

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE  
CENTRO DE CIÊNCIAS COMPUTACIONAIS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO  
CURSO DE MESTRADO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO

Dissertação de Mestrado

**Desenvolvimento e Validação de Métodos de  
Sensoreamento Visual Aplicados a Instrumentação de  
Processos no Contexto da Indústria 4.0**

Thiago dos Santos da Fonseca

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal do Rio Grande, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Computação

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Nagel Rodrigues

Rio Grande, 2017

## Ficha catalográfica

F676d Fonseca, Thiago dos Santos da.  
Desenvolvimento e validação de métodos de sensoriamento visual aplicados a instrumentação de processos no contexto da indústria 4.0 / Thiago dos Santos da Fonseca. – 2017.  
128 p.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande – FURG, Programa de Pós-graduação em Computação, Rio Grande/RS, 2017.

Orientador: Dr. Ricardo Nagel Rodrigues.

1. Visão computacional 2. Indústria 4.0 3. Instrumentação  
4. Automação I. Rodrigues, Ricardo Nagel II. Título.

CDU 004.92



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE  
CENTRO DE CIÊNCIAS COMPUTACIONAIS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO  
CURSO DE MESTRADO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**Desenvolvimento e Validação de Métodos de Sensoamento Visual  
Aplicados a Instrumentação de Processos no Contexto da Indústria 4.0**

Thiago dos Santos da Fonseca

Banca examinadora:

Prof. Dr. Rogério Malta Branco

Prof. Dr. Adriano Velasque Werhli

Prof. Dr. Paulo Liles Jorge Drews Júnior

Prof. Dr. Ricardo Nagel Rodrigues  
Orientador

*Dedico... este trabalho aos meus amigos e familiares, em especial ao meu filho João  
Pedro.*

## AGRADECIMENTOS

Agradeço a todos que de alguma forma fizeram parte e contribuíram para minha formação, a minha família que me deu apoio, ao meu orientador que me deu a oportunidade de trabalhar com ele e me transmitiu os conhecimentos necessários para este trabalho e a todos os professores, colegas e amigos que fizeram parte desta trajetória.

Um agradecimento especial aos colegas Álvaro, Alice e Gabriel do grupo de pesquisa 3DCS e principalmente aos colegas Natanael, Robby e Mário, que participaram ativamente deste trabalho.

Agradeço também a todos os amigos e colegas de mestrado que compartilharam seus conhecimentos, sendo fundamentais para conclusão de mais esta etapa na minha vida: Letieri, Jusoan, Everson, Luciane, Braian, Átila, Matheus, Guilherme, Paulo, Luiza e Amanda.

Um Muito Obrigado, ao Prof. Dr. Serguei Nogueira, do IFRS, pelo auxílio e paciência.

A minha irmã, Renata Fonseca e aos meus pais, Verena e Renato que sempre me apoiaram e incentivaram em todos os momentos, não sendo diferente neste.

A minha esposa Luciana, que mesmo diante de todas as adversidades, conseguiu me entender e apoiar.

Ao meu filho, João Pedro, que ilumina a minha vida.

Ao mais que amigo, um irmão de longa data Letieri Ávila.

Aos Amigos Felipe, Rodnei, Milton, Fábio, Tonin e Sylvio do IFRS - Rio Grande.

## RESUMO

FONSECA, Thiago dos Santos da. **Desenvolvimento e Validação de Métodos de Sensoreamento Visual Aplicados a Instrumentação de Processos no Contexto da Indústria 4.0**. 2017. 114 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal do Rio Grande, Rio Grande.

Na busca por mais agilidade, qualidade e baixos custos de produção as indústrias enfrentam inúmeras dificuldades para conseguir lidar com imensas quantidades de informações. Para auxiliar neste problema, sistemas de visão de máquina têm sido cada vez mais utilizados, abrangendo diversas etapas de um processo industrial, principalmente no conceito apresentado pela Indústria 4.0. Neste trabalho, são propostos três métodos de medição baseada em visão, chamados de Sensores Visuais, que possibilitam a extração das variáveis de processo: nível, temperatura e presença/estado. Tais métodos visam obter informações digitais por meio da análise das cores presentes em instrumentos indicadores e outros dispositivos sem capacidade de comunicação. É utilizado um *framework* de visão computacional, desenvolvido no C3 da FURG, para fornecer as camadas de aquisição, comunicação e uma interface para visualização e configuração dos métodos. O sistema baseado em OpenCV, processa as imagens capturadas por uma ou mais câmeras em tempo real e envia os resultados (medições) a outros dispositivos de automação via protocolo de comunicação Modbus. Para avaliar os Sensores Visuais, foram utilizados métodos da área da metrologia a fim de obter seus erros e incertezas de medição. Também foram realizados testes em uma planta didática, onde todas as medições utilizadas no CLP e SCADA foram extraídas através de uma câmera conectada ao sistema proposto. Os experimentos demonstraram resultados promissores.

**Palavras-chave:** Visão Computacional, Indústria 4.0, Instrumentação, Automação.

## **ABSTRACT**

FONSECA, Thiago dos Santos da. **Development and Validation of Visual Sensing Methods Applied to the Instruction of Processes without Context of Industry 4.0.** 2017. 114 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal do Rio Grande, Rio Grande.

In the search for more agility, quality and low production costs industries face numerous difficulties in handling huge amounts of information. To assist in this problem, machine vision systems have been increasingly used, encompassing several stages of an industrial process, mainly in the concept presented by Industry 4.0. In this work, three methods of vision-based measurement, called Visual Sensors, are proposed, which allow the extraction of process variables: level, temperature and presence/state. These methods are aimed at obtaining digital information through the analysis of the colors present in indicating instruments and other devices without communication capability. A computational vision framework, developed in FURG's C3, is used to provide the acquisition, communication and interface layers for visualization and configuration of the methods. The OpenCV-based system processes images captured by one or more cameras in real time and sends the results (measurements) to other automation devices via Modbus communication protocol. In order to evaluate the Visual Sensors, metrology methods were used to obtain their measurement errors and uncertainties. Tests were also carried out in a didactic plant, where all the measurements used in CLP and SCADA were extracted through a camera connected to the proposed system. The experiments showed promising results.

**Keywords:** Computer Vision, Industry 4.0, Instrumentation, Automation.

## LISTA DE FIGURAS

1	Computação visual como parte das tecnologias envolvidas na I4. As tecnologias de computação visual podem atuar como um elemento coeso em muitas aplicações relacionadas à I4 e à Internet Industrial. . . . .	3
2	Visores de nível: a esquerda da imagem um visor de vidro tubular da fabricante Solind (2017), no centro visor de vidro plano da fabricante Digitrol (2017) e na direita um visor de vidro especial do tipo bicolor da fabricante Reliance (2017). . . . .	15
3	Distribuição de probabilidade retangular ou uniforme. . . . .	25
4	Distribuição de probabilidade triangular simétrica. . . . .	25
5	Fluxograma Simplificado das etapas de cálculo das incertezas. . . . .	27
6	Quarta Revolução Industrial, baseada em sistemas Ciber Físicos (CPS) e Indústria 4.0. . . . .	28
7	Composição da hierarquia de automação com serviços distribuídos. . . . .	30
8	Exemplo de aplicação do sistema proposto. . . . .	44
9	Diagrama ilustrando a arquitetura de <i>software</i> proposta. . . . .	45
10	Sensor termosensível aplicado em condutores elétricos. . . . .	46
11	Sensor termosensível aplicado em dispositivos elétricos. . . . .	46
12	Tipos de materiais termocrômicos. . . . .	47
13	Um único adesivo termocrômico exposto a uma temperatura inicial de 23, 8 °C até a temperatura final de 98, 5 °C. . . . .	47
14	Adesivos termocrômicos expostos a uma temperatura máxima de 70 °C (adesivo da esquerda) e 95 °C (adesivo da direita). . . . .	48
15	Captura de tela do <i>Software</i> da Thermoteknix com exemplo de aplicação dos pontos de captura de temperatura no entorno e sobre cada adesivo termocrômico, por meio da câmera térmica Miracle 307k. . . . .	48
16	Resposta obtida para espaço CIE-L*a*b* em função temperatura. . . . .	50
17	Projeção ortogonal do vetor de temperatura. . . . .	51
18	IHM do <i>FiedVision</i> com os Sensor Visual de Temperatura já ajustado e realizando a medição da temperatura em um tanque de inox. . . . .	52
19	Referência e resposta de 9 Sensores Visuais de Temperatura, para os 3 níveis de iluminância predeterminados. . . . .	53
20	Média dos erros individuais x Média das respostas de medição do SVT. . . . .	54
21	Temperaturas corrigidas x Amostras . . . . .	54
22	Seleção da área sensoreada e das áreas de referência positiva e negativa sobre um visor de nível tubular. . . . .	56



23	Sensores Visuais de Detecção de Presença/Estado aplicados sobre as manoplas das válvulas esféricas, indicando o estado como aberta ou fechada. . . . .	58
24	Laboratório de Infraestrutura Multiusuária, C3, FURG. . . . .	60
25	Luxímetros instalados na planta piloto, no plano horizontal de trabalho a 1m do piso e plano vertical a 50% do visor de nível (Área Sensoreada). 62	
26	Demonstração da forma de instalação da câmera em relação ao visor de nível do tanque da planta piloto, no Sensor Visual de Nível. . . . .	62
27	Gráfico dos dados de medição de Temperatura para os 3 níveis de iluminância predeterminados.. . . . .	63
28	Gráfico das Incertezas expandidas do Sensor Visual de Temperatura, em função da temperatura do padrão secundário utilizado como referência. . . . .	69
29	Gráfico das Incertezas expandidas do Sensor Visual de Nível, em função do nível do padrão secundário utilizado como referência. . . . .	72
30	Tela de supervisão de nível - SCADA BluePlant. . . . .	74
31	Memorial de cálculo das incertezas do Sensor Visual de Temperatura. 107	
32	Memorial de cálculo das incertezas do Sensor Visual de Nível. . . . .	108
33	Certificado de calibração do transmissor de temperatura. . . . .	109
34	<i>Data sheet</i> do transmissor de temperatura. . . . .	110
35	Certificado de calibração do transmissor de nível. . . . .	111
36	<i>Data sheet</i> do transmissor de nível. . . . .	112
37	Graus de liberdade efetivos . . . . .	113
38	Tabela com os coeficientes t de <i>Student</i> . . . . .	114

## LISTA DE TABELAS

1	Composição básica do Laboratório de Infraestrutura Multiusuária para Pesquisa. . . . .	60
2	Iluminâncias definidas no Plano Horizontal e Vertical. . . . .	61
3	Calculo da Histerese do Sensor Visual de Nível. . . . .	71
4	Referência e resposta de 9 Sensores Visuais de Temperatura, para os 3 níveis de iluminância predeterminados. . . . .	91
5	Média dos Sensores Visuais de Temperatura e erro sistemático. . . . .	92
6	Referência e respostas corrigidas de 9 Sensores Visuais de Temperatura, para os 3 níveis de iluminância predeterminados. . . . .	93
7	Dados coletados: Sensor Real de Referência e seis Sensores Visuais de Nível ajustados para o nível de iluminância 1. Os valores contidos na Tabela estão em percentual de nível. . . . .	94
8	Dados coletados: Sensor Real de Referência e seis Sensores Visuais de Nível ajustados para o nível de iluminância 2. Os valores contidos na Tabela estão em percentual de nível. . . . .	94
9	Dados coletados: Sensor Real de Referência e seis Sensores Visuais de Nível ajustados para o nível de iluminância 3. Os valores contidos na Tabela estão em percentual de nível. . . . .	95
10	Dados coletados: Sensor Real de Referência e seis Sensores Visuais de Temperatura ajustados para o nível de iluminância 1 . . . . .	96
11	Dados coletados: Sensor Real de Referência e seis Sensores Visuais de Temperatura ajustados para o nível de iluminância 2 . . . . .	97
12	Dados coletados: Sensor Real de Referência e seis Sensores Visuais de Temperatura ajustados para o nível de iluminância 3 . . . . .	98
13	Resultados do Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado para o nível de Iluminância 1, 2 e 3. . . . .	99
14	Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Temperatura para todos os níveis de iluminância. . . . .	100
15	Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Temperatura para o nível 1 de iluminância. . . . .	101
16	Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Temperatura para o nível 2 de iluminância. . . . .	102
17	Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Temperatura para o nível 3 de iluminância. . . . .	103
18	Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Nível para todos os níveis de iluminância. . . . .	104

19	Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Nível para o nível 1 de iluminância. . . . .	104
20	Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Nível para o nível 2 de iluminância. . . . .	105
21	Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Nível para o nível 3 de iluminância. . . . .	105

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

3D	3 Dimensões
A/D	Analógico para Digital
ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
AGV	Veículo Guiado Automaticamente
AR	Realidade Aumentada
C3	Centro de Ciências Computacionais
CCD	Charge-Coupled Device
CFTV	Circuito Fechado de Televisão
CIE	Comissão Internacional de Iluminação
CLP	Controlador Lógico Programável
CMOS	Complementary Metal-Oxide Semiconductor
CPE	Equivalência Ciber-Física
CPPS	Sistemas de Produção Ciber-Físicos
CPS	Sistemas Ciber-Físicos
D/A	Digital para Analógico
FURG	Universidade Federal do Rio Grande
GSM	Sistema Global para Comunicações Móveis
GUM	Guia para Expressão da Incerteza de Medição
I/F	Corrente para Frequência
I/V	Corrente para Tensão
I&M	Instrumentação e Medida
I4	Indústria 4.0
IHM	Interface Homem-máquina
INMETRO	Instituto Nacional de Metrologia, Qualidade e Tecnologia
IIoT	Internet Industrial das Coisas
IoS	Internet de Serviços

IoT	Internet das Coisas
LED	Diodo Emissor de Luz
OCR	Reconhecimento Ótico de Caracteres
OpenCV	Bibliotecas de visão Computacional <i>Open Source</i>
PDF	Formato Portátil de Documento
PID	Proporcional Integral Derivativo
RFID	Identificação por Rádio Frequência
SCADA	Sistema de Supervisão, Controle e Aquisição de Dados
SDVPE	Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado
SfM	Estimação de Estrutura a partir de Movimento
SIF	Funções Instrumentadas de Segurança
SIL	Níveis de Integridade de Segurança
SIS	Sistemas Instrumentados de Segurança
SMS	Serviço de Mensagens Curtas
SV	Sensor Visual
SVN	Sensor Visual de Nível
SVT	Sensor Visual de Temperatura
TI	Tecnologia de Informação
TICs	Tecnologias de Informação e Comunicação
TICs	Tecnologias de Informação e Comunicação
USB	Universal Serial Bus
VBM	Vision-Based Measurement
VIM	Vocabulário Internacional de Metrologia

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	2
1.1	Motivação	5
1.2	Objetivos	7
1.3	Organização do trabalho	8
<b>2</b>	<b>REVISÃO DAS ÁREAS E TÉCNICAS UTILIZADAS</b>	9
2.1	Automação e instrumentação industrial	9
2.1.1	Instrumentos	10
2.1.2	Variáveis de processo	12
2.2	Metrologia na instrumentação industrial	16
2.2.1	Definição	17
2.2.2	Sistemas de medição	17
2.2.3	Características dos instrumentos de medição	18
2.2.4	Caracterização da qualidade de medição	20
2.3	Indústria 4.0	27
2.4	Visão computacional	32
2.4.1	Imagens digitais	36
2.4.2	Espaços de cor	37
2.4.3	Sistema de visão computacional	40
2.4.4	<i>Vision Based Measurement</i> - VBM	41
<b>3</b>	<b>MÉTODOS VBM PROPOSTOS PARA O SENSORIAMENTO VISUAL</b>	43
3.1	Sistema de visão de máquina para instrumentação industrial	43
3.1.1	Arquitetura de <i>hardware</i> e comunicação	43
3.1.2	Arquitetura de <i>software</i>	44
3.2	Sensor Visual de Temperatura	45
3.2.1	Desenvolvimento do método VBM para o Sensor Visual de Temperatura	46
3.3	Sensor Visual de Nível	54
3.3.1	Desenvolvimento do método VBM para o Sensor Visual de Nível	55
3.4	Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado	57
3.4.1	Desenvolvimento do método VBM para o Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado	57
<b>4</b>	<b>ANÁLISE DOS MÉTODOS VBM PARA SENSOREAMENTO VISUAL</b>	59
4.1	Materiais	59
4.2	Metodologia de coleta dos dados para análise e avaliação	61
4.2.1	Dados do Sensor Visual de Nível	61

4.2.2	Dados do Sensor Visual de Temperatura . . . . .	63
4.2.3	Dados do Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado . . . . .	64
<b>4.3</b>	<b>Análise metrológica dos Sensores Visuais . . . . .</b>	<b>64</b>
4.3.1	Erros . . . . .	64
4.3.2	Avaliação das Incertezas do Sensor Visual de Temperatura . . . . .	66
4.3.3	Avaliação das incertezas do Sensor Visual de Nível . . . . .	70
<b>4.4</b>	<b>Avaliação do Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado . . . . .</b>	<b>72</b>
<b>5</b>	<b>ESTUDO DE CASO – INSTRUMENTAÇÃO DE UMA PLANTA INDUS-</b>	
	<b>TRIAL DIDÁTICA POR MEIO DOS SENSORES VISUAIS PROPOSTOS</b>	<b>73</b>
5.1	Meio exclusivo de sensoreamento para instrumentação e controle da planta . . . . .	73
5.2	Meio redundante de sensoreamento para instrumentação e controle da planta . . . . .	75
<b>6</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES DE TRABALHOS</b>	
	<b>FUTUROS . . . . .</b>	<b>76</b>
6.1	Recomendações de trabalhos Futuros . . . . .	79
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>81</b>
<b>7</b>	<b>APÊNDICES . . . . .</b>	<b>91</b>
7.1	APÊNDICE A . . . . .	91
7.2	APÊNDICE B . . . . .	94
7.3	APÊNDICE C . . . . .	100
7.4	APÊNDICE D . . . . .	106
<b>8</b>	<b>ANEXOS . . . . .</b>	<b>109</b>
8.1	ANEXO A - DOCUMENTAÇÃO DOS INSTRUMENTOS UTILIZADOS COMO PADRÃO SECUNDÁRIO . . . . .	109
8.2	ANEXO B - TABELAS DE COEFICIENTES . . . . .	113

# 1 INTRODUÇÃO

A maximização de fatores como qualidade, eficiência e a redução de custos de produção são alguns dos principais objetivos de empresas e indústrias, não só na busca pela sobrevivência mas também para que se tornem mais competitivas em meio aos mercados globalizados (Corrêa et al., 2013; Marino, 2006; Rosário, 2009). Ferramentas como o planejamento estratégico, que buscam otimizar as tomadas de decisão através de estratégias corporativas, competitivas e de produção, se apresentam como uma das formas para alcançar tais objetivos.

Enquanto as estratégias corporativas e competitivas abrangem as questões mercadológicas e de negócios, as estratégias de produção visam decidir quais serão os projetos e planos de ação necessários para uma melhor execução operacional, agindo sobre critérios de desempenho e áreas de decisão como a tecnológica, que trata da viabilidade e grau de utilização de sistemas de automação, bem como sua flexibilidade, atualização e disseminação (Santos and José Barbosa, 2007).

A automação é considerada um dos principais meios para a modernização e atualização tecnológica das estruturas de produção, apresentando importância estratégica para participação no mercado internacional através da sua capacidade de se adaptar a competitividade e diferentes exigências (Rosário, 2009).

Entre os diferentes ramos de atuação da automação está a automação industrial, que em um aspecto geral, emprega diferentes tecnologias a fim de fornecer soluções flexíveis e confiáveis para as indústrias de processo e manufatura. Tais sistemas integram e tornam disponíveis as informações dos diferentes níveis de controle e trabalho, gerando benefícios como a redução de custos de produção, manutenção e aumento da produtividade, além de diminuir as atividades repetitivas, monótonas e/ou insalubres a serem executadas pelos trabalhadores (Branquinho et al., 2014; Rosário, 2009).

Para que seja possível fazer o controle das diversas variáveis físicas presentes nos processos industriais, a automação industrial se utiliza das diferentes técnicas da área da instrumentação industrial. Através destas técnicas são desenvolvidos e aplicados os instrumentos destinados a medição, transmissão, indicação, registro e controle destas variáveis, aumentando a segurança dos processos produtivos e a qualidade dos produtos



gerados.

Atualmente, diferentes graus de automação e instrumentação industrial ainda são utilizados nos mais diversos segmentos produtivos, entretanto os métodos baseados puramente nas tecnologias tradicionais destas duas áreas não permitem uma integração completa de toda a cadeia produtiva e nem uma total flexibilidade para uma produção sob demanda, fazendo com que estas áreas tendam a perder o seu papel central nas indústrias.

Em 2011 foi apresentado pelo governo alemão o conceito de Indústria 4.0 (I4). De acordo com Zhou et al. (2015), tal conceito tem por objetivo criar um modelo de produção altamente flexível de produtos e serviços personalizados e digitais, com interações em tempo real entre pessoas, produtos e dispositivos durante o processo de produção. O termo I4 conforme (Stork, 2015) pode ainda ser visto como a introdução da tecnologia da internet na indústria de manufatura para tornar as fábricas mais inteligentes, aumentar a adaptabilidade, a eficiência dos recursos e a ergonomia.

Os últimos avanços das Tecnologias de Informação e Comunicação (TICs) e da fusão do mundo real (físico) e virtual (digital/ciber), conhecida por Sistemas Ciber-Físicos, do inglês *Cyber-Physical System* (CPS) impulsionaram esta nova tendência de indústria, que tem sido considerada como a quarta revolução industrial. A Figura 1 apresenta algumas das tecnologias envolvidas na I4.

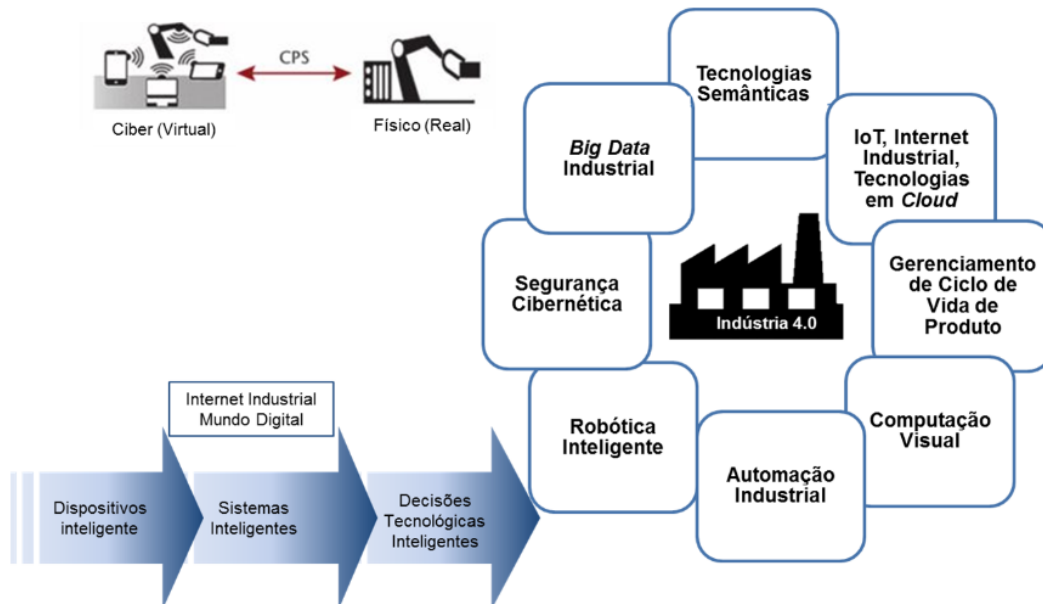


Figura 1: Computação visual como parte das tecnologias envolvidas na I4. As tecnologias de computação visual podem atuar como um elemento coeso em muitas aplicações relacionadas à I4 e à Internet Industrial.

FONTE: Adaptado de Posada et al. (2015).

A automação industrial e, conseqüentemente, a instrumentação industrial são somente mais uma das várias áreas da engenharia envolvidas neste movimento global, onde, dentro da proposta da I4, a computação visual e suas subáreas mostram-se essenciais, servindo

de suporte para implementação de comportamentos inteligentes e cognitivos, podendo fornecer soluções precisas para a análise, captura e interação com os mundos reais e virtuais (Stork, 2015; Posada et al., 2015).

De acordo com Stork (2015), várias disciplinas de computação gráfica estão envolvidas na computação visual:

- Processamento de imagens para manipulação de imagens (pixels);
- Visão computacional para obter informações (modelos e semânticas) a partir de imagens;
- Renderização para geração de imagens (pixels) fora das representações (como modelos 3D);
- Modelagem e simulação para geração de objetos digitais (como modelagem geométrica ou baseada em física) e realização de simulações baseadas em modelos, eventualmente criando modelos aprimorados;
- Interação homem-máquina (IHