sobre esta parte da imagem sem afetar a imagem original. Esta também é denominada como ROI Primária ou ROI Pai;

2. ROI Virtual: esta representa uma determinada região da imagem sem realizar uma cópia (utiliza a mesma matriz de dados que a imagem original), ou seja, operações realizadas sobre esta ROI alteram o conteúdo da imagem de referência na região que a ROI representa. Esta também é denominada como ROI Secundária ou ROI Filha.

Outra característica da ROI é a sua hierarquia múltipla, i.e., cria-se uma ROI referenciando-se uma região da imagem. Entretanto, pode-se criar uma segunda ROI referenciando-se uma região de uma ROI pré-existente (ver Fig. 4.1). Isto significa que pode-se referenciar ROI em relação umas com as outras e em relação com imagens.

4.2 OPERAÇÕES BÁSICAS

Uma das operações mais simples realizadas sobre imagens em Sistemas de Visão são operações aritméticas e lógicas [27, 32, 35, 82] entre imagens e entre imagens e um valor constante. Como as imagens digitais são na verdade matrizes numéricas, geralmente com valores inteiros, pode-se aplicar a estas todos os tipos de operações efetuadas com matrizes.

Uma característica que diferencia as operações de imagens das operações com matrizes é a forma como a saturação é implementada. Quando os pixels de uma imagem são processados por uma determinada operação, se o valor resultante for maior que a resolução da imagem, o valor será saturado no valor máximo suportado pela imagem. Da mesma forma ocorre se o resultado da operação ultrapassar o limite mínimo, sendo, portanto, saturado para o valor mínimo. Por exemplo, suponha que uma imagem monocromática com resolução de 8 bits (0 – 255 tons de cinza) seja multiplicada por 2. Todos os pixels que possuírem valores iniciais superiores a 123, terão os seus valores finais (resultado da operação) saturados em 255, pois este é o valor máximo suportado pela resolução da imagem. Esta característica serve para manter a coerência das informações na imagem.

As operações lógicas consideram que um pixel possui valor 'verdadeiro' se o seu conteúdo for diferente de '0'(zero), senão o valor será 'falso'. O resultado da operação é sempre uma imagem binária, onde os pixels com conteúdos verdadeiros assumem o valor máximo (255, em uma imagem em tons de cinza com resolução de 8 bits) e os pixels com conteúdos falsos assumem o valor '0'.

A seguir, apresentam-se algumas das operações básicas comumente realizadas com imagens:

• Cópia: copiar uma imagem para outra imagem;

- 57
- Soma: somar os pixels de duas imagens com dimensões idênticas, ou pixels de uma imagem com uma constante;
- **Subtração:** realiza a subtração dos pixels de duas imagens com dimensões idênticas, ou pixels de uma imagem com uma constante;
- Inversão: este algoritmo inverte uma imagem, ou seja, os pixels com cor 'branca' passam a conter a cor 'preta' e vice-versa (cálculo do complemento). Em uma imagem com 255 tons de cinza, este algoritmo opera da seguinte forma: valor_do_pixel(x) = 255 valor_do_pixel(x); Um algoritmo semelhante é aplicado no caso de imagens coloridas;
- Multiplicação: multiplicação de uma imagem por outra ou por um valor constante;
- **Operação Binária &:** realiza-se uma operação binária & entre os pixels de duas imagens ou entre os pixels de uma imagem e uma constante;
- **Operação Binária OR:** realiza-se uma operação binária OR entre os pixels de duas imagens ou entre os pixels de uma imagem e uma constante;
- **Operação Binária XOR:** realiza-se uma operação binária XOR ("ou exclusivo") entre os pixels de duas imagens ou entre os pixels de uma imagem e uma constante;
- Operação Binária NOT: operação idêntica a inversão da imagem, ou seja, calcula o complemento desta;
- Mínimo: retorna o valor mínimo presente em uma imagem;
- Máximo: retorna o valor máximo presente em uma imagem;
- Soma dos Pixels: soma o valor de todos os pixels presentes na imagem;
- Num. dos Pixels Nulos: calcula quantos pixels na imagem possuem o valor '0';
- Num. dos Pixels Não Nulos: calcula quantos pixels na imagem possuem os valores diferentes de '0';
- Média: calcula a média dos valores de todos os pixels presentes na imagem.
- Desvio padrão: calcula o desvio padrão dos valores de todos os pixels presentes na imagem;
- Norma: calcula a norma dos valores dos pixels presentes na imagem, tanto a norma simples com a norma da diferença em relação a outro valor (constante ou outra imagem);
- **Operação Lógica &:** realiza-se uma operação lógica & entre os pixels de duas imagens ou entre os pixels de uma imagem e uma constante;
- **Operação Lógica OR:** realiza-se uma operação lógica OR entre os pixels de duas imagens ou entre os pixels de uma imagem e uma constante;

- **Operação Lógica XOR:** realiza-se uma operação lógica XOR entre os pixels de duas imagens ou entre os pixels de uma imagem e uma constante;
- Igualdade: operação lógica para dizer se duas imagens são idênticas ou se uma imagem é idêntica ao valor de uma constante (todos os pixels são idênticos a esta constante);
- Maior Que: indica se todos os pixels de uma imagem são maiores que os pixels de outra imagem ou maiores que uma constante;
- Menor Que: indica se todos os pixels de uma imagem são menores que os pixels de outra imagem ou menores que uma constante;

4.3 TRANSFORMAÇÕES GEOMÉTRICAS

Transformações geométricas [27, 32, 35] são utilizadas para alterar a posição dos pixels de uma imagem sem, entretanto, alterar o valor de intensidade representado por estes (ver Fig. 4.1).

Considerando uma imagem como sendo um espaço vetorial definido por uma base ortonormal cartesiana (por exemplo, pelos vetores (1,0) e (0,1)) pode-se alterar a posição do pixels na imagem através de uma transformação linear.





Fig. 4.1: Exemplo de Translação e Rotação de uma Imagem.

As seguintes operações são implementadas através de transformações na base vetorial que representa uma imagem:

- **Zoom:** este algoritmo amplia/reduz a resolução da imagem, i.e., amplia/reduz o número de pixels utilizados para representar um objeto. Esta função é degenerativa, ou seja, algumas informações da imagem podem ser perdidas.
- **Translação:** este algoritmo translada uma imagem inteira em qualquer uma das direções de suas dimensões (horizontal ou vertical, ver Fig. 4.1).
- **Rotação:** este algoritmo rotaciona uma imagem a partir de qualquer ângulo e ponto de referência (eixo de rotação, ver Fig. 4.1) fornecido.

A seguinte equação implementa uma transformação linear genérica, podendo ser aplicada aos casos apresentados acima:

Desenvolvimento de um Sistema de Visão para Medir o Desgaste de Flanco de Ferramentas de Corte

$$x' = \alpha[0][0] \cdot x + \alpha[0][1] \cdot y + \alpha[0][2];$$

$$y' = \alpha[1][0] \cdot x + \alpha[1][1] \cdot y + \alpha[1][2];$$
(eq. 4.1)

Se após a execução desta operação algum pixel da imagem ficar posicionado fora das dimensões desta, este pixel será perdido. Se, no entanto, algum pixel novo for inserido, este conterá um valor padrão a ser fornecido pelo usuário da biblioteca.

4.4 THRESHOLD

Threshold [27, 32, 35] é uma técnica desenvolvida para aumentar o contraste de um objeto em relação ao fundo da imagem, ou seja, ressaltar o objeto em relação ao fundo.

Threshold consiste em analisar a imagem, definindo um valor mínimo ou máximo de intensidade luminosa para que um pixel pertença a um objeto. Valores fora deste patamar, serão apagados da imagem e valores dentro do intervalo serão ressaltados ou mantidos.

$$I'(i,j) = \begin{cases} 255; & if(I(i,j) > Threshold) \\ 0; & else \end{cases}$$
(eq. 4.2)

Normalmente, utiliza-se como referência um valor mínimo de intensidade (eq. 4.2). Pixels com intensidade menor que este valor, recebem o valor nulo ('0') de intensidade. Pixels com intensidade acima deste valor, recebem o valor máximo ('255', em uma imagem de 8 bits de resolução) de intensidade. A Fig. 4.1 mostra um exemplo de uma imagem analisada com o algoritmo de threshold, onde o valor de intensidade luminosa utilizado como referência é igual a '92'.



a) Original.



b) Intensidade Luminosa Plotada em 3D (Renderização).



c) Após o Threshold.

Fig. 4.1: Exemplo de uma Imagem após a Operação de Threshold.

4.4.1 THRESHOLD ADAPTATIVO

Threshold adaptativo [32] nada mais é que um tipo especial de *threshold*, onde os patamares mínimo e máximo de intensidade luminosa são definidos a partir de dados estatísticos da imagem. Nesta técnica, procura-se localizar parâmetros de *threshold* que otimizem o processo de separação dos pixels pertencentes ao fundo da imagem em relação aos pixels do objeto.



4.5 FILTROS (CONVOLUÇÕES)

Filtros [27, 32, 35, 82] são transformações aplicadas na imagem considerando o valor de um determinado pixel e de seus vizinhos. Os filtros produzem diferentes tipos de efeitos sobre a imagem, alguns efeitos são listados a seguir:

- atenuar ruídos na imagem;
- suavizar imagens;
- segmentar regiões com valores de intensidade parecidos;
- detectar contornos na imagem.

Os filtros são, geralmente, implementados através de convoluções sobre a imagem. Convolução [27, 32, 35, 82] é uma operação sobre imagens que utiliza uma máscara (núcleo de convolução ou *kernel*) para processar um determinado pixel, considerando o valor deste e de seus vizinhos na imagem.

A Fig. 4.1 apresenta uma ilustração da técnica de convolução. A Fig. 4.1a mostra uma matriz que representa uma imagem monocromática 5x8, com 8 bits de resolução. Deseja-se aplicar uma convolução nesta imagem utilizando uma máscara de tamanho 3x3. Desta forma, cria-se uma matriz 3x3 contendo os valores a serem utilizados pela máscara de convolução (ver Fig. 4.1c). A imagem resultante é calculada a partir da equação:

$$I'(x,y) = \frac{\sum_{i=0}^{3} \sum_{j=0}^{3} \left(a(i,j) \cdot I(x+i-1,y+j-1) \right)}{\sum_{i=0}^{3} \sum_{j=0}^{3} a(i,j)}; \quad (eq. 4.3)$$

Por exemplo, o valor do pixel (2,4) após esta convolução, será:

$$I'(2,4) = \frac{50 + 150 + 100 + 200 + 5 \cdot 255 + 150 + 150 + 100 + 100}{13} = 175;$$
(eq. 4.4)

Assim, calcula-se esta equação para todos os elementos da matriz da imagem, gerando a imagem resultante.

a20 a21 a22

a10 a11 a12

a00 a01 a02

7	10	10	25	10	10
	50	50	50	50	10
	10	50	150	100	25
	10	200	255	150	25
	50	150	100	100	20
	10	100	50	50	10
	10	10	10	10	10
0	0				4

1	1	1
1	5	1
1	1	1



a)Exemplo de imagem. b)Núcleo de Convolução. c)Exemplo de Convolução 3x3.

Fig. 4.1: Exemplificação da Convolução.

A partir do princípio da convolução, implementa-se uma série de filtros conhecidos apenas definindo-se a matriz de convolução apropriada.

Os seguintes filtros são aplicados neste sistema de visão:

- **Sobel:** este filtro aplica um operador de derivada na imagem, ressaltando os cotornos. Entretanto, ruídos presentes na imagem são amplificados;
- Laplace: este filtro também aplica um operador de derivada na imagem, ressaltando os seus contornos. Entretanto, ruídos presentes na imagem são amplificados;
- **Min:** este é um filtro não-linear. Ele substitui o valor de determinado pixel pelo valor do pixel com menor intensidade na sua vizinhança de convolução;
- Max: este é um filtro não-linear. Ele substitui o valor de determinado pixel pelo valor do pixel com maior intensidade na sua vizinhança de convolução;
- Média: este é um filtro não-linear. Ele substitui o valor de determinado pixel pelo valor médio contido nos pixels da sua vizinhança de convolução
- **Gauss:** este é um filtro muito utilizado para suavizar imagens e atenuar ruídos, utilizando uma curva de Gauss para calcular os ganhos da matriz de convolução.

Canny [32, 35, 82] (ver Fig. 4.2) é um algoritmo especial de filtragem que utiliza um conjunto de operações de processamento de imagens para suavizar ruídos e obter bordas bem definidas. Simplificadamente, o algoritmo Canny aplica as seguintes operações sobre imagens:

- Suavização da Imagem: a imagem é suavizada utilizando um filtro gaussiano, atenuando ruídos da imagem;
- 2. **Derivação:** a imagem resultante do passo anterior é derivada nas direções x e y, ressaltando o valor dos contornos existentes;
- 3. Supressão de Pixels Não-Máximos: todo ponto pertecente a uma borda, será um máximo local após o cálculo das derivadas. Seguindo este raciocínio, pixels que não representam máximos locais, não são considerados como pontos pertencentes a bordas e, por isso, são suprimidos da imagem.
- 4. Threshold: aplica-se, ainda, um algoritmo de threshold para separar os pontos finais que representam contornos dos demais. Este é um algoritmo especial de threshold, que além de considerar o valor do próprio pixel, também considera os valores dos seus vizinhos.





Fig. 4.2: Exemplos de Aplicações do Filtro Canny.

4.6 **OPERADORES MORFOLÓGICOS**

Define-se Morfologia como a forma e a estrutura de um objeto, ou ainda, os arranjos e inter-relacionamentos entre as partes de um objeto. Morfologia digital é uma estratégia para descrever e analisar a forma de um objeto digital.

Operadores morfológicos [27, 32, 35, 71, 82] realizam um conjunto de operações a partir da sobreposição (ou subtração) da forma de uma imagem pela forma de um elemento estruturante (outra imagem). O elemento estruturante está para a morfologia assim como o núcleo de convolução (*kernel*) está para teoria de filtragem linear.

A Fig. 4.1 apresenta os dois tipos principais de operações morfológicas: dilatação e erosão. Tanto o conjunto de pixels em 'A' quanto o conjunto de pixels em 'B' podem ser considerados como sendo uma imagem, entretanto 'A' é usualmente considerado com sendo a imagem a ser analisada e 'B' como sendo o elemento estruturante.



Fig. 4.1: a) Imagens A e B.b) Dilatação D(A,B).c) Erosão E(A,B).

A operação morfológica de dilatação, em geral, faz com que o objeto dilate, enquanto que a erosão faz com que o objeto encolha. O modo e a proporção (magnitude) da expansão ou redução da imagem dependem, necessariamente, do elemento estruturante 'B'. Aplicar uma dilatação ou erosão numa imagem sem especificar um elemento estruturante não causará nenhum efeito nesta. Os dois elementos estruturantes mais comuns (olhando num plano cartesiano) são os conjuntos 4-conexões e 8-conexões, 'N4' e 'N8' (ver Fig. 4.2).







Fig. 4.2: Os Elementos Estruturantes Padrão N4 e N8, Respectivamente.

Pode-se, ainda, combinar a dilatação com a erosão para construir operadores mais importantes:

- Abertura (*Open*): definida como uma erosão seguida de uma dilatação. Esta operação ressalta furos internos do objeto e tende a separar elementos na extremidade do objeto (ver Fig. 4.3a);
- Fechamento (*Close*): definida como uma dilatação seguida de uma erosão. Esta operação tende a fechar furos internos no objeto e a conectar elementos na extremidade do objeto (ver Fig. 4.3b);
- Acerto e Erro (*Hit and Miss*): aplica os operadores de abertura e fechamento para ressaltar os contornos do objeto (ver Fig. 4.3d);
- **Grandiente:** aplica os operadores de abertura e fechamento de forma a calcular o gradiente da imagem (ver Fig. 4.3d);
- **Top-Hat:** aplica os operadores de abertura e fechamento para ressaltar os contornos do objeto, principalmente no caso de objetos claros com fundo escuro;
- **Black-Hat:** aplica os operadores de abertura e fechamento para ressaltar os contornos do objeto, principalmente no caso de objetos escuros com fundo claro.















b) Fechamento.

c) Exemplo 1.

d) Acerto e Erro.

Fig. 4.3: Exemplo de Aplicações de Morfologia.

4.7 DETECÇÃO DE FORMAS GEOMÉTRICAS BÁSICAS

A detecção de formas geométricas é utilizada para localizar, em uma imagem, padrões de formas com uma geometria bem-definida tais como: retas, círculos e elipses.

Primeiro, aplica-se um conjunto de técnicas de processamento da imagem para destacar somente os pontos que definem as formas. Estas técnicas buscam destacar os contornos da imagem, através de filtros de derivada, segmentação e *threshold*. Com os contornos da imagem destacados

(valores bem maiores que os pixels de fundo), empregam-se os algoritmos de detecção de formas para determinar as formas existentes na imagem.

4.7.1 INTERPOLAÇÃO LINEAR

Interpolação [32, 35, 82] é a técnica mais conhecida para detectar formas. Dado um conjunto de pontos conhecidos, utiliza-se a interpolação para localizar a curva (ou o polinômio) que melhor representa este conjunto de pontos. Na prática, a técnica procura pela equação da curva (ou polinômio) que minimiza a distância deste polinômio aos pontos fornecidos.

Esta técnica é muito utilizada para calcular a reta que melhor representa um conjunto de pontos, utilizando o método da mínima distância ao quadrado (*Least Square Distance*) [32, 35]. A seguir, apresenta-se como o algoritmo realiza a interpolação por uma reta.

Dado a equação da reta,

$$y = \alpha \cdot x + \beta; \qquad (eq. 4.5)$$

obtém-se a equação da reta que passa por um conjunto de pontos, através da equação:

$$\alpha = \frac{\sum x \cdot y - \left(\frac{\sum x \cdot \sum y}{n}\right)}{\sum x \cdot x - \left(\frac{\sum x \cdot \sum x}{n}\right)};$$
(eq. 4.6)
$$\beta = \frac{\sum y}{n} - \left(\alpha \cdot \frac{\sum x}{n}\right);$$

Este método produz bons resultados, quando os pontos fornecidos aproximam-se de uma reta. Caso uma parte destes pontos não pertença à reta procurada, estes pontos influenciam o resultado negativamente, de forma que a reta gerada minimizará a distância a todos os pontos mas poderá não definir, corretamente, a forma desejada.

Por este motivo, é importante utilizar o conhecimento "*a priori*" da cena, para definir regiões (ROI) que representam, claramente, uma reta e aplicar este algoritmo somente nos pontos que pertençam a esta região.

Entretanto, no caso dos pontos formarem uma reta com ângulo de inclinação próximo a 90°, a solução do problema de interpolação torna-se *"mal condicionada"*, resultando em uma interpolação imprecisa e de má-qualidade. Para evitar que isto ocorra, realiza-se uma transformação linear antes de realizar a interpolação:

$$y'=x;$$

 $x'=y;$ (eq. 4.7)

a equação da reta, passa a ser escrita na forma:

Desenvolvimento de um Sistema de Visão para Medir o Desgaste de Flanco de Ferramentas de Corte

65

$$y' = \alpha' \cdot x' + \beta';$$
 (eq. 4.8)

Os parâmetros da nova reta são calculados usando-se a mesma equação 4.6, porém ajustada para os novos parâmetros.

Por fim, realiza-se a transformação inversa, obtendo-se os parâmetros reais da reta através da equação:

$$\alpha = \frac{1}{\alpha'};$$

$$\beta = -\frac{\beta'}{\alpha'};$$
(eq. 4.9)

4.7.2 TRANSFORMADA DE HOUGH

Paul Hough desenvolveu a transformada de Hough [35, 47, 82] em 1962 para detectar formas geométricas que são facilmente parametrizadas (linhas, círculos, elipses etc.) em imagens computacionais binárias.

Inicialmente, a imagem precisa ser processada a fim de ressaltar apenas os pontos que definem essas formas. Deste modo, aplicam-se algoritmos de filtragem derivativa para ressaltar apenas os pontos que pertençam a contornos. Após esta análise, os pontos com intensidade maior que zero ('0') são armazenados em um conjunto.

Em seguida, define-se qual a equação que melhor representa o conjunto de pontos a serem processados. Suponha-se, por exemplo, que estes pontos podem ser representados por uma reta. Portanto, poder-se-ia utilizar a seguinte equação:

$$y = \alpha \cdot x + \beta; \qquad (eq. 4.10)$$

A partir da equação geométrica utilizada, constrói-se uma tabela (com dimensão igual ao número de parâmetros) denominada de acumulador, representando os possíveis valores que estes parâmetros podem assumir. Estes parâmetros podem assumir quaisquer valores do conjunto de Números Reais. Por este motivo, faz-se necessário limitar o espaço dos parâmetros válidos, definindo os valores máximos e mínimos, bem como definindo uma resolução máxima admissível. A Fig. 4.1a mostra um exemplo de um acumulador onde os parâmetros foram limitados a um valor máximo igual a '5', um valor mínimo igual a '-5' e uma resolução igual a '1,0'.

Uma vez que o acumulador está pronto, pegam-se os dois primeiros pontos do conjunto de contornos do objeto (definido anteriormente) e calcula-se a reta que passa por eles. Analisando-se os parâmetros da reta calculada, incrementa-se o contador do acumulador na posição que corresponde a esta reta. Este procedimento é repetido para todos os possíveis pares de pontos pertencentes ao conjunto contendo os contornos do objeto. Ao final deste procedimento, as posições no acumulador que possuírem um valor acumulado maior que um número de referência



mínimo (parâmetro da transformada de Hough) representarão retas definidas sobre a imagem. A Fig. 4.1b ilustra este caso, onde o elemento (-3,1) possui valor acumulado igual a '10', indicando que a imagem original possui uma reta definida pela eq. 4.11 que passa por, pelo menos, '10' pontos do contorno do objeto.



Fig. 4.1: Exemplo de um Acumulador de Parametrização da Transformada Hough.

$$y = -3 \cdot x + 1;$$

```
(eq. 4.11)
```

Um resultado mais preciso e eficiente pode ser obtido utilizando-se coordenadas polares para a representação de uma reta. A eq. 4.12 apresenta a equação polar de uma reta, onde ' ρ ' e ' θ ' são, respectivamente, o comprimento e a orientação do vetor normal a reta (ver Fig. 4.2a). Neste caso, o acumulador será construído utilizando-se os parâmetros ' ρ ' e ' θ '.



Fig. 4.2: Exemplo da Transformada Hough Aplicada à Equação Polar da Reta.

A transformada Hough pode ser ainda utilizada para detectar elipses e círculos em uma imagem (ver Fig. 4.3), aplicando-se a mesma estratégia, porém utilizando as equações geométricas correspondentes.

Existem outros algoritmos derivados da transformada Hough que utilizam dados estatísticos da imagem para acelerar o algoritmo de detecção de formas.



Fig. 4.3: Ilustração da Transformada Hough Aplicada a Elipses.

4.8 SEGMENTAÇÃO

Segmentação é uma técnica utilizada para dividir a imagens em partes (segmentos) distintas de acordo com algum padrão de semelhança. Dentre os parâmetros de uma imagem utilizados para a segmentação, pode-se destacar os seguintes mais importantes: intensidade luminosa, tonalidade de cor, textura, contornos e espectro de freqüência. A Fig. 4.1 apresenta um exemplo de uma imagem segmentada de acordo com a intensidade luminosa da imagem.







Existem diversas técnicas para segmentar uma imagem. Entretanto, como apenas a técnica de segmentação piramidal estava disponível para aplicação neste trabalho, descrever-se-á aqui somente esta técnica. Outras técnicas podem ser avaliadas a partir das seguintes referências [27, 32, 45].

4.8.1 ARQUITETURA PIRAMIDAL

A Arquitetura piramidal [27, 32, 45] surgiu como tipo de organização alternativa para o processamento digital de imagens em uma arquitetura paralela. Nesta estratégia, os elementos de processamento são arranjados em planos de forma hierárquica, compondo uma estrutura na forma de pirâmide. Cada plano tem uma dimensão menor do que o plano anterior. Cada elemento de processamento está interconectado com os vizinhos no seu plano e, verticalmente, com o seu elemento superior (*"pai"*) e com os seus descendentes (*"filhos"*), que se encontram nos planos superior e inferior respectivamente. A Fig. 4.1a mostra a topologia típica de um elemento de



processamento, ilustrando as suas conexões. As setas '1' a '4' representam as conexões de um elemento de processamento com seus *"filhos"*, a seta 'P' representa a conexão com seu *"pai"* e as setas 'N', 'S', 'L' e 'O' as conexões com os vizinhos de plano. Já a Fig. 4.1b apresenta a conexão de um elemento de processamento com outros 4 elementos, formando uma pirâmide de dois níveis.





a) Topologia de um Elemento de Processamento.

b) Exemplo de uma Pirâmide de 2 Níveis.

Fig. 4.1: Ilustração de uma Arquitetura Piramidal.

No processamento de imagens, cada nível da pirâmide pode ser compreendido como uma representação em maior ou menor resolução em relação à imagem original (ver a Fig. 4.3). A arquitetura piramidal pode ser construída com diferentes topologias, entretanto, a mais usual é a do tipo "*quad-tree*" [9]. Nesta topologia em árvore, cada nó liga-se a '4' outros nós no nível subseqüente (ver Fig. 4.2). Desta forma, em aplicações de processamento de imagens, pode-se facilmente calcular a redução na resolução da imagem pela aplicação de operações de média local.



Fig. 4.2: Representação de Dados em "Quad-Tree".

Com esta topologia, a cada nível que se avança na árvore de dados, a imagem tem as suas dimensões (largura e altura) reduzidas pela metade. Por esta razão, este método reduz a quantidade de espaço necessária para o armazenamento da imagem. Em muitos casos, uma grande proporção da imagem apresenta áreas com baixas variações de intensidade, o que permite ao algoritmo descartá-las sem grande perda da qualidade. A Fig. 4.3 apresenta um exemplo de aplicação da arquitetura piramidal em uma imagem.

Algoritmos escritos para esta estrutura utilizam a capacidade de propagação das informações do ápice para a base da pirâmide ou vice-versa, possibilitando assim a execução eficiente de transformadas, como também operações de segmentação e detecção de movimento. Devido à forma como os dados são representados hierarquicamente, esta arquitetura é aplicada



também na execução de filtragem e compressão de dados. A seguir, apresenta-se uma lista com aplicações possíveis de serem implementadas em arquitetura piramidal [27, 32, 45]: suavização, eliminação de ruído, detecção de gradientes, detecção de bordas, detecção de texturas, compressão e processamento local de imagens.



a) 256x256.

Fig. 4.3: Representação da Imagem por Pirâmides em Níveis de Resolução Diferentes.

4.8.2 PIRÂMIDE GAUSSIANA E LAPLACIANA

Dentro do escopo das aplicações da arquitetura piramidal no processamento de imagens digitais, duas operações básicas são definidas [27, 32, 45], das quais as demais aplicações são derivadas:

- Construção da Pirâmide Gaussiana;
- Construção da Pirâmide Laplaciana;

A pirâmide gaussiana é calculada da seguinte forma:

- 1. A imagem original (G_0) sofre uma convolução gaussiana;
- 2. Em seguida, esta é reduzida à metade do seu tamanho, utilizando a topologia "Quad-*Tree*", para formar a pirâmide gaussiana G₁.
- 3. Este processo pode ser sucessivamente aplicado até a imagem ser reduzida ao tamanho de '1' pixel.

Por sua vez, a pirâmide laplaciana é construída a partir de uma pirâmide gaussiana da seguinte maneira:

1. Amplia-se a pirâmide gaussiana G_{k+1} , através da topologia de "Quad-Tree" inversa, formando uma imagem com o dobro da dimensão de G_{k+1} ;

- 2. Em seguida, aplica-se uma convolução gaussiana com a imagem resultante, interpolando os pixels que ficaram isolados após a ampliação;
- A imagem resultante é, então, subtraída da pirâmide gaussiana G_k, formando a pirâmide laplaciana L_k;

Para reconstruir a imagem original, basta aplicar o processo inverso. A Fig. 4.1 descreve a criação e reconstrução das pirâmides gaussiana e laplaciana.



Fig. 4.1: Ilustração do Cálculo das Pirâmides Gaussiana e Laplaciana [32].

4.8.3 SEGMENTAÇÃO POR ARQUITETURA PIRAMIDAL

P. J. BURT et al [8] propuseram um algoritmo eficiente utilizando pirâmides para segmentar imagens e detectar contornos (ver Fig. 4.1). Este é um algoritmo iterativo (também descrito em [35]) que localiza componentes conectados com pequena variabilidade da intensidade luminosa, sendo, portanto, aplicado a imagens em tons de cinza. As seguintes etapas são executadas pelo algoritmo:

- 1. Cálculo da Pirâmide Gaussiana;
- Segmentação da Pirâmide segundo a técnica "*pyramid-linking*" [8, 35]. Se a diferença de tonalidade de dois segmentos for menor que um dado valor de referência, estes segmentos são unidos formando um único contendo uma tonalidade média;
- 3. Cálculo da intensidade luminosa média em cada um dos segmentos detectados.

Os passos 2 e 3 são repetidos iterativamente até obter uma segmentação estável.





Fig. 4.1: Exemplo de Segmentação por Pirâmides.

4.9 CONTORNOS

Em uma imagem bidimensional, pode-se descrever um objeto a partir da sua coloração ou textura e a partir da sua forma. A forma de um objeto pode ser perfeitamente representada por um conjunto de contornos que delimitam o objeto externa e internamente. Seguindo este raciocínio, conclui-se que a detecção e análise de contornos são ferramentas fundamentais para a correta interpretação de uma imagem [35, 47, 82].

Contornos podem ser ressaltados nas imagens através de diferentes técnicas, ou mesmo, da combinação destas técnicas:

- Filtragem (Sobel, Laplace, Canny, *Hipass*, etc.);
- Threshold;
- Morfologia (Hit and Miss, Top-Hat, Black-Hat e Gradiente);
- Segmentação;

Uma vez que a imagem foi binarizada (ver Fig. 4.1), mantendo-se somente os pontos pertencentes ao objeto com valores acima de zero ('0'), basta aplicar um algoritmo de varredura simples [1] para detectar todos os contornos existentes e armazená-los em vetores de pontos, para posterior análise. Um método de varredura de contornos pode ser obtido em [35].

A partir destes vetores que definem os contornos existentes na imagem, pode-se calcular diversos parâmetros, como os abaixo relacionados:

- medição de dimensões (largura, altura, raio máximo, raio mínimo etc.);
- área do contorno;
- momento;

Desenvolvimento de um Sistema de Visão para Medir o Desgaste de Flanco de Ferramentas de Corte

- centróide;
- orientação;
- cálculo das extremidades superior, inferior, lateral esquerda e lateral direita (ver Fig. 4.1).

Através dos contornos, pode-se também compactar uma imagem, representando-a apenas pelos seus contornos.



Fig. 4.1: Exemplos de Análise de Contornos.

Diversos algoritmos de detecção de padrões (*pattern matching*) [35, 47, 82], utilizam a comparação dos contornos dos objetos para definir se um contorno é igual a outro. Anteriormente, comparava-se todos os pixels que formavam o objeto, requerendo um alto tempo de processamento para executar esta operação.

4.10 CONTORNOS ATIVOS (SNAKES)

Imagine-se um colar (gargantilha) formado por um conjunto de anéis metálicos interligados, formando, assim, uma corrente flexível (ver Fig. 4.1a). Este sistema pode, então, ser modelado fisicamente como uma corrente mecânica (Fig. 4.1b). Desta forma, se uma força F_1 agir sobre um dos nós da corrente, este nó sofrerá um movimento da direção e sentido desta força. Entretanto, como este nó está interligado aos seus vizinhos (considere-se uma conexão elástica), este tenderá a puxar os nós vizinhos no sentido do movimento produzido por F_1 . Estes nós vizinhos, por sua vez, também puxarão os seus vizinhos com uma força de menor intensidade. Assim, o movimento vai sendo propagado para quase toda a corrente (até a intensidade da força decrescer tanto, que tornar-se-á desprezível).

Este é o comportamento básico de uma corrente mecânica, modelado com muita propriedade nos livros de física sobre mecânica. Agora, imagine-se que foi colocado um imã no centro da corrente. Este imã produzirá uma força de atração sobre os nós do colar, uma vez que



estes nós são metálicos (formado por um metal magnético). Os nós serão, assim, atraídos para o centro, movimentando a corrente. Entretanto, como os nós estão interligados uns aos outros, o movimento resultante se assemelhará ao movimento descrito por uma cobra.



a) Colar Metálico.
 b) Simulação do Movimento.
 c) Imã no Centro do Colar.
 Fig. 4.1: Ilustração do Conceito de Contornos Ativos (*Snakes*).

Por analogia, pode-se comparar um contorno com uma corrente metálica magnética, onde cada ponto do contorno representa um nó da corrente e a intensidade luminosa representa a atração magnética de um imã. Desta forma, aplica-se o modelo mecânico-físico de correntes para representar o comportamento de um contorno. Esta técnica foi, então, denominada de contornos ativos ou cobra (*Snake*) devido à similaridade como o movimento de uma cobra [32, 59, 64, 79].

Este problema é modelado fisicamente como um sistema instável que tende a um ponto de equilíbrio através da minimização da energia do sistema. A energia associada ao contorno ativo é definida pela equação:

$$E = E_{INT} + E_{EXT};$$
 (eq. 4.13)

onde

E: energia do sistema.

*E*_{*INT*}: energia interna do sistema modelada por sistema de corrente-mecânica.

 E_{EXT} : energia externa do sistema, representando as forças externas que agem sobre o contorno.

O objetivo principal do contorno ativo é encontrar uma posição para todos os pontos que pertençam a contorno de forma a minimizar a equação de energia.

Existem diferentes estratégias para modelar as energias que compõem um contorno ativo, e uma das formas mais usuais será apresentada a seguir. A energia interna pode ser modelada como a soma da energia de continuidade com a energia de curvatura do contorno:

$$E_{INT} = E_{CONT} + E_{CURV};$$
 (eq. 4.14)

onde

E_{CONT} :	energia o	de continuidade	do	contorno.
--------------	-----------	-----------------	----	-----------

 E_{CURV} : energia de curvatura do contorno.

A energia de continuidade tem por objetivo manter os pontos do contorno equidistantes, sendo definida pela equação:

$$E_{CONT} = |\partial - |p_i - p_{i-1}||;$$
(eq. 4.15)

onde

9:	distância média entre os pares de pontos no contorno.
p_i :	ponto de índice 'i' pertencente ao contorno.

 p_{i-1} : ponto de índice 'i - 1' pertencente ao contorno.

Já a energia de curvatura tem por objetivo manter o contorno suave. Isto é realizado mantendo-se o ângulo formado por um ponto e seus dois vizinhos o mais aberto possível, sendo modelado da seguinte forma:

$$E_{CURV} = \left| p_{i-1} - 2 \cdot p_i + p_{i+1} \right|^2;$$
 (eq. 4.16)

A energia externa do contorno pode ser modelada pela equação:

$$E_{EXT} = E_{IMG} + E_{LIM};$$
 (eq. 4.17)

onde

*E*_{*IMG*}: energia da imagem atual.

 E_{LIM} : energia de devido a limitações adicionais (*constraints*).

Dois tipos de energia de imagem são comumente aplicados. O primeiro considera a intensidade luminosa como a força que atrai os contornos ativos (eq. 4.18). Desta forma, o contorno tende a delimitar áreas com intensa luminosidade (brancas).

$$E_{IMG} = -I; \qquad (eq. 4.18)$$

onde

I: representa a intensidade luminosa dos pixels da imagem.

A segunda estratégia utiliza a derivada da imagem como energia externa (eq. 4.19). Isto faz com que contorno seja atraído para pertos de regiões com derivada acentuada, ou seja, das bordas. Desta forma, o contorno delimita com maior precisão as formas presentes na imagem.



$$E_{IMG} = -|grad(I)|;$$
 (eq. 4.19)
onde
 $grad(I):$ cálculo do gradiente da imagem.

A energia E_{LIM} é utilizada para representar limitações adicionais ao modelo, como uma região da imagem que não pode ser envolvida pelo contorno. Normalmente, esta energia não é aplicada ao modelo.

Finalmente, obtém-se a seguinte equação geral de energia de um contorno ativo:

$$E = \alpha \cdot E_{CONT} + \beta \cdot E_{CURV} + \gamma \cdot E_{IMG}; \qquad (eq. 4.20)$$

onde

α:	influência (%) da energia de continuidade no sistema como um todo.
β:	influência (%) da energia de curvatura no sistema como um todo.
γ÷	influência (%) da energia da imagem no sistema como um todo.

Na prática, a técnica de contorno ativo é aplicada em uma imagem da seguinte forma:

- 1. Cria-se um contorno inicial em torno da região contendo os objetos sob análise.
- 2. Definem-se os parâmetros α , β e γ de acordo com a aplicação;
- 3. Calculam-se as energias do contorno ativo;
- 4. Movimenta-se o contorno na direção de minimização da energia.

Os passos 3 e 4 são repetidos indefinidamente até que o contorno ativo atinja uma posição de equilíbrio. A Fig. 4.2 apresenta um exemplo de aplicação utilizando contornos ativos.



a) Estado Inicial.





b) Cálculo da Energia.

c) Resultado Final.

Fig. 4.2: Exemplo de Aplicação Utilizando-se Contornos Ativos.

No capítulo 7, descreve-se a aplicação dos algoritmos de processamento de imagens, apresentados neste capítulo, no sistema de medição de desgaste de ferramenta. O próximo capítulo (cap. 5) discute o sistema de identificação de formas aplicado neste projeto para a classificação do tipo de desgaste sofrido pela ferramenta de corte.



5 SISTEMA DE IDENTIFICAÇÃO DE FORMAS

Um sistema de identificação de objetos eficiente foi desenvolvido no projeto **RAP** (**R**econhecimento Automático de **P**eças) [11, 56]. Este método utiliza o contorno do objeto em conjunto com uma Rede Neural para efetuar a sua identificação.

No projeto RAP, esta técnica era utilizada para identificar objetos para que um Robô pudesse manipulá-los corretamente. Esta técnica será empregada neste projeto para realizar a classificação do desgaste sofrido pela ferramenta de corte.

Neste capítulo, apresenta-se esta técnica de forma resumida. Maiores informações podem ser obtidas em [11, 56].

5.1 INTRODUÇÃO AO PROJETO RAP

O projeto RAP [11, 56] foi proposto com o intuito de desenvolver um sistema de visão empregável em robôs e células de manufatura inteligentes. O objetivo principal do projeto RAP era o desenvolvimento de um software baseado em Redes Neurais Artificiais (RNA) [2, 12, 18, 36, 66, 67] que fosse capaz de identificar peças e seus componentes (*features*), bem como determinar as suas dimensões (como o seu perímetro) e a sua posição na imagem (translação e rotação da peça em relação ao sistema de coordenadas da câmera).

A intenção era acoplar o sistema de visão a um robô (ver Fig. 5.1), de forma que este pudesse atuar de forma inteligente em uma célula flexível de manufatura (FMC), realizando tarefas mais complexas com maior precisão, flexibilidade e autonomia.



Fig. 5.1: Robô com o Sistema de Visão (Foto Tirada no Stand da UFSC na Fenasoft'98).

O comportamento do sistema de visão consiste, basicamente, das seguintes etapas:

- 1. coletar imagens das peças através de uma câmera CCD monocromática;
- 2. ressaltar os objetos na imagem através de técnicas de threshold;

- 3. detectar os contornos que definem os objetos [1];
- 4. processar os contornos a fim de calcular a posição, orientação e perímetro dos objetos;
- analisar os contornos através da transformada discreta de Fourier (cálculo dos descritores de Fourier [44, 72]), a fim de gerar vetores que caracterizam estes contornos;
- reconhecer os contornos, através dos vetores calculados anteriormente, empregando-se Redes Neurais Artificiais [39];
- enviar os resultados para o sistema de controle do robô, utilizando-se o protocolo de comunicação TCP/IP.

As etapas 1, 2, 3 e 4 também são empregadas nesta aplicação, tendo sido descritas nos capítulos anteriores. O resultado da medição do desgaste da ferramenta também será enviado para o sistema de supervisão do processo de fabricação através do protocolo de comunicação TCP/IP. Entretanto, a tecnologia TCP/IP está difundida no mundo inteiro, sendo o protocolo de comunicação empregado na internet. Desta forma, existe uma vasta literatura a respeito deste protocolo que, por isso, não será descrito neste documento. Por fim, apresentar-se-ão aqui, detalhadamente, as etapas 5 e 6, abordando a análise de contornos por Séries de Fourier e o reconhecimento destes por Redes Neurais.

5.2 ANÁLISE DE CONTORNOS POR SÉRIES DE FOURIER

Uma vez que os contornos foram detectados (ver item 4.9), estes são armazenados em vetores bidimensionais (x, y) contendo os seus respectivos pontos.

Aplicando-se, por exemplo, o algoritmo de cálculo de contorno no objeto da Fig. 5.1, obtém-se o seguinte vetor de pontos:

 $C_1 = \{(3,3) \ (4,3) \ (5,3) \ (6,3) \ (6,4) \ (6,5) \ (6,6) \ (5,6) \ (4,6) \ (3,5) \ (3,4)\}$ (eq. 5.1)





Fig. 5.1: Exemplo de uma Imagem com os Contornos Destacados.

Considerando-se o índice de cada ponto do contorno calculado como o tempo t (analogia) e o ponto correspondente (x,y) como o resultado de uma função complexa Y(t), pode-se então



interpretar o contorno de um objeto como sendo um sinal periódico discreto no tempo. Ou seja, pode-se definir um contorno pela equação:

$$Contorno = \sum Y(t); \quad ondeY(t) \in \subset$$

$$Y(t) = x + j \cdot y;$$
(eq. 5.2)

Em notação complexa, as séries de Fourier [72] e os seus coeficientes podem ser escritos como:

$$F(t) = \sum_{n = -\infty}^{\infty} (c_n . e^{j(\frac{n\pi}{l})});$$
 (eq. 5.3)

$$c_n = \frac{1}{2l} \int_{-l}^{l} (F(t).e^{-j(\frac{n\pi t}{l})}) dt; \qquad (eq. 5.4)$$

Considerando-se o período da função como sendo T (T = 2l), pode-se escrever a função F(t) na forma:

$$F(m) = x(m) + j y(m);$$
 (eq. 5.5)
com $l \le t \le l.$

Desta forma, obtém-se os coeficientes da forma discreta da Transformada de Fourier (DFT) [72] para $0 \le k \le (T-1)$ dados por:

$$\alpha_{[k]} = \frac{1}{T} \sum_{m=1}^{T} x[m] . e^{-j(\frac{2k\pi m}{T})};$$

$$\beta_{[k]} = \frac{1}{T} \sum_{m=1}^{T} y[m] . e^{-j(\frac{2k\pi m}{T})};$$
(eq. 5.6)

Neste momento, apresenta-se o primeiro resultado fornecido pelo cálculo da DFT [11]. Analisando-se os coeficientes α_{l0l} e β_{l0l} , nota-se que estes compõem o centróide do contorno representado for F(m), ou seja, o ponto $P_0(\alpha_{l0l}, \beta_{l0l})$ indicará a posição do centróide do objeto em relação à referência da câmera.

Definem-se os "*Descritores de Fourier*" a partir do módulo dos coeficientes de Fourier (eq. 5.7). Os descritores são utilizados para a identificação "*inteligente*" dos objetos [39] utilizados em conjunto com as Redes Neurais, pois estes são invariantes com a rotação e translação do objeto e conseguem caracterizar de forma eficiente os seus contornos. Os "*Descritores de Fourier*" são utilizados no sistema de visão como os vetores de entrada para a Rede Neural. A seguir, apresenta-se a equação que calcula os descritores de Fourier:



$$r_{[k]} = \sqrt{|\alpha_{[k]}|^2 + |\beta_{[k]}|^2};$$

$$s_{[k]} = \frac{r_{[k]}}{r_{[1]}};$$
(eq. 5.7)

onde

 $r_{[k]}$: descritor invariante com a translação e rotação do objeto;

 s_{lkl} : descritor invariante com a translação, rotação e com a dimensão do objeto, usado quando se deseja caracterizar objetos independentemente da dimensão.

R: vetor contendo todos os descritores de Fourier $r_{[k]}$;

S: vetor contendo todos os descritores de Fourier $s_{[k]}$;

Baseado em uma análise empírica, percebeu-se também que o primeiro descritor de Fourier r_{IIJ} é diretamente proporcional ao perímetro do objeto [11], ou seja, existe uma constante η que relaciona o descritor de Fourier r_{IIJ} com o perímetro do contorno. Em uma aplicação prática, isto é, colocando-se um contorno com perímetro conhecido sob a câmera, pode-se calcular esta constante η e, assim, calcular o perímetro de qualquer outro contorno. Outra aplicação importante é na robótica, pois uma variação no perímetro do objeto pode ser utilizada para estimar a variação do posicionamento do robô em relação ao eixo vertical associado ao seu sistema de referência inercial (variação da altura).

Pode-se, ainda, calcular o ângulo de rotação de um contorno a partir dos coeficientes de Fourier que o representam. Esta técnica não será apresentada aqui, mas pode ser analisada em detalhe em [11].

5.3 NORMALIZAÇÃO DOS DESCRITORES DE FOURIER DO CONTORNO

Após o cálculo dos descritores de Fourier (eq. 5.7), faz-se necessário transformar o resultado gerado (vetor **S**) em um dado que possa ser corretamente analisado pela RNA, isto é, um vetor cujo valor de todos seus componentes estejam no intervalo (região linear do neurônio artificial [36]) entre 0,01 e 0,99.

Existem vários procedimentos para efetuar esta normalização. Um exemplo seria dividir todos os termos por um valor máximo (limite superior), garantindo que nunca será obtido um termo maior que o limite superior.

Analisando-se a Fig. 5.1, que apresenta um resultado típico dos descritores de Fourier aplicados ao contorno de um objeto (colunas mais claras), percebe-se que normalizando o resultado com o procedimento acima descrito, obter-se-ia uma boa normalização para os primeiros termos, mas não para os demais. Isto acontece devido ao resultado da DFT decrescer exponencialmente

com o índice do coeficiente, implicando que os últimos termos da transformada, que já eram pequenos (em geral menores que 0,5), acabam tornando-se infinitesimais após a normalização. Este procedimento acaba por saturar os neurônios que recebem estes termos como entrada, o que exige um maior período de processamento durante o treinamento da RNA (número maior de iterações do algoritmo de treinamento).

Baseado em dados experimentais, percebeu-se a possibilidade de limitar a curva resultante da DFT da borda por uma exponencial $\beta(x)$. Através de uma análise empírica, conclui-se que dificilmente obter-se-á um exemplo (ou um contorno) onde f(x) (que descreve os coeficientes de Fourier) seja maior que esta determinada função $\beta(x)$. A idéia básica consiste em limitar superiormente o resultado da DFT da borda por uma exponencial, lembrando-se que esta normalização somente será válida se esta condição for atendida. Posteriormente, dividem-se os descritores de Fourier pelos correspondentes valores resultantes da exponencial.





Baseado em um estudo empírico e analisando-se vários casos, determinou-se uma exponencial que desempenha de forma satisfatória esta função:

$$\beta(x) = \frac{9}{0,6x+1,5} - 1,8; \qquad (eq. 5.8)$$

Onde *x* é o índice do coeficiente da DFT da borda.

O resultado desta função em comparação com o resultado da DFT da borda do objeto pode ser verificado na Fig. 5.1. Na figura, apresenta-se a função que limita superiormente o resultado dos descritores de Fourier do contorno ($\boldsymbol{\beta}(\boldsymbol{x})$ em colunas escuras e $f(\boldsymbol{x})$ em colunas claras).

A idéia é gerar um ganho $\alpha(x)$ que normalize os descritores de Fourier de acordo com o índice do coeficiente (x). Chamando-se a entrada normalizada da RNA de g(x), obtém-se:



$$g(x) = \frac{f(x)}{\beta(x)} = f(x)\alpha(x);$$

$$\alpha(x) = \frac{1}{\beta(x)};$$
(eq. 5.9)

Como $\beta(x)$ só depende do índice do coeficiente (x) e não do resultado da DFT, esta normalização é válida, ou seja, ela não afeta a qualidade da informação fornecida pela DFT e, sim, a maneira como esta é apresentada. Matematicamente, esta transformação é uma transformação linear do espaço de vetores dos descritores de Fourier para um espaço normalizado.

5.4 RECONHECIMENTO POR REDES NEURAIS

O reconhecimento dos contornos previamente identificados é realizado através de Redes Neurais Artificiais (RNA). Redes Neurais são empregadas em diversos tipos de aplicações, destacando-se a capacidade de aprender e adaptar-se em ambientes complexo. Algumas das aplicações conhecidas são: controle adaptativo, identificação de padrões, ajuste de controladores e a modelagem de sistemas. Uma descrição detalhada pode ser obtida na literatura sugerida [2, 12, 18, 36, 66, 67].

Para o reconhecimento emprega-se uma RNA *feedforward* com uma camada interna (ver Fig. 5.1), composta de neurônios com função de ativação do tipo sigmóide, onde o número de neurônios na camada de entrada corresponde ao número de coeficientes de Fourier utilizados e o número de neurônios na camada de saída ao número de tipos de contornos diferentes a serem identificados. Não existe um método preciso para definir o número de neurônios na camada de entrada. Contudo, uma regra empírica que vem demonstrando resultados satisfatórios nesta aplicação é a utilização de um número de neurônios 50% maior que o da camada de saída. Nesta configuração, a RNA recebe como entrada os descritores de Fourier normalizados e, na camada de saída, o neurônio correspondente àquele contorno será ativado.



Fig. 5.1: Topologia Típica de uma Rede Neural Artifical.



Para o treinamento pode-se aplicar o algoritmo *Backpropagation*. No contexto do projeto RAP, utilizando este algoritmo em conjunto com a normalização dos descritores de Fourier obtevese um tempo de treinamento, em um microcomputador do tipo PC Pentium de 300 MHz, da ordem de um minuto para o aprendizado de quatro objetos diferentes. Com a utilização de algoritmos velozes de aprendizado [2, 66, 67] como o *Resilientpropagation* e o *Quickpropagation* obteve-se a redução deste tempo de treinamento para a ordem de 20 segundos.

5.5 TESTE DO SISTEMA DE IDENTIFICAÇÃO DE FORMAS

O reconhecimento das peças, no projeto RAP, foi implementado aplicando-se uma estratégia baseada em *features*. Primeiramente, identifica-se o contorno externo da peça com uma RNA de acordo com a metodologia proposta e, posteriormente, identificam-se os contornos internos (*features*) que compõem a peça. Esta estratégia permite grande flexibilidade na manipulação dos resultados, sendo muito útil em tarefas de controle de qualidade e montagem.

A Fig. 5.2 apresenta os contornos calculados a partir da imagem da Fig. 5.1. A Fig. 5.2 apresenta, também, os resultados relativos à determinação da posição e da orientação dos contornos. Estes contornos são, então, analisados segundo esta estratégia baseada em *features*, da qual obtém-se o reconhecimento da peça.



Fig. 5.1: Imagem Adquirida da Peça "Pallet" pelo Software RAP.

Esta estratégia foi testada no projeto RAP através da identificação de um conjunto de quatro peças distintas utilizando-se, desta vez, um computador pessoal (PC) com um processador de 100 MHz. Este conjunto de peças aborda quatro tipos contornos externos e quatro tipos contornos internos distintos. Utilizando-se o algoritmo *Quickpropagation*, obteve-se um tempo de treinamento, para um erro da rede menor que 0,0003, de 75,3 segundos para os contorno externos e de 234,5 segundos para os contornos internos. Foram coletados oito exemplos de cada peça, sendo que a taxa de acerto, para o posterior reconhecimento (20 tentativas para cada peça) foi de 100%. Os ensaios foram realizados em dois dias diferentes, um dia no período noturno e outro no período



vespertino, sendo que os exemplos para o treinamento da rede foram coletados apenas no primeiro dia. Note que a rede obteve 100% de acerto mesmo sob luminosidade variável do ambiente, comprovando a sua robustez. Uma das peças utilizadas (*"pallet"*) teve o seu perímetro analisado por possuir um perímetro conhecido (270 mm). Após as 20 tentativas obteve-se uma média de 270,1 mm, com desvio padrão de 2 mm.

Borda:	BRANCAS2.RAP	
		4'

Fig. 5.2: Contornos Calculados.

Através deste ensaio, conclui-se que o emprego da Transformada Discreta de Fourier (DFT) em conjunto com as RNA no processamento da imagem demonstrou ser uma ferramenta muito poderosa. Muitos resultados puderam ser obtidos diretamente da interpretação dos coeficientes de Fourier, como a posição, o perímetro e a orientação dos objetos. Pelo fato da DFT fornecer vetores de entrada para as RNA com informações sobre os contornos, sendo estes independentes da rotação e translação do contorno, as RNA puderam ser implementadas com uma estrutura bem menor (número menor de neurônios), acelerando o treinamento e melhorando a qualidade do reconhecimento dos padrões. Isto justifica os excelentes tempos de treinamento obtidos. Comparando-se os algoritmos de treinamento, concluiu-se que o *Quickpropagation* apresenta o melhor desempenho em termos de velocidade de treinamento e taxa de reconhecimento. O *Resilientpropagation* apresenta uma velocidade de treinamento melhor, entretanto apresenta deficiência em termos de robustez dos resultados gerados pela rede.

Em suma, conclui-se que esta é uma técnica robusta e eficiente para a identificação de formas a partir dos contornos de um objeto. Por esta razão, esta técnica foi utilizada neste projeto para a classificação do tipo de desgaste apresentado pela ferramenta de corte. Os resultados do emprego desta metodologia estão apresentados no capítulo 7.

Para o desenvolvimento do aplicativo de medição e classificação automática do desgaste de flanco, foi necessária a implementação de uma biblioteca de software. Esta é descrita no capítulo seguinte (cap. 6).



6 A BIBLIOTECA DE SOFTWARE – S2ILIB

No desenvolvimento deste projeto, faz-se necessária a implementação em software de diversas estruturas e algoritmos. Algumas destas estruturas e algoritmos são comuns a diferentes tipos de aplicação. Desta forma, torna-se interessante implementar o software deste projeto de forma modular, permitindo que estes componentes possam ser reaproveitados em outros projetos. A partir da conclusão da versão 1.0 do Projeto RAP, o grupo de pesquisa S2i começou a investir na idéia da construção de uma biblioteca de processamento de imagens e sinais digitais, denominada S2iLib [49]. Esta biblioteca foi planejada para conter mecanismos básicos de um sistema de visão, além de estruturas especializadas, permitindo que novas aplicações sejam construídas rapidamente.

Seguindo este raciocínio, vários componentes deste aplicativo foram implementados como módulos da biblioteca S2iLib. Neste capítulo, apresentar-se-á, superficialmente, a biblioteca de software S2iLib, enfocando os módulos que foram desenvolvidos para atenderem as necessidades deste projeto.

6.1 OBJETIVOS DA BIBLIOTECA S2ILIB

O objetivo principal da biblioteca S2iLib é, justamente, a elaboração de uma biblioteca orientada a objetos para processamento de sinais e sistemas de visão, de modo que os aplicativos desenvolvidos pelo grupo de pesquisa possam ser construídos em cima desta plataforma, reduzindo o tempo de desenvolvimento e obtendo, como resultado, uma tecnologia bem próxima de um produto final.

Esta biblioteca está sendo desenvolvida segundo a filosofia de software livre [20, 40], i.e., o software gerado é totalmente livre, estando a disposição de qualquer pessoa para testar, usar, ler o código-fonte, modificar, vender e redistribuir.

Devido à experiência adquirida no desenvolvimento de projetos de software, o grupo tem consciência da importância de um desenvolvimento utilizando os conceitos de engenharia de software [63]. Portanto, a qualidade deve ser priorizada em relação à quantidade ou ao tempo de projeto sem, entretanto, perder o foco nas aplicações em desenvolvimento no grupo.

De forma mais detalhada, a biblioteca S2iLib procura atingir as seguintes metas:

- possuir clareza e organização nos códigos fontes;
- permitir a sua fácil reutilização;
- propiciar soluções robustas;
- facilitar a criação de novos aplicativos;
- comportar futuras modificações;

- possuir um bom desempenho em velocidade de processamento, permitindo o seu uso em aplicações em tempo real;
- ser compatível com os sistemas operacionais Linux e Windows;
- fornecer todas as estruturas básicas para a geração de qualquer sistema de visão, enfocando os projetos atualmente desenvolvidos pelo grupo;
- gerar códigos seguros e confiáveis, implementando técnicas de gerenciamento de erros;
- possuir uma documentação clara, precisa, confiável e didática;
- possuir interfaces padronizadas e bem definidas, que permitam, futuramente, a reutilização dos módulos e sua ampliação, sem alterar a sua interface;
- permitir a criação de novos aplicativos de sistemas de visão em um curto período de tempo;
- permitir que pesquisadores utilizem a estrutura básica da biblioteca nos projetos de pesquisa, reduzindo o tempo necessário para a execução do projeto e facilitando a transformação do conhecimento em tecnologia;
- permitir que sejam ministradas aulas utilizando a biblioteca como ferramenta para ensinar conceitos na área de sistema de visão e realizar ensaios práticos com os alunos, tanto em nível de graduação como em pós-graduação;
- permitir que profissionais utilizem-na em suas aplicações, seja ela qual for, contribuindo dessa forma com o avanço tecnológico do país.

6.2 ESTRATÉGIA DE DESENVOLVIMENTO

Para atingir tais objetivos, o grupo vem utilizando as estratégias de desenvolvimento apresentadas nesta seção.

6.2.1 SOFTWARE LIVRE

Escolheu-se a ideologia software livre [20, 40] devido ao baixo custo e porque o grupo acredita que o código-fonte é uma forma de documentação de conhecimento e, por isso, deve ser *"público, gratuito e de qualidade"*, isto é, compartilhado. Não se deve entender software como um produto, mas sim, como um serviço. Muitas empresas têm sobrevivido no mercado atual com esta filosofía. Considerando que um software é um serviço e não um produto, pode-se disponibilizar o seu código-fonte para a comunidade. Assim, vários programadores passam a se interessar pelo produto, auxiliando no seu desenvolvimento e teste, o que resulta em um rápido desenvolvimento deste. Em um país em desenvolvimento como o Brasil, onde existe uma grande carência tecnológica, é de vital importância que as universidades criem novas tecnologias e disponibilizem



este conhecimento para o maior grupo de pessoas possível. Outra vantagem direta é o custo baixo em relação a bibliotecas comerciais. Neste sentido, optou-se por desenvolver a biblioteca segundo a regras de software livre definidas pela GNU [20].

6.2.2 BIBLIOTECAS DA INTEL

A Intel oferece um conjunto de bibliotecas gratuitas para: sistemas de visão [29], processamento de imagens [26], reconhecimento de padrões [30], processamento de sinais [31] e de operações matemáticas [28]. Todas as bibliotecas foram desenvolvidas na linguagem computacional C, otimizadas para os processadores Intel (no entanto, estas podem ser executadas em processadores clone como os da família AMD) e suportam o ambiente Windows e o ambiente Unix. A biblioteca do S2i utiliza as bibliotecas da Intel como base, de forma a reduzir o tempo de desenvolvimento e criar bibliotecas com alto desempenho para aplicações tempo-real, ressaltando a importância da biblioteca da Intel estar otimizada para o conjunto de instruções em assembly de seus processadores. A idéia consiste em aproveitar todos os recursos oferecidos pela Intel sem limitar a biblioteca da Intel, esta será desenvolvida pelo grupo de pesquisa S2i.

6.2.3 PLATAFORMA WINDOWS E LINUX

Buscar-se-á uma programação *"genérica"* para, além de atender a ideologia de software livre, abranger um maior número de usuários e mercados. Neste sentido, a biblioteca será direcionada para as plataformas Windows e Linux, atendendo a maior parte das aplicações.

6.2.4 METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE

Desenvolver software com metodologia é uma escolha difícil. Muitas vezes é necessário priorizar o benefício do grupo em detrimento do desenvolvimento do próprio projeto. Os primeiros projetos requerem um tempo grande de desenvolvimento, uma vez que a biblioteca praticamente inexiste. À medida que os projetos vão sendo concluídos, a biblioteca vai tomando corpo e o desenvolvimento de novos aplicativos torna-se mais rápido.

Cada módulo da biblioteca é desenvolvido em etapas, segundo uma metodologia estudada e aprovada pelo grupo. Cada módulo, ou parte de um módulo, será implementado por um ou mais componentes do grupo, seguindo os seguintes passos:

- 1. Requisitos: descrever os requisitos do módulo;
- 2. **Análise:** análise detalhada dos requisitos, apresentando uma estratégia para atingir os requisitos propostos;
- 3. Modelagem: modelagem das classes que compõem o módulo;
- 4. Implementação: implementação do código-fonte planejado na fase anterior;



- 5. Testes: testes práticos para corrigir e avaliar o módulo;
- 6. Documentação: documentação do desenvolvimento do projeto e manuais do usuário.

Esta metodologia segue a metodologia de desenvolvimento de softwares orientados a objetos *Unified Modeling Language* (UML, [6]). Cada etapa do desenvolvimento está associada a diagramas e modelos gerados segundo a metodologia UML.

Todas as fases do desenvolvimento são registradas em um documento no padrão html. Assim, cada módulo da biblioteca possui uma home-page descrevendo detalhadamente o seu processo de desenvolvimento. Esta estratégia facilita a interação entre os desenvolvedores da biblioteca que, através da internet, podem interagir independentemente do local de trabalho (seja em casa, na universidade ou até fora do país). A Fig. 6.1 mostra um exemplo de documentação.



Fig. 6.1: Exemplo de Documentação de um Módulo da Biblioteca.

6.2.5 LINGUAGEM C/C++

O uso das linguagens C/C++ [75] é imprescindível devido aos requisitos tempo-real dos sistemas de visão, uma vez que esta proporciona um controle maior da execução do aplicativo, garantindo assim que os requisitos tempo-real são atendidos. Outras vantagens desta linguagem são: portabilidade para diferentes tipos de plataformas, suporte a orientação a objetos,



manutenibilidade, flexibilidade, vasta documentação disponível e grande quantidade de ferramentas disponíveis de apoio ao desenvolvimento.

6.2.6 FERRAMENTAS DE DESENVOLVIMENTO

As seguintes ferramentas são utilizadas no desenvolvimento desta biblioteca:

- Sistema Operacional: Windows 2000 with Service Pack 2 e Linux Suse 7.0;
- Compilador C++: Visual C++ 6.0 e GCC Linux;
- Editor de Textos: StarOffice 5.2 e MSOffice 2000;
- Documentação Automática de Código-Fonte: Doxygen 1.2.11.1;
- Desenho Vetorial: Proxy Designer 1.01;
- Gerente de Versão de Código-Fonte: CVS + Tortoise 0.43;
- Desenho de Grafos e Autômatos: Graphviz 1.7c;
- Gerenciamento de Projeto de Software Livre: Source Forge.

Note-se que a maioria dos aplicativos utilizados são *Freeware* [20], compatibilizando com a intenção de desenvolver softwares livres, genéricos e com baixo custo de desenvolvimento. O desenvolvimento da biblioteca é gerenciado pelo Source Forge, assim sendo, qualquer pessoa pode acessar as últimas versões da biblioteca através do site do projeto [76].

6.3 MÓDULOS DA BIBLIOTECA S2ILIB

Aqui serão apresentados os módulos da biblioteca S2iLib, desenvolvidos no contexto deste projeto. Convém ressaltar, entretanto, que em todos os módulos houve a participação do autor, mas este não realizou as implementações dos módulos sozinho. Todo o trabalho aqui apresentado é o resultado do desenvolvimento de uma equipe de programadores que integram o grupo de pesquisa S2i.

6.3.1 S2IIMAGE

O primeiro passo na criação de um aplicativo para sistemas de visão é a representação de imagens. Este módulo foi desenvolvido com o objetivo de representar imagens (ou partes de imagens, denominadas ROI) no formato mais genérico possível. Ele fornece um conjunto de classes que representam imagens e pixels e um conjunto básico de operações para inicializar e manipular estas imagens. A Fig. 6.1 mostra a modelagem UML deste módulo.

Este módulo implementa as regiões de interesse (ROI) definidas no item 4.1, todas as operações básicas definidas no item 4.2 e, também, as operações geométricas definidas em 4.3. Outra característica muito importante é que esta representação suporta imagens com qualquer


dimensão, número de cores (até com mais de 3 cores) e resolução por pixel (por exemplo, 1 bit por pixel, 8 bits por pixel, 16 bits por pixel e 32 bits por pixel).

Além das funcionalidades descritas acima, o módulo suporta também operações de armazenamento de imagens em disco rígido (leitura e escrita de arquivos no formato bitmap - BMP). O módulo oferece, ainda, funções para desenhar a imagem no monitor do usuário.



Fig. 6.1: Modelagem do Módulo S2iImage.

O módulo implementa ainda um algoritmo de acesso rápido a pixels da imagem, armazenando um ponteiro para cada linha da matriz de forma a otimizar o processo de busca. A Fig. 6.2 apresenta uma ilustração deste método.



a) Imagem com Ponteiros no Início da Matriz. b)Imagem com Ponteiros no Início de Cada Linha.

Fig. 6.2: Ilustração do Método de Acesso Rápido a Pixels da Imagem.

A Fig. 6.3a apresenta uma imagem construída utilizando a biblioteca S2iImage. Nesta imagem, houve a criação de uma ROI primária, que é desenhada sobre a imagem. Na Fig. 6.3b, esta imagem sofre uma transformação geométrica, mas a ROI permanece intacta pois esta não utiliza a mesma matriz de dados que a imagem original, i.e., esta é um ROI primária.







b) Imagem após uma Transformação Geométrica, não Aplicada à ROI.

Fig. 6.3: Exemplo de Utilização da Biblioteca S2iImage.

6.3.2 S2INEURAL

No projeto RAP foi desenvolvida uma biblioteca de Redes Neurais [18] própria para o projeto. Após a conclusão do projeto, optou-se em transformar a biblioteca desenvolvida em um projeto próprio, aumentando a qualidade da biblioteca e tornando-a um software livre. Desta forma, portou-se a biblioteca para o sistema operacional Linux e ampliou-se as topologias de Redes Neurais implementadas.

A Fig. 6.1 apresenta a modelagem UML do módulo de Redes Neurais. Note-se que o modelo é bastante genérico, permitindo que diferentes topologias de Redes Neurais sejam implementadas.





Fig. 6.1: Modelagem do Módulo S2iNeural.

A seguir, destacam-se as principais características da biblioteca:

Desenvolvimento de um Sistema de Visão para Medir o Desgaste de Flanco de Ferramentas de Corte

- permite a criação de Redes Neurais com qualquer número de neurônios ou camadas;
- permite a criação de Redes Neurais mistas, i.e., composta por diferentes tipos de camadas;
- os neurônios podem ser criados com 4 tipos de função de ativação:
 - Função de Ativação Binária;
 - Função de Ativação Linear;
 - Função de Ativação Sigmóide;
 - Função de Ativação Tangente-Sigmóide.
- disponibiliza ainda outros 2 tipos especiais de neurônios, utilizados em Redes Neurais do tipo Counterpropagation:
 - o Neurônio Instar;
 - o Neurônio Outstar;
- permite a criação de Redes Neurais do tipo *Feedfoward*, empregando os seguintes tipos de algoritmo de treinamento:
 - *Backpropagation*;
 - Batch Backpropagation;
 - *Resilientpropagation*;
 - Quickpropagation;
- permite a criação de Redes Neurais do tipo *Counterpropagation*;
- permite a criação de Redes Neurais do tipo Self-Organizing Maps (SOM);
- fornece serviço de normalização automática do vetor de entrada da Rede Neural, considerando os valores máximos e mínimos relacionados com cada entrada da rede. O método utilizado é o da normalização linear;
- gerencia o banco de dados contendo os exemplos fornecidos para o treinamento, salvando os dados no disco rígido;
- armazena a arquitetura da Rede Neural em disco rígido;
- compatível com os sistemas operacionais Linux e Windows;

Atualmente, as seguintes topologias de Redes Neurais estão sendo implementadas:

- Redes Neurais BAM (Bidirectional Associative Memory);
- Redes Neurais Kohonen;
- Redes Neurais Hopfield;



Todas as topologias de Redes Neurais foram testadas a partir de programas de demonstração.

6.3.3 S2IINTERPOL

O algoritmo de interpolação linear, apresentado no item 4.7.1, foi implementado na forma de um módulo da biblioteca, o *S2iInterpol*. Este módulo possui apenas uma classe (ver Fig. 6.1a), denominada *S2iLine*, pois este implementa apenas a interpolação de pontos por uma reta.

-A Fig. 6.1 ilustra algumas aplicações de interpolação linear utilizando o módulo. Percebese que o problema de imprecisão quando o ângulo da reta fica próximo a 90° foi resolvido apropriadamente.



a) Modelo.
 b) Exemplo de Interpolação.
 c) Exemplo com Ângulo da Reta ≅ 90°.
 Fig. 6.1: Ilustração do Módulo S2iInterpol.

6.3.4 S2ITIME

O módulo *S2iTime* foi desenvolvido como uma ferramenta capaz de medir o tempo de processamento de uma operação ou rotina computacional com precisão da ordem de microssegundo. Outra característica importante é que este módulo pode ser utilizado para gerar *delays* (pulsos) com precisão, muito útil para a sincronização com o hardware dos sistemas de visão. Este módulo teve que ser criado, pois o sistema operacional não oferecia este serviço de forma clara e precisa.

A Fig. 6.1 apresenta a modelagem do módulo, contendo apenas uma classe S2iTime que implementa todas as funcionalidades.

	S2iTime	
1		

Fig. 6.1: Modelagem do Módulo S2iTime.

93

6.3.5 S2IFOURIER

O módulo S2iFourier implementa o cálculo da Transformada Discreta de Fourier (DFT) para um sinal complexo periódico (ver item 5.2), podendo ser aplicado a contornos de objetos.

A Fig. 6.1a mostra o diagrama de classes do módulo. Este contém apenas uma classe, pois até o presente momento, somente a Transformada Discreta de Fourier para sinais complexos unidimensionais foi implementada. Futuramente, pretende-se implementar também algoritmos para o cálculo da Transformada Rápida de Fourier (FFT) e algoritmos para o cálculo da Transformada de Fourier em sinais bidimensionais (Imagens e Matrizes).

A Fig. 6.1b apresenta um exemplo de aplicação onde a DFT foi usada para analisar um contorno fechado em uma imagem. No campo inferior da imagem, na Fig. 6.1b, apresenta-se os descritores de Fourier obtidos para o contorno desenhado no campo superior. No canto inferior da imagem, apresenta-se o número de descritores calculados (100), o ganho do primeiro descritor (usado para calcular o perímetro do objeto) e o tempo de processamento (74 ms) calculado usando-se o módulo *S2iTime*. Nota-se que o tempo de processamento é alto para o cálculo desta operação. Entretanto, normalmente utiliza-se somente um número de descritores de Fourier igual a 10, o que reduz o tempo a 7,4 ms. Outro ponto importante é que este módulo não utiliza códigos otimizados da Intel para efetuar o cálculo da DFT. Futuramente, estes algoritmos otimizados serão integrados a este módulo, reduzindo assim o tempo de processamento.



a) Modelo.

b) Descritores de Fourier Obtidos a Partir do Contorno Desenhado.

Fig. 6.1: Ilustração do Módulo S2iFourier.

6.3.6 S2IWEBCAM

Este módulo foi desenvolvido a partir de um exemplo disponibilizado pela biblioteca da Intel, com o intuito de criar uma classe que permita aquisição de imagens utilizando-se WebCam. Esta classe utiliza a biblioteca *Video for Windows* (VFW), do sistema operacional Windows.

Este módulo não foi desenvolvido com a pretensão de criar aplicativos finais, mas para criar aplicativos de demonstração de algoritmos e testes de outros módulos. A Fig. 6.1 apresenta a modelagem do módulo e um exemplo de aplicação onde utilizou-se o módulo para adquirir uma imagem da ferramenta de corte utilizando-se a Web-Câmera disponível no S2i.





a) Modelagem.

b) Exemplo de Aplicação: Foto de uma Ferramenta de Corte.Fig. 6.1: Ilustração do Módulo S2iWebCam.

No próximo capítulo, apresenta-se o sistema de visão projetado para medir e classificar o desgaste de flanco.



7 O SISTEMA DE MEDIÇÃO DE DESGASTE DE FLANCO

Neste capítulo, descreve-se o sistema de medição do desgaste de flanco desenvolvido no contexto deste trabalho.

O sistema foi projetado a partir de testes práticos realizados no Laboratório de Mecânica de Precisão (LMP), do Departamento de Engenharia Mecânica (EMC) da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). Por esta razão, o sistema aqui descrito estará referenciado com as condições as quais os ensaios foram realizados.

7.1 O PROJETO ÓPTICO E DE ILUMINAÇÃO DO SISTEMA

7.1.1 DEFINIÇÃO DOS PARÂMETROS DO SISTEMA DE VISÃO

O objetivo primordial do sistema de visão é mensurar o desgaste de flanco com uma precisão desejada de (ver item 3.1.9):

$$ObjR_{DES} = 10;$$
 (eq. 7.1)

onde

*ObjR*_{DES}: Resolução do Objeto Desejada (μ m).

Para os ensaios práticos, foram utilizadas pastilhas de cerâmica para torneamento do tipo SNGN CC650 (doadas pela empresa Sandvik Coromant ao LMP). A Fig. 7.1 apresenta uma ilustração da ferramenta, descrevendo a sua geometria quadrada.



Fig. 7.1: Ferramenta Utilizada para nos Ensaios de Medição de Desgaste.

No início dos ensaios de medição, a modelagem matemática do projeto óptico apresentada no capítulo 3 ainda não havia sido concluída. Por esta razão, os parâmetros do sistema de visão foram definidos de forma experimental (ajuste *"in locus"*). O projeto óptico foi direcionado pela condição de obter um campo de visão com dimensão horizontal da ordem de 2 mm, garantindo que a resolução desejada fosse obtida. A partir desta condição, testaram-se diferentes parâmetros para a lente (F), a distância de trabalho (D₀) e a distância do sensor da câmera a lente (D₁); até encontrar uma configuração que atingisse a especificação. Quando uma configuração apropriada foi atingida, esta foi utilizada como padrão durante todos os ensaios. Aqui, entretanto, realizar-se-á o processo inverso. A partir dos parâmetros desejados, calcular-se-á as especificações do sistema de visão utilizando a modelagem matemática apresentada no capítulo 3. Desta forma, seja um campo de visão (obtido nos testes práticos) com as seguintes dimensões (ver item 3.1.1):

$$FOV_{H} = 1,397015 mm;$$

 $FOV_{V} = 1,047761 mm;$
 $FOV_{A} = 1,463737 mm^{2};$
(eq. 7.2)

A câmera utilizada para os ensaios foi a câmera Pulnix TM-7CN, nº de série 020649. A especificação da câmera [65] foi obtida em [80]. Esta é uma câmera monocromática entrelaçada (*interlaced*), possuindo um sensor CCD de $\frac{1}{2}$ " com uma matriz de 768x494 (H x V) pixels. O tamanho da foto-célula do sensor da câmera é 8,4 x 9,8 µm. A sensibilidade mínima da câmera é de 0.5 Lux. A câmera consegue capturar até 30 quadros por segundo e possui encaixe para lentes do tipo C-Mount.

A partir das definições realizadas no item 3.1.2, têm-se:

$$SS_{D} = 8,0 \quad mm;$$

$$SS_{H} = 6,4 \quad mm;$$

$$SS_{V} = 4,8 \quad mm;$$

$$SNum_{H} = 768 \quad unid.;$$

$$SNum_{V} = 494 \quad unid.;$$

Aplicando-se as equações (eq. 3.1, eq. 3.2, eq. 3.3 e eq. 3.4), obtém-se os seguintes valores:

$$SS = 30,72 \quad mm^{2};$$

$$SNum_{Total} = 379392 \quad unid.;$$

$$SPixel = 8,097166 \cdot 10^{-5} \quad mm^{2};$$

$$SPixel_{H} = 8,33334 \cdot 10^{-3} \quad mm;$$

$$SPixel_{V} = 9,7166 \cdot 10^{-3} \quad mm;$$

A captura e digitalização das imagens foram realizadas através da placa de aquisição Matrox Pulsar, com o auxílio do software Matrox Intellicam Interactive versão 2.0. Esta placa de aquisição digitaliza imagens monocromáticas com dimensão de 640x480 pixels e com resolução de 8 bits por pixel (intensidade luminosa varia de 0 a 255).

Através das definições feitas na seção 3.1.3, obtém-se:

$$IS_{H} = 640 \quad pixels;$$

$$IS_{V} = 480 \quad pixels;$$
(eq. 7.5)

A partir da equação (3.6), calcula-se o tamanho da imagem:

Desenvolvimento de um Sistema de Visão para Medir o Desgaste de Flanco de Ferramentas de Corte

98

$$IS = 640 \cdot 480 = 307200$$
 pixels; (eq. 7.6)

Considerando o campo de visão calculado em (eq. 7.2) e as equações (eq. 3.7, eq. 3.8 e eq. 3.9), obtém-se:

$$IPixelSize_{H} = \frac{FOV_{H}}{IS_{H}} = \frac{1,397015}{640} = 2,18281 \cdot 10^{-3} mm;$$

$$IPixelSize_{V} = \frac{FOV_{V}}{IS_{V}} = \frac{1,047761}{480} = 2,18283 \cdot 10^{-3} mm;$$

$$IPixelSize = \frac{FOV}{IS} = \frac{1,4663737}{307200} = 4,773351 \cdot 10^{-6} = (2,184)^{2} \cdot 10^{-6} mm^{2};$$

Pode-se notar que a (eq. 3.10) é válida.

A magnitude primária (ver item 3.1.5) é calculada, então, a partir da eq. 3.11:

$$PMAG = \frac{SS_H}{FOV_H} = \frac{6.4}{1.397015} = 4.5812;$$
 (eq. 7.8)

Por sua vez, a magnitude da imagem digital (ver item 3.1.6) é calculada pela eq. 3.12:

$$MID = \frac{IS_H}{FOV_H} = \frac{640}{1,397015} = 458,12;$$
 (eq. 7.9)

A resolução da câmera (ver item 3.1.9) é calculada pela (eq. 3.16):

$$CamR = 2 \cdot SPixel_{H} \cdot 1000 = 2 \cdot 8,33334 \cdot 10^{-3} \cdot 1000 = 16,66668 \ \mu m; (eq. 7.10)$$

O que implica na seguinte resolução do objeto:

$$ObjR = \frac{CamR}{PMAG} = \frac{16,66668}{4,5812} = 3,6381 \quad \mu m;$$
 (eq. 7.11)

Por outro lado, a resolução do objeto digitalizado é calculada pela (eq. 3.19):

$$ObjRDig = \frac{2 \cdot 1 \cdot 1000}{MID} = \frac{2000}{445,80974} = 4,3657 \quad \mu m;$$
(eq. 7.12)

A resolução do objeto digitalizado indica a resolução final do sistema, considerando desde a aquisição da imagem até a sua digitalização. Esta resolução indica que toda medição efetuada através deste sistema de visão terá um de erro admissível de (corresponde a \pm 1 pixel na imagem):

$$Erro = \pm 2,1828 \quad \mu m;$$
 (eq. 7.13)

A lente utilizada no sistema de visão possui um foco de 50 mm, sendo fabricada pela empresa Cosmicar. Esta lente possui um comprimento (L_H) igual á 47,4 mm.

$$F = 50 mm;$$
 (eq. 7.14)

$$L_{H} = 47,4$$
 mm; (eq. 7.15)

No projeto do sistema de visão, utilizaram-se espaçadores para afastar a lente da câmera. Desta forma, as equações que calculam a distância de trabalho a partir do foco da lente não se tornam mais válidas. Assim sendo, definiu-se qual a distância de trabalho que o sistema empregará:

$$D_0 = 46.8 mm;$$
 (eq. 7.16)

Finalmente, calcula-se a distância da lente ao sensor da câmera através da (eq. 3.24):

$$D_I = -M \cdot D_O = 4,5812 \cdot 46,8 = 214,399 \quad mm;$$
 (eq. 7.17)

Conhecendo o comprimento da lente (eq. 7.15), calcula-se agora o tamanho do espaçador (E_H) que deve ser adotado:

$$E_{H} = DI - L_{H} = 214,399 - 47,4 = 167 \text{ mm};$$
 (eq. 7.18)

A Fig. 7.2 apresenta o resultado do projeto óptico. Nesta figura, pode-se visualizar os parâmetros calculados acima. Esta foi a configuração utilizada para o desenvolvimento do sistema de visão.



Fig. 7.2: Configuração do Sistema de Visão Projetado.

99

Nesta configuração, a ferramenta é posicionada sob a câmera de forma que o plano do desgaste esteja perpendicular ao eixo óptico.

7.1.2 SELEÇÃO DA COR DE FUNDO DA IMAGEM

A seleção da cor de fundo é uma etapa importante no projeto. Quatro importantes regiões podem ser destacadas na imagem:

- 1. ferramenta: área da imagem que representa a ferramenta de corte;
- 2. desgaste: região onde ocorreu o desgaste da ferramenta.
- fundo: região que não pertence à ferramenta e nem ao desgaste, utilizada para localizar os contornos da ferramenta.
- 4. brilho: região que fica com intensa luminosidade devido à reflexão da luz.

A escolha do fundo deve auxiliar na obtenção de máximo contraste entre as três primeiras regiões, tentando, entretanto, reduzir o efeito nocivo provocado pelo brilho. A Fig. 7.1 apresenta dois exemplos de imagens obtidas com o fundo de cor branca. Já a Fig. 7.2 apresenta duas outras imagens obtidas com fundo de cor preta. Pelas imagens, pode-se notar que o fundo preto se confunde com a região da ferramenta, impossibilitando a localização das bordas da ferramenta e, por conseqüência, a compreensão da sua geometria. Já o fundo branco produz um ótimo contraste entre ferramenta e fundo, porém o contraste entre ferramenta e desgaste é menor. A perda de contraste é maior, no caso do fundo branco, quanto maior for a iluminação sobre o fundo. Desta forma, sugere-se que a iluminação incida apenas sobre a ferramenta, iluminando pouco o fundo. Esta é a opção ótima. Outras tonalidades de cinza foram testadas, entretanto estas foram descartadas, pois os tons intermediários de cinza mesclavam-se com as regiões da ferramenta e do desgaste, piorando o contraste.



a) Ferramenta sem Desgaste.

b) Ferramenta com Desgaste.

Fig. 7.1: Exemplo de Imagens Obtidas com Fundo Branco.





a) Ferramenta sem Desgaste.

b) Ferramenta com Desgaste.

Fig. 7.2: Exemplo de Imagens Obtidas com Fundo Preto.

7.1.3 SELEÇÃO DO SISTEMA DE ILUMINAÇÃO

Um conjunto de testes foi realizado para verificar o sistema de iluminação (ver item 3.3) mais adequado para esta aplicação. Estes testes foram realizados utilizando-se módulos de iluminação cedidos pela Pollux e uma fonte de luminosa de fibra óptica, disponível no LMP. A tabela a seguir apresenta o resultado da comparação das diferentes técnicas (ver Tab. 7.1):

i	Iluminação	Vantagem	Desvantagens			
1	Direcional	Ressalta bastante a região de desgaste, quando o feixe luminoso a atinge formando um ângulo de 30° a 45° com o plano de desgaste.	Precisa ser adaptada ao tipo de geometria de cada ferramenta. Produz brilhos que prejudicam a detecção do desgaste.			
2	Direcional Perpendicular	Produz um ótimo efeito na detecção do desgaste, dependendo da geometria da ferramenta.	Não funciona com algumas geometrias (complexas) e requer outra iluminação para destacar o fundo da ferramenta.			
3	Anel Luminoso	Destaca bastante a ferramenta em relação ao fundo. Produz bons resultados na detecção do desgaste, quando o feixe luminoso é paralelo ao eixo óptico.	Produz muitas regiões com brilho, prejudicando a detecção do desgaste. A iluminação não é uniforme e o centro fica mal iluminado.			
4	Fundo Escuro	Produz resultados melhores que a luz direcional perpendicular, principalmente, quando o ângulo de direção da iluminação é um pouco menor que 90°.	Difícil de instalar e requer outra iluminação para destacar o fundo em relação à ferramenta.			
5	Axial Difusa	Iluminação uniforme.	Não pode ser testada, pela falta de equipamento apropriado. Porém esta iluminação produz intenso brilho em muitas regiões indesejadas.			

Tab.	7.1:	Compar	acão da	as Diferente	s Estratégias	de Iluminação.



6	Frontal Difusa	Simulada através do uso de lâmpadas fluorescentes. Produz um bom contraste na imagem.	Produz brilhos indesejados.		
7	Iluminação de Fundo	Ótima para detectar o contorno externo da ferramenta.	Não detecta a região de desgaste.		
8	Linear	Ótima para gerar um modelo 3D da ferramenta.	Difícil de controlar. Funciona de forma análoga a uma varredura de scanner. Por isso, requer várias imagens com diferentes ângulos de ataque e, assim, um alto tempo de processamento.		
9	Dia Nublado	Ótima para detectar o contorno da ferramenta.	Produz pouco contraste entre a ferramenta e a região de desgaste.		
10	Polarizada	Útil para impedir que iluminações de outras fontes influenciem o sistema.	Não produziu o resultado esperado, pois não evitou a geração de brilho. O mesmo feixe luminoso que detecta o desgaste, gera o brilho. Por isso, esta técnica não produziu efeito na melhoria da imagem.		

A opção escolhida foi a utilização da técnica de iluminação direcional, onde o feixe luminoso é emitido com um ângulo de 35°, aproximadamente, com o plano da região de desgaste. Esta técnica destaca bastante a região desgastada da ferramenta, entretanto produz brilhos indesejados na imagem. Estes brilhos serão atenuados pelo algoritmo de processamento de imagem, através da comparação de uma ferramenta desgastada com uma ferramenta não desgastada. A Fig. 7.1 apresenta a técnica de iluminação adotada neste projeto.



Fig. 7.1: Ilustração do Técnica de Iluminação Adotada.



A proposta inicial deste trabalho de mestrado visava utilizar um sistema adaptativo de iluminação para detectar a região desgasta de forma ótima. Este sistema foi desenvolvido em um projeto de pesquisa no instituto WZL [83, 84, 85]. Esta técnica emprega um sistema de iluminação do tipo anel luminoso (ver item 3.3.3) com uma câmera. A cada iteração do algoritmo, o sistema ativa um grupo diferente de LED, gerando um grupo de imagens da ferramenta com diferentes luminosidades. Estas imagens são, então, processadas por um algoritmo adaptativo para a sua otimização. Como resultado desta otimização, obtém-se a região de desgaste da ferramenta. A partir deste resultado, pode-se aferir sobre o desgaste da ferramenta com maior precisão e robustez. A Fig. 7.2 mostra uma ilustração deste sistema. Entretanto, não foi possível produzir um protótipo deste sistema a tempo de empregar nos ensaios desta dissertação. Assim sendo, esta técnica deverá ser empregada nos futuros projetos.



Fig. 7.2: Sistema de Iluminação Adaptativo Desenvolvido pelo WZL.

7.2 ALGORITMO DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS

Devido à presença de brilho na imagem, conseqüência do método de iluminação adotado, fez-se necessário o desenvolvimento de um algoritmo de processamento de imagens que conseguisse minimizar este efeito e, ainda, realizar a detecção do desgaste com qualidade. A estratégia adotada utiliza a comparação entre uma imagem modelo (sem desgaste) e a imagem da ferramenta desgastada, para efetuar a correta detecção da região de desgaste. Nesta seção apresenta-se o algoritmo desenvolvido. Este algoritmo utiliza as técnicas de processamento de imagens apresentada no capítulo 4. As técnicas de processamento de imagens empregadas foram



selecionadas devido ao resultado que estas produzem no tratamento de imagens. Estas são técnicas clássicas, amplamente difundidas no meio científico e descritas na literatura [17, 21, 22, 24, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 38, 45, 53, 59, 60, 61, 64, 68, 71, 76, 79, 82]. Outra vantagem destas técnicas é que estas estão disponíveis na biblioteca de processamento de imagens da INTEL [26, 27, 28, 29, 30, 31, 32]. Desta forma, estas técnicas encontram-se já implementados em linguagem C++ de forma otimizada para a linha de processadores da INTEL. O que garante um alto desempenho em aplicações de sistemas de visão e uma grande portabilidade (UNIX e Windows). Por estas razões e buscando gerar uma solução tecnológica viável que possa, realmente, ser aplicada na indústria, estas técnicas de processamento de imagens foram utilizadas.

A Fig. 7.1 apresenta o algoritmo de processamento de imagens composto das seguintes etapas básicas:

- Início: usuário inicia o programa aplicativo;
- **Inserir Modelo:** o usuário insere uma imagem da ferramenta sem desgaste para ser utilizada como modelo pelo sistema. Nesta etapa, o usuário deve cuidar para fornecer um modelo do mesmo tipo que as ferramentas que serão mensuradas;
- Inserir Nova Imagem: o usuário insere uma imagem da ferramenta que será analisada;
- Alinhar Imagem com Modelo: a imagem da ferramenta é alinhada com a imagem modelo, permitindo que estas sejam comparadas, independentemente da rotação e da translação da ferramenta.
- Detectar o Desgaste: aplica-se um conjunto de algoritmos para detectar a região desgastada na imagem.
- Medir o Desgaste: uma vez que a região de desgaste foi localizada na imagem, esta é mensurada a partir do seu contorno externo. Nesta etapa, obtém-se os valores do desgaste de flanco (V_B) e desgaste de flanco máximo (V_{Bmax}).
- Classificar o Desgaste: a partir do contorno externo da região de desgaste, aplica-se o algoritmo descrito no capítulo 6 para classificar o tipo de desgaste da ferramenta.

A aquisição da imagem não é realizada de forma automática pelo sistema, pois a placa de aquisição de imagens disponível no LMP é de um modelo diferente da placa de aquisição disponível no S2i. Desta forma, não houve tempo hábil para realizar um módulo de software para a nova placa de aquisição. Por esta razão, as imagens foram adquiridas utilizando o software de demonstração da placa de aquisição, Matrox Intellicam Interactive versão 2.0. As imagens adquiridas são salvas em arquivo no formato bitmap (BMP). Estas imagens são então utilizadas

104

pelo aplicativo, desenvolvido no âmbito deste trabalho, para efetuar a análise de desgaste. Destacase, aqui, que o formato bitmap de imagens não denigre a integridade dos dados da imagem, uma vez que este formato salva as imagens sem aplicar nenhum tipo de algoritmo de compactação.



Fig. 7.1: Algoritmo de Processamento de Imagens.

A seguir, apresentam-se as técnicas empregadas nas etapas mais importantes deste algoritmo.

7.2.1 ALGORITMO DE ALINHAMENTO DA IMAGEM

O algoritmo de alinhamento da imagem funciona da seguinte maneira, ilustrada na Fig. 7.1:

• **Criar ROI na Imagem Modelo:** criam-se duas ROIs (Região de Interesse, ver item 4.1) na imagem modelo, uma no canto superior direito (iniciando no ponto (390, 0), com largura de 250 e comprimento de 200) e outra no canto inferior direito (iniciando no ponto (0, 230), com largura de 384 e comprimento de 192);

- Detectar a Reta na ROI do Modelo: aplica-se, então, um conjunto de algoritmos para detectar a reta principal de cada uma das duas ROIs do modelo. Este algoritmo será explicado na seqüência. Com as duas retas calculadas (pois a imagem possui duas ROIs, cada uma com uma única reta principal), calcula-se o ponto de intersecção das retas e o ângulo médio que estas formam com o eixo 'x' da imagem. Estes parâmetros são, então, armazenados para futura comparação com as retas da imagem atual;
- Criar ROI na Imagem Atual: criam-se ROIs idênticas às da imagem modelo, sob a imagem atual;
- Detectar a Reta nesta ROI: utiliza-se então a mesma técnica aplicada ao Modelo para calcular a reta principal de cada uma das ROIs da imagem e, conseqüentemente, o ponto de intersecção e o respectivo ângulo médio com o eixo 'x';
- Comparar a Reta com o Modelo: comparando-se o ponto de intersecção das retas no modelo e na imagem, calcula-se quanto a imagem atual deve ser transladada. Do mesmo modo, calcula-se o ângulo de rotação da imagem atual através dos ângulos médios com o eixo 'x' calculados anteriormente;
- Rotacionar e Transladar a Imagem: conhecendo-se o ângulo de rotação e os deslocamentos verticais e horizontais necessários para posicionar a imagem sobre o modelo, aplica-se uma transformação linear segundo o método descrito no item 4.3. Como resultado, têm-se as duas imagens com a mesma posição.

esenvolvimento de um Sistema de Visão para Medir o Desgaste de Flanco de Ferramentas de Corte



Fig. 7.1: Algoritmo de Alinhamento das Imagens.

A detecção da reta principal em uma ROI é realizada pelo seguinte algoritmo:

- 1. Primeiramente, emprega-se um algoritmo de segmentação piramidal (ver item 4.8) para separar o fundo da imagem da região que representa a ferramenta de corte;
- 2. Em seguida, aplica-se um algoritmo de *Threshold* Adaptativo (ver item 4.4.1) para deixar a região do fundo da imagem com alto contraste em relação a ferramenta;
- 3. Devido ao brilho da iluminação, formam-se pequenos pontos com alto brilho. Estes pontos são apagados da imagem através da aplicação em seqüência de dois operadores morfológicos (ver item 4.6) com um núcleo do tipo n8 de dimensão 3x3: abertura e fechamento respectivamente.
- Em seguida, aplica-se outro operador morfológico para destacar o contorno da ferramenta em relação à região que define o fundo da imagem. O operador que produziu melhores resultados foi o *Top-Hat* utilizando um núcleo idêntico ao passo anterior;

- Agora, aplica-se um algoritmo de detecção de contornos (ver item 4.9). Os contornos localizados são armazenados em vetores de pontos;
- Finalizando o algoritmo, o vetor com maior número de pontos é considerado a reta principal presente na ROI. Por isso, aplica-se o método de interpolação linear (ver item 4.7.1) para a reta que melhor representa estes pontos.



Fig. 7.2: Algoritmo de Detecção da Linha Principal Presente em uma ROI.

A Fig. 7.3 mostra um exemplo de aplicação do algoritmo de alinhamento. Na parte superior, têm-se as imagens do modelo e na parte inferior a imagem da ferramenta desgastada antes e após a aplicação do algoritmo. Em pontilhado, aparecem as ROIs criadas no algoritmo. A figura mostra ainda as retas calculadas. Note que o posicionamento funciona de forma eficiente.

Testou-se também a transformada Hough como algoritmo de detecção de retas (ver item 4.7.2), entretanto esta demonstrou ser menos precisa, neste caso, que a interpolação linear direta.







a) Antes do Alinhamento.

b) Depois do Alinhamento.

Fig. 7.3: Exemplo da Aplicação do Método de Alinhamento.

7.2.2 ALGORITMO DE DETECÇÃO DO DESGASTE

Após a imagem da ferramenta desgasta ser alinhada com a imagem modelo, prossegue-se com o algoritmo de detecção da região desgastada. Este algoritmo funciona da seguinte maneira:

- Cria-se uma ROI em torno da provável região do desgaste. O objetivo desta ROI é evitar que o algoritmo de processamento seja aplicado na imagem inteira, reduzindo, assim, o tempo de processamento. Esta ROI é posicionada utilizando-se como referência o ponto de intersecção das retas, calculadas no algoritmo de alinhamento;
- Compara-se a imagem desgastada com a imagem modelo através de uma operação de subtração de imagens (ver item 4.2). O resultado é uma imagem onde os pixels diferentes nas duas imagens aparecem com alta luminosidade;
- 3. A imagem resultante da comparação apresenta, em geral, uma grande quantidade de ruídos devido à variação da iluminação e a pequenos erros de posicionamento do algoritmo de alinhamento. Por isso, emprega-se um conjunto de três diferentes tipos de filtros para suavizar a imagem: filtro Min (núcleo de convolução 3x3), filtro de Média (núcleo de convolução 5x5) e filtro de Gauss (núcleo de convolução 5x5);

- 4. Após a imagem ter sido filtrada, aplica-se o algoritmo de segmentação piramidal. Este algoritmo segmenta as regiões que aparecem mais claras na imagem;
- 5. Por fim, aplica-se o operador morfológico de abertura para apagar pequenas regiões indesejadas da imagem, que são resultantes do brilho da iluminação. Ao final, obtém-se a imagem com a região de desgaste destacada.



Fig. 7.1: Algoritmo de Detecção da Região de Desgaste.

A Fig. 7.2 apresenta o resultado da aplicação deste algoritmo na imagem de uma ferramenta desgasta. Note que grande parte da região desgastada aparece destacada na imagem resultante. Entretanto, algumas pequenas áreas não aparecem na imagem final. Isto ocorre porque na imagem modelo estas regiões estão destacadas devido ao brilho da iluminação. Este problema, no entanto, é contornado pelo algoritmo de medição, apresentado na próxima seção.



a) Antes de Detectar a Região de Desgaste.



b) Após Detectar a Região de Desgate.

Fig. 7.2: Ilustração do Algoritmo de Detecção da Região de Desgaste.

7.2.3 ALGORITMO DE MEDIÇÃO DO DESGASTE

A partir da região de desgaste detectada, aplica-se o algoritmo para medir então o desgaste de flanco. Esta medição é realizada considerando a face da ferramenta como referência (reta superior que aparece na imagem Fig. 7.1b). Para garantir que todas as medições considerem esta reta com referência, desenha-se a reta na imagem contendo a região desgastada (reta dupla que aparece na Fig. 7.1a). Definida-se esta reta de referência, aplica-se a técnica de Contornos Ativos (ver item 4.10) para calcular um contorno que delimita a região desgastada junto com esta reta. Com o contorno calculado, calcula-se o desgaste de flanco máximo como sendo a distância entre o ponto que limita o contorno superiormente e o ponto que limita o contorno inferiormente. Em seguida, calcula-se a área delimitada pelo contorno. O contorno é subdivido então em duas regiões (ver Fig. 7.1b), uma contendo 80% da área interna do contorno e a outra contendo o restante. O partir da reta que divide o contorno até o ponto que limita este superiormente, calcula-se então o desgaste de flanco. Esta foi, portanto, a estratégia adotada para medir o desgaste de flanco, uma vez que não foi encontrada na literatura uma definição que permita um cálculo exato deste. A Fig. 7.1 apresenta um exemplo de aplicação deste algoritmo. Note que, apesar das regiões apagadas devido ao brilho na imagem modelo, o algoritmo definiu com grande precisão a área desgastada.



a) Medição na Imagem Processada.



b) Resultado Projetado sob a Imagem Original. Fig. 7.1: Ilustração do Resultado Obtido na Medição do Desgaste.



A Fig. 7.2 apresenta um resumo com as etapas principais do algoritmo.

Através do tamanho do pixel (eq. 7.7), converte-se o valor medido em pixels para o correspondente valor em micrometros (µm).



Fig. 7.2: Algoritmo de Medição do Desgaste.

7.2.4 ALGORITMO DE CLASSIFICAÇÃO DO DESGASTE

Assim, o contorno obtido pelo algoritmo de Contornos Ativos (ver item 4.10) é utilizado para a classificação do tipo de desgaste sofrido pela ferramenta, segundo a tabela de tipos de desgaste apresentada na seção 1.3.2.

Para a classificação, utiliza-se a técnica descrita no capítulo 5. Neste algoritmo, calcula-se os descritores de Fourier a partir do contorno que delimita a região desgastada. Os '10' primeiros descritores são, então, normalizados e utilizados como entrada para a Rede Neural. Em seguida, a Rede Neural processa o vetor contendo os descritores de Fourier normalizados. Por fim, a saída da Rede Neural é interpretada para verificar qual é o tipo de desgaste sofrido pela ferramenta. Este algoritmo está sintetizado na Fig. 7.1.





Fig. 7.1: Algoritmo de Classificação do Desgaste por Redes Neurais.

A Rede Neural utilizada é do tipo *Feedfoward* (direta) com apenas uma camada interna de neurônios. Os neurônios possuem função de ativação do tipo sigmóide. Como, no conjunto de amostras utilizadas para testar o sistema de medição, existiam apenas dois tipos de desgaste de ferramenta (desgaste de flanco e quebra da ferramenta), a Rede Neural foi configurada para apenas classificar estes dois tipos. Desta forma, a Rede Neural possui a seguinte configuração: 10 neurônios na camada de entrada, 4 neurônios na camada interna e 2 neurônios na camada de saída.

A Rede Neural foi treinada, utilizando-se 16 amostras diferentes, através do algoritmo de aprendizado *Quickpropagation* (ver item 5.4) com taxa de aprendizado igual a 0,12 e parâmetro de momento igual a 0,65. A Rede Neural leva, em média 43,505 segundos para aprender a classificar os dois tipos de desgaste com 16 amostras, utilizando um microprocessador do tipo PC com processador Pentium II 550 Mhz e 128 MBRAM. Este treinamento é realizado em 20.750 iterações do algoritmo de aprendizado por lote, obtendo um erro inferior a 2 x 10^{-3} .

7.3 SOFTWARE DE MEDIÇÃO DO DESGASTE

Para a implementação deste sistema de visão, desenvolveu-se um software para *Windows* que implementa as técnicas descritas neste documento. Este software utiliza todas os módulos da biblioteca S2iLib apresentados no capítulo 6. Além destes módulos, as classes apresentadas na Fig. 7.1 foram desenvolvidas neste projeto:

• Classe S2iToolWear: classe que representa um aplicativo para Windows;

- Classe S2iMainFrame: classe que implementa a janela principal de um programa aplicativo;
- Classe S2iToolWearDoc: classe que implementa um documento manipulado pelo aplicativo;
- Classe S2iToolWearView: classe que implementa a interface com o usuário. Nesta classe, foram implementadas as técnicas descritas neste trabalho, pois é ela quem gerencia todo o processo de medição do desgaste da ferramenta.
- Classe S2iDlgTrainWatch: caixa de diálogo utilizada para acompanhar o processo de aprendizado da Rede Neural, mostrando para o usuário: o erro, o número de iteração e o tempo decorrido durante o treinamento.



Fig. 7.1: Modelagem do Aplicativo S2iToolWear.

Todos os algoritmos descritos neste trabalho foram implementados neste aplicativo. Desta forma, não é necessário descrever a estrutura detalhada do software, uma vez que as técnicas empregadas já foram descritas neste documento.

Na Fig. 7.2 apresenta-se a tela de interface com o usuário. A interface do usuário contém texto em inglês. Isto foi necessário, pois este software será apresentado ao instituto WZL, na Alemanha, como um dos resultados do projeto de cooperação com a UFSC. Através do menu *File*, o usuário pode inserir uma imagem ou modelo no aplicativo. Através dos botões no canto inferior esquerdo da tela, o usuário executa o algoritmo de medição e classificação (Fig. 7.1) passo a passo. As caixas de texto, no centro inferior da tela, apresentam o tamanho de um pixel em μ m (**IPixel**) e o resultado da medição do desgaste respectivamente (V_B, V_{Bmax} e a área desgastada AV_B, todos medidos em μ m e μ m²). No canto inferior direito, apresenta-se o resultado da classificação do desgaste e os botões utilizados para adicionar um exemplo ao banco de dados e treinar a Rede Neural. O quadro no canto superior direito apresenta a imagem modelo utilizada. O quadro logo



abaixo deste, apresenta a imagem ou ROI selecionada. O usuário utiliza uma *Combo-Box* (botão do *Windows* com uma lista de opções para a escolha do usuário) para selecionar a imagem ou ROI que será utilizada nos algoritmos de processamento de imagens. Os menus permitem que o usuário aplique outros algoritmos de processamento de imagens (como filtros e operadores morfológicos) com o intuito testar estes algoritmos.



Fig. 7.2: Interface da Aplicativo de Medição do Desgaste de Ferramenta.

7.4 TESTE E AVALIAÇÃO DO SISTEMA DE VISÃO

Para testar o sistema de medição e classificação utilizou-se um conjunto com 9 ferramentas desgastadas, com 2 a 3 imagens por ferramenta. Assim, o conjunto de imagens utilizadas para testar o sistema continha 24 imagens ao todo.

As ferramentas utilizadas são do tipo SNGN 12 04 08 T01020 [70]. O desgaste de flanco das ferramentas foi medido através de um microscópio disponível no Laboratório de Usinagem da UFSC. A Fig. 7.1 mostra uma foto coletada através do acoplamento de uma câmera digital ao microscópio utilizado na medição. Nota-se que a imagem aparece no microscópio com uma ampliação muito pequena. Este fato, aliado ao ajuste manual do microscópio, faz com que a



precisão das medições seja ruim. O mesmo operador realizando duas medições de desgaste em uma mesma ferramenta obtém facilmente dois resultados diferentes, com erros de até 40%.



Fig. 7.1: Imagem Visualizada no Microscópio Utilizado para Medir o Desgaste.

Com este conjunto de amostras, realizaram-se os testes com o sistema de visão calibrado segundo as configurações descritas ao longo deste documento. Os resultados obtidos estão descritos na Tab. 7.1, onde cada coluna representa os respectivos valores: o índice da tabela, o nome do arquivo, número da ferramenta com a quina utilizada, o V_{Bmax} medido no microscópio, o V_{Bmax} medido pelo sistema de visão, o erro em relação à medição do V_{Bmax} , o V_B medido no microscópio, o V_B medido pelo sistema de visão, o erro em relação à medição do V_B , a área do desgaste AV_B medida pelo sistema de visão, o tipo de desgaste da ferramenta, o resultado da classificação do tipo de desgaste (efetuado pelo sistema de visão) e, por fim, o tempo de processamento em milisegundos.

i	Nome	Ferr.	V _{Bmax}	V _{Bmax} St	Erro	VB	V _B St	Erro	AV _B St	Tipo	Tipo St	T(ms)
1	Fig 10a	1-1	310	220,46	29%	230	165,89	28%	82057,0	flanco	flanco	593,54
2	Fig 10b	1-1	310	203,00	35%	178,99	181,17	-1%	61206,8	flanco	flanco	634,82
3	Fig 11a	1-2	315	231,37	27%	260	187,72	28%	71100,6	flanco	flanco	601,10
4	Fig 11b	1-2	315	196,45	38%	189,9	189,90	0%	66216,9	flanco	flanco	601,79
5	Fig 12a	1-3	415	414,73	0%	380	368,89	3%	269239,0	quebra	quebra	460,21
6	Fig 12b	1-3	415	414,73	0%	380	357,98	6%	260622,0	quebra	quebra	479,27
7	Fig 13a	1-4	360	357,98	1%	320	314,32	2%	119176,0	quebra	quebra	587,95
8	Fig 13b	1-4	360	375,44	-4%	320	340,51	-6%	133522,0	quebra	quebra	572,36
9	Fig 13c	1-4	360	357,98	1%	320	312,14	2%	121832,0	quebra	quebra	607,93
10	Fig 14a	2-1	250	181,17	28%	210	128,78	39%	36871,3	flanco	flanco	658,83
11	Fig 14b	2-1	250	172,44	31%	210	133,15	37%	38474,6	flanco	flanco	647,51
12	Fig 14c	2-1	250	172,44	31%	210	133,15	37%	36864,2	flanco	flanco	640,27
13	Fig 15a	2-2	280	203,00	28%	230	157,16	32%	50610,2	flanco	flanco	632,18
14	Fig 15b	2-2	280	200,81	28%	230	157,16	32%	50202,8	flanco	flanco	639,42
15	Fig 15c	2-2	280	207,36	26%	230	157,16	32%	51746,0	flanco	flanco	641,53
16	Fig 16a	2-3	250	183,35	27%	220	139,70	37%	43873,0	flanco	flanco	634,03
17	Fig 16b	2-3	250	183,35	27%	220	144,06	35%	44785,4	flanco	flanco	638,65
18	Fig 16c	2-3	250	185,54	26%	220	141,88	36%	46131,4	flanco	flanco	636,35
19	Fig 17a	2-4	270	168,07	38%	225	130,96	42%	42846,2	flanco	flanco	633,70
20	Fig 17b	2-4	270	189,90	30%	225	170,25	24%	48366,1	flanco	flanco	661,45
21	Fig 17c	2-4	270	168,07	38%	225	130,96	42%	43563,3	flanco	flanco	636,11
22	Fig 18a	2-5	230	194,27	16%	200	148,43	26%	37271,6	flanco	flanco	662,17
23	Fig 18b	2-5	230	192,08	16%	200	139,70	30%	37028,6	flanco	flanco	671,37
24	Fig 18c	2-5	230	194,27	16%	200	148,43	26%	37271,6	flanco	flanco	664,55
	Média				23%			25%				618,21

Tab. 7.1: Tabela com os Resultados das Medições Efetuadas Pelo Sistema de Visão.

Nota-se que, em todos os casos de desgaste de flanco, o sistema de visão obteve um erro de medição em torno de 15 a 30% em relação à medição do microscópio. Entretanto, visualmente, o sistema de visão realiza uma eficiente detecção do desgaste (ver Fig. 7.2). O que descarta a possibilidade de erro no algoritmo do sistema de visão. Quanto ao projeto óptico, este garante também a relação dos valores encontrados com a real dimensão do desgaste. Acredita-se, portanto, que esta falha ocorre no processo de medição no microscópio e não no algoritmo do sistema de visão. O fato deste erro não ocorrer no caso de quebra de ferramentas ocorre, pois a medição, nestes casos, é imprecisa. O sistema apresenta também a área da região desgasta. Esta não pode ser comparada, pois não foi possível medir esta área no microscópio.

Em relação ao sistema de classificação, este se mostrou eficiente em todos os casos testados. Infelizmente, o conjunto de amostra não permitiu que este algoritmo fosse testado para classificar outros tipos de desgaste. No entanto, estes testes serão realizados, certamente, em projetos futuros.



Desenvolvimento de um Sistema de Visão para Medir o Desgaste de Flanco de Ferramentas de Corte



Fig. 7.2: Exemplo de Medição Efetuada pelo Sistema (Nome: Fig15c na Tab. 7.1).



8 CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

A partir dos resultados obtidos (ver item 7.4), conclui-se que o sistema de visão desenvolvido no contexto deste trabalho é mais eficiente do que o sistema de medição através do microscópio. Além de obter uma exatidão maior na medição do desgaste, o sistema também garante uma repetibilidade nos resultados da medição. Isto significa que se uma ferramenta for medida em diferentes posições e orientações, o resultado permanecerá o mesmo, o que garante maior confiabilidade ao resultado fornecido.

Em comparação com as diversas técnicas de monitoramento de desgaste existentes (ver capítulo 2), este sistema se destaca pela eficiência na medição do desgaste de flanco. Vale ressaltar ainda que este sistema é totalmente automatizado, diferente dos sistemas disponíveis no mercado [50, 51, 78], onde o operador precisa realizar a medição pessoalmente, enquanto que o sistema de visão atua como um microscópio moderno, possibilitando a ocorrência de erros de medição. Neste aspecto, a medição do sistema proposto é bastante confiável.

Outro aspecto importante é que o sistema de classificação de forma também demonstrou ser eficiente (100% de acerto), mesmo tendo sido testado para classificar apenas dois tipos diferentes de desgaste e com uma amostragem consideravelmente pequena (apenas 24 imagens foram analisadas e classificadas). Entretanto, esta é uma característica inovadora do sistema. Nenhum dos aplicativos disponíveis no mercado, segundo a pesquisa realizada (ver capítulo 2), implementa um sistema de classificação do desgaste. Do ponto de vista de determinação do fim de vida da ferramenta de corte, esta característica pode não ser muito relevante. Entretanto, analisando-se do ponto de vista do sistema de supervisão e controle do processo de fabricação, esta informação pode ser muito importante para a otimização do processo de fabricação e do uso da ferramenta. Acompanhando a evolução do desgaste e o tipo de desgaste gerado durante a fabricação de um lote de produtos, o sistema de supervisão e controle pode calcular os parâmetros ótimos, em termos de produtividade e qualidade do produto final.

O software apresentou um desempenho razoável. O sistema de visão não possui requisitos de um sistema tempo-real, pois as medições de desgaste são realizadas durante as fases do processo produtivo em que a ferramenta de corte permanece parada (aguardando o momento de ser utilizada). Apesar disso, o sistema requer (em um microcomputador do tipo Pentium 550 Mhz), em média, apenas 620 milisegundos (ver Tab. 7.1) para medir e classificar o desgaste da ferramenta. O tempo de treinamento da Rede Neural é também razoável, durando em média 45 segundos com um conjunto de 16 amostras.



O sistema de iluminação é um ponto chave na construção deste sistema de visão. Infelizmente um sistema mais robusto de iluminação não pode ser projetado devido a limitações de recursos e tempo. Entretanto, a técnica desenvolvida neste trabalho demonstrou bons resultados mesmo com o efeito de brilho gerado pela iluminação atual. Sugere-se, como perspectiva para melhorar este sistema, o desenvolvimento de um módulo de iluminação semelhante ao módulo desenvolvido pelo WZL (ver item 7.1.3), entretanto utilizando uma estrutura semi-esférica no lugar do anel luminoso. Este módulo de iluminação poderia capturar várias imagens com ângulo de iluminação diferente, aplicando-se, assim, um algoritmo de otimização para a detecção precisa da área desgasta na ferramenta. O microprocessador realiza o controle da direção de iluminação, que pode ser direcionada de acordo com a geometria da ferramenta. Acredita-se que, com esta topologia, o sistema de iluminação será mais robusto e eficiente.



Fig. 8.1: Proposta para o Novo Módulo de Iluminação.

A proposta inicial deste projeto (ver item 1.4.2) incluía a utilização de uma câmera inteligente (com um processador embarcado). Entretanto, devido ao atraso na aprovação do projeto de cooperação com o Instituto WZL, não foi possível adquirir esta câmera a tempo hábil para aplicá-la neste projeto. Esta câmera está, atualmente, em processo de compra e estará disponível para os próximos projetos. A Fig. 8.2 ilustra a topologia do sistema com a câmera embarcada. Esta configuração será implementada, futuramente, pelo aluno de mestrado que continuará o desenvolvimento deste projeto.



Fig. 8.2: Configuração Futura do Sistema de Visão.

Outra sugestão para futuros trabalhos é a implementação de um sistema de calibração para a câmera, considerando a distorção sofrida pela lente (ver item 3.2.3). Como este foi um trabalho inicial, a distorção foi considerada desprezível neste trabalho. Entretanto, recomenda-se que sejam realizados procedimentos rígidos para a calibração do sistema como um todo.

Outro passo importante na evolução deste sistema de medição de desgaste de ferramenta é a interação com o comando numérico (CNC) da máquina-ferramenta. Esta interação fornece três vantagens fundamentais:

- O sistema de posicionamento do CNC pode ser utilizado para posicionar a ferramenta no sistema de visão. Assim, obtém-se uma precisão maior no posicionamento e o usuário não precisa realizar o posicionamento manualmente;
- O CNC pode utilizar o sistema de visão para medir o desgaste da ferramenta e, através desta medição, decidir se continua utilizando a ferramenta ou não;
- O sistema de visão pode obter do CNC informações que descrevam a geometria da ferramenta. A partir destas informações, o sistema de visão pode ser configurado automaticamente, otimizando o processo de medição do desgaste.

Pelas razões acima descritas, a interação entre o sistema de medição de desgaste e o CNC tornará o sistema de visão muito eficiente e robusto.

Uma limitação deste sistema é que ele ainda não pode ser aplicado para a medição do desgaste de cratera. Esta estratégia pode ser até adaptada para calcular a área do desgaste de cratera, mas não se aplica para a medição da profundidade da cratera. Para a medição desta variável sugere-se como solução o desenvolvimento de um sistema de medição tridimensional (3D). O sistema funcionaria de forma análoga ao sistema aqui desenvolvido. Antes que a ferramenta fosse utilizada, o sistema de visão iria capturar algumas imagens desta para formar um modelo tridimensional. Após a sua utilização, a ferramenta passaria novamente pelo sistema de visão. Um

novo modelo tridimensional seria gerado e, comparando-se os dois modelos, os desgastes poderiam ser mensurados completamente. O sistema de classificação poderia ser utilizado integralmente. A única sugestão é que este receba como entrada o contorno da região desgastada em três planos: superior, frontal e lateral.

O modelo tridimensional da ferramenta pode ser obtido através de três técnicas distintas:

- Visão Estéreo: consiste em usar duas câmeras (ou duas imagens com ângulos distintos e conhecidos) para criar uma imagem tridimensional de uma cena (ver Fig. 8.3). Este sistema pode produzir bons resultados, porém a calibração das câmeras é um problema complexo e delicado. A biblioteca da Intel oferece um conjunto de algoritmos capazes de processar este tipo de imagens [32];
- Franjas de Moiré: esta é uma técnica utilizada para obter imagens tridimensionais a partir de um sistema de visão bidimensional (ver Fig. 8.5). Esta técnica tem um custo de desenvolvimento menor. Entretanto, devido à resolução do sistema (aproximadamente 4 μm), esta técnica pode produzir resultados imprecisos;
- **Reconstrução 3D:** consiste em capturar um conjunto de imagens estéreo [32], formando um modelo 3D completo do objeto (ver Fig. 8.4). Esta técnica pode trazer bons resultados, mas requer um alto tempo de processamento.





a) Modelo Matemático.

b) Imagem na Câmera 1.



c) Imagem na Câmera 2.





Fig. 8.4: Exemplo de uma Reconstrução Tridimensional [32].



Fig. 8.5: Ilustração da Técnica de Franjas de Moiré [26].

Acredita-se que este trabalho atingiu o objetivo proposto. Apesar do sistema ter sido testado apenas com um tipo de ferramenta de corte, a metodologia desenvolvida é bastante genérica, podendo ser aplicada para a medição de diferentes tipos de ferramenta de corte. Para conseguir generalizar a ferramenta, basta, apenas, implementar um sistema mais robusto de iluminação, como o citado anteriormente, e interagir com o CNC da máquina-ferramenta para conhecer a geometria da ferramenta, a fim de otimizar o algoritmo de alinhamento e otimização.

Portanto, esta técnica é bastante promissora e deverá ser integrada ao sistema de monitoramento de desgaste implementado no instituto WZL. Futuramente, tem-se a intenção de transformar esta tecnologia em produto, disponibilizando esta solução para o mercado. Por exemplo, a empresa Bosch, na Alemanha, demonstrou interesse no projeto e estuda a aplicação da tecnologia na sua fábrica.



REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] ARCELLI, C. e BAJA, G. S. D.: *A Width-Independent Fast Thinning Algorithm*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-7, n° 4, Julho, 1985.
- [2] ATIYA, A. F.; FERNANDEZ, B.; MUTHUSAMI, J.; PARLOS, A.G. e TSAI, W.K.: An Accelerated Learning Algorithm for Multilayer Perceptron Networks, IEEE Transactions on Neural Network, vol. 5, nº 3, Março, 1994.
- BAXTER, J.: Keys to Cost Effective Optical Design & Tolerancing, at www.edmundoptics.com, Edmund Industrial Optics, Barrington, EUA, 2001.
- BLUM, T.; SUZUKI, I. e INASAKI, I.: Development of a Condition Monitoring System for Cutting Tools Using an Acoustic Emission Sensor, Bull. Japan Soc of Prec. Eng., vol. 22, nº 4, Dezembro, 1988.
- [5] BYRNE, G.; DORNFELD, D.; INASAKI, I.; ETTELER, G.; KÖNIG, W e TETI, R.: *Tool Condition Monitoring (TCM) The Status of Research and Industrial Application*,
 Annals of the CIRP vol. 44/2/1995.
- [6] BOOCH, G.; JACOBSON, I. e RUMBAUGH, J.: Unified Modeling Language: Reference Guide, ed. Addison Wesley Longman, 2000.
- BORELLI, J. E.; JUNIOR, A. B.; COELHO, R. T. e GONZAGA, A.: Diagnóstico de Estados de Ferramenta nos Processos de Usinagem de Alto Desempenho com o Uso de Lógica Fussy e Imagens Infravermelho, Usinagem 2000 – Feira e Congresso, Brasil, 2000.
- [8] BURT, P. J.; HONG, T. H. & ROSENFELD, A.: Segmentation and Estimation of Image Region Properties Through Cooperative Hierarchical Computation, IEEE Tran. On SMC, vol. 11, n° 12, 1981, pp. 802-809.
- [9] CARBONETTO, P.: Picture Representation Using Quad Trees Data Structures and Algorithms, at <u>http://www.cs.mcgill.ca/~pcarbo/cs251</u>, School of Computer Science, McGill University, Março, 1999.
- [10] CHOI, D.; KWON, W. T.; CHU, C. N.: *Real-Time Monitoring of Tool Fracture in Turning Using Sensor Fusion*, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, vol. 15, n° 5, ed. Springer, 1999.
- [11] DECHAMPS, F.; ORTH, A. e STEMMER, M.R.: RAP Um Sistema De Visão para Robôs Inteligentes Baseado na Interpretação dos Coeficientes de Fourier, Congresso Brasileiro de Automática, Florianópolis, Brasil, Setembro, 2000 (SBA'2000).
- [12] DEMUTH, H. e BEALE, M.: Neural Network Toolbox User's Guide For Use with MatLab, The Maths Works Inc.
- [13] DORNFELD, D. A.: Usinagem de Precisão Monitoração de Processos por Emissão Acústica, Máquinas e Metais, Maio, 1999.
- [14] DU, R.; ELBESTAWI, M. A. e WU, S. M.: *Automated Monitoring of Manufacturing Processes, Part 1: Monitoring Methods*, Journal of Engineerging for Industry, vol. 117, n° 2, Maio, 1995.
- [15] DU, R.; ELBESTAWI, M. A. e WU, S. M.: *Automated Monitoring of Manufacturing Processes, Part 2: Applications*, Journal of Engineerging for Industry, vol. 117, nº 2, Maio, 1995.
- [16] EDMUND INDUSTRIAL OPTICS: *Technical Support Library*, at www.edmundoptics.com, Barrington, EUA.
- [17] FISHER, R.: CVonline: Image Transformations and Filters, at http://www.dai.ed.ac.uk/CVonline/transf.htm, Outubro, 2001.
- [18] FREEMAN, J. A. e SKAPURA, D. M.: Neural Networks: Algorithms, Applications, and Programming Techniques, ed. Addison-Wesley, EUA, Março, 1991.
- [19] GIUSTI, F.; SANTOCHI, M. e TANTUSSI.: On Line Sensing of Flank and Crater Wear of Cutting Tools, Annals of the CIRP vol. 36, Janeiro, 1987.
- [20] GNU.: *The Free Software Definition*, at <u>http://www.gnu.org/philosophy/free-sw.html</u>,
 Free Software Foundation Inc., EUA, 2001.
- [21] GOMES, J. e VELHO, L.: Computação Gráfica: Imagem, Rio de Janeiro, IMPA/SBM, 1994.
- [22] GONZALEZ, R. C. e WOODS, R. E.: *Digital Image Processing*, Reading, ed. Addison-Wesley, 1992.
- [23] HALLIDAY, D.; RESNICK, R. e WALKER, J.: Fundamentos da Física 4 Ótica e Física Moderna, 4ª edição, ed. Livros Técnicos e Científicos S.A. - LTC, 1995.
- [24] HARALICK, R. M. e SHAPIRO, L. G.: Computer and Robot Vision, ed. Addison-Wesley, 1992.

- [25] IMAGE LABS INTERNATIONAL: Figuring Field of View Mathematically, at <u>http://www.vision1.com/mfovmaths.html</u>, Image Labs International, 2001.
- [26] INTEL: Intel Image Processing Library, at <u>http://developer.intel.com/software/products/perflib/ipl</u>, Intel, EUA, 2001.
- [27] INTEL: *Intel Image Processing Library Reference Manual*, at http://developer.intel.com/software/products/perflib/ipl/index.htm, Intel, EUA, 2001.
- [28] INTEL: *Intel Math Kernel Library*, at <u>http://developer.intel.com/software/products/mkl/</u>, Intel, EUA, 2001.
- [29] INTEL: Intel Open Source Computer Vision Library, at <u>http://www.intel.com/research/mrl/research/opencv</u>, Intel, EUA, 2001.
- [30] INTEL: *Intel Recognition Primitives Library*, at http://developer.intel.com/software/products/perflib/rpl/, Intel, EUA, 2001.
- [31] INTEL: *Intel Signal Processing Library*, at <u>http://developer.intel.com/software/products/perflib/spl/</u>, Intel, EUA, 2001.
- [32] INTEL: *Open Source Computer Vision Library Reference Manual*, at http://www.intel.com/research/mrl/research/opencv/index.htm, Intel, EUA, 2001.
- [33] JÄHNE, B.: *Digitale Bildverarbeitung*, ed. Springer, Berlin-Heidelberg, Alemanha, 1997.
- [34] JÄHNE, B.: Handbook of Computer Vision and Applications Volume 1 Sensors and Imaging, ed. Academic Press, Heidelberg, Alemanha, 1999.
- [35] JÄHNE, B.: Handbook of Computer Vision and Applications Volume 2Signal Processing and Pattern Recognition, ed. Academic Press, Heidelberg, Alemanha, 1999.
- [36] JAIN, A. K.; JIANCHANG, M. e MOHIUDDIN, K. M.: Artificial Neural Networks: A Tutorial, Computer, pag. 31, Março, 1996.
- [37] JEMIELNIAK, K.: Commercial Tool Condition Monitoring Systems, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, vol. 5, nº 10, ed. Springer, 1999.
- [38] JONKER, P.: Image Processing Fundamentals, at <u>http://www.ph.tn.tudelft.nl/Courses/FIP/noframes/fip-Contents.html</u>, Março, 1998.
- [39] KIM, H. NAM, K.: Object Recognition of One DOF Tool by a Backpropagation Neural Net, IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 6, n° 2, Março, 1995.
- [40] KON, F.: *O Software Aberto e a Questão Social*, at <u>http://gsd.ime.usp.br</u>, Brasil, 2001.
- [41] KÖNIG, W., KLOCKE, F.: Fertigungsverfahren: Drehen, Fräsen, Bohren, ed. Springer Verlag Berlin Heidelberg, Heidelberg, Alemanha, 1997.

- [42] KÖNIG, W.: *Tecnologia de Fabricação*, Tradução por Walter L. Weingaertner, Aachen, 1981.
- [43] KURUDA, S. e BRADLEY, C.: A Review of Machine Vision Sensors for Tool Condition Monitoring, Computers in Industry, vol. 34, nº 1, Outubro, 1997.
- [44] LEITHOLD, L.: *O Cálculo com Geometria Analítica*, 3^a ed, vol. 1, ed. Harbra, 1994.
- [45] LIMA, J. C. M. : Arquiteturas Piramidais, Disciplina CMP 135 Arquiteturas Especiais de Computadores, Curso de Pós-Graduação em Ciência da Computação, UFRGS, Porto Alegra, Brasil, Novembro, 1998.
- [46] Lentes Esféricas: Fundamentos Teóricos, at http://zip.to/fisica.com, Brasil, 2001.
- [47] MCLAUGHLIN, R. A. e ALDER, M. D.: *Technical Report The Hough Transform versus the UpWrite*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, nº 4, pag. 396 – 400, Abril, 1998.
- [48] MICHALSKI, J.: *What is Telecentricity?*, at <u>www.edmundoptics.com</u>, Edmund Industrial Optics, Barrington, EUA.
- [49] MINASI, M.; ORTH, A. e STEMMER, M. R.: S2iLib: Uma Biblioteca Orientada a Objetos para Sistemas de Visão, I Simpósio Catarinense de Processamento Digital de Imagens, UFSC, Brasil, Novembro, 2001.
- [50] MONTRONIX.: Montronix Toolbox of Sensors, at <u>http://www.montronix.com/Sensr_everyapp.html</u>, Montronix Inc., 2001, EUA.
- [51] MONTRONIX.: *Prediction and Detection of Tool Wear and Fracture in Machining*, http://www.montronix.com, Montronix Inc., 2001, EUA.
- [52] MORIWAKI, T.: Sensing and Prediction of Cutting Tool Failure, Bull. Japan Soc. of Prec. Engg., vol 18, nº 2, Junho, 1984.
- [53] NCC.: *Image Processing Resource List*, at <u>http://www.ncc.com/misc/ipt_sites.html</u>, Network Cybernetics Corporation, Outubro, 2001.
- [54] NIU, Y. M.; WONG, Y. S. e HONG, G. S. : An Intelligent Sensor System Approach for Reliable Tool Flank Wear Recognition, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, vol. 14, nº 2, ed. Springer, 1998.
- [55] NORTHEAST ROBOTICS (NERLITE): Lighting Techniques, at www.nerlite.com/#Lighting Techniques, NER, RVSI, Weare, EUA.

- [56] ORTH, A. e STEMMER, M.R. Desenvolvimento e Implementação de um Sistema para Reconhecer Automaticamente Peças Mecânicas -Projeto RAP, Sociedade Brasileira de Computação, Belo Horizonte, Brasil, 1998 (SBC'98).
- [57] ORTH, A. e STEMMER, M.R. Sistema de Visão Aplicado ao Monitoramento do Desgaste de Ferramenta de Corte: Uma Estratégia para Medir o Desgaste de Flanco (VB), I Simpósio Catarinense de Processamento Digital de Imagens, UFSC, Brasil, Novembro, 2001.
- [58] ORTH, A.; PFEIFER, T.; SACK, D. e STEMMER, M.: Sensor/Actuator Network The Nervous System Of A New Production Concept: The Autonomous Production Cells, Congresso Brasileiro de Automática, Florianópolis, Brasil, Setembro, 2000 (SBA'2000).
- [59] PARAGIOS, N. e DERICHE, R.: Geodesic Active Contours and Level Sets for the Detection and Tracking of Moving Objects, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, n° 3, pag. 266 – 280, Março, 2000.
- [60] PARKER, J. R.: *Algorithms for Image Processing and Computer Vision*, ed. John Wiley & Sons, New York, EUA, 1997.
- [61] PEDERSON, K. B.: Wear Measurement of Cutting Tools by Computer Vision,
 International Journal of Machining Tools Manufacturer, vol. 30, nº 1, pag. 131-139, 1990.
- [62] PETE, A.: *Understanding Optical Specifications*, at <u>www.edmundoptics.com</u>, Edmund Industrial Optics, Barrington, EUA.
- [63] PRESSMAN, R. S.: Software Engineering A Practitioner's Approach, 5° ed., ed. McGraw Hill, 2000.
- [64] PRICE, S.: Active or Flexible Contour Models, at <u>http://www.icbl.hw.ac.uk/marble/vision/medium/snakes/snakes.htm</u>, ICBL, Fevereiro, 1996.
- [65] PULNIX: Pulnix Imaging Products TM-7/TM-6 Series ½ B/W CCD Cameras Specifications, Pulnix Industrial Products Division, 2001.
- [66] RIEDMILLER, M.: Advanced Supervised Learning in Multi-layer Perceptrons from Backpropagation to Adaptive Learning Algorithms, Journal of Computer Standards and Interfaces, Special Issues on Neural Networks (5), 1994.
- [67] RIEDMILLER, M.: Advanced Supervised Learning in Multi-layer Perceptrons from Backpropagation to Adaptive Learning Algorithms, Journal of Computer Standards and Interfaces, Special Issues on Neural Networks (5), 1994.
- [68] RUSS, J. C.: *The Image Processing Handbook*, 2 ed., Boca Raton, CRC Press, 1995.

- [69] SADOULET, S.: *Eliminating Distortion in Your Imaging System*, at www.edmundoptics.com, Edmund Industrial Optics, Barrington, EUA.
- [70] SANDVIK: *Cutting Tools for Machining*, at <u>http://www.coromant.sandvik.com/</u>, Sandvik Coromant, Outubro, 2001.
- [71] SIMON, G. e CHATTERJJE, M.: *Introduction to Image Morphology*, at <u>http://cobb.ece.psu.edu/projects/interact/morphology.html</u>, Penn State University, Electrical Engineering, The Multidimensional Image Processing Lab., 2001.
- [72] SPIEGEL, M. R.: Transformadas de Laplace, Coleção Schaum, McGrawn-Hill do Brasil, 1975.
- [73] STEMMER, C. E.: *Ferramentas de Corte I*, 4° edição, editora da UFSC, Fpolis., 1995.
- [74] STEMMER, C. E.: *Ferramentas de Corte II*, 2° edição, editora da UFSC, Fpolis., 1995.
- [75] STROUSTRUP, B.: The C++ Programming Language, 3. ed. Reading : Addison-Wesley, 1997.
- [76] S2I: *S2iLib Machine Vision Library*, at <u>http://sf.net/projects/s2ilib</u>, Sistemas Industriais Inteligentes, UFSC, 2001.
- [77] TESHIMA, T.; SHIBASAKA, T.; TAKUMA, M. e YAMAMOTO, A.: Estimation of Cutting Tool Life by Processing Tool Image Data with Neural Network, Annals of the CIRP, vol. 42, Janeiro, 1993.
- [78] TRIRDWAVESYS.: *Third Wave Advant Edge*, at <u>http://www.thirdwavesys.com/</u>, Third Wave Systems Inc., Minneapolis, USA, 2001.
- [79] YOUNG, D.: Active Contour Models (Snakes), at http://www.cogs.susx.ac.uk/users/davidy/teachvision/vision7.html, University of Sussex, 1995.
- [80] VISION 1: *Pulnix Cameras*, at <u>http://www.vision1.com/pulnix.html</u>, Dezembro, 2001.
- [81] WAGNER, J.: *Successful Polarization Techniques*, at <u>www.edmundoptics.com</u>, Edmund Industrial Optics, Barrington, EUA.
- [82] WANGENHEIM, A. von.: Seminário de Introdução a Visão Computacional, at www.inf.ufsc.br/~visao, UFSC, Brasil, 2001.
- [83] WIEGERS, L. e PFEIFER, T.: Adaptive Control for the Optimized Adjustment of Imaging Parameters for Surface Inspection Using Machine Vision, CIRP Athen, Alemanha, 1998.



- [84] WIEGERS, L. e PFEIFER, T.: Reliable Tool Wear Monitoring by Means of Image-Optimization in Machine Vision, PTW TU Darmstadt, Alemanha, 1999.
- [85] WIEGERS, L. e PFEIFER, T.: Verfahren zur wissensunabhängigen automatischen Bildoptimierung in der technischen Sichtprüfung, Sensor-Tagung, Bad Nanheim, Alemanha, Março, 1998.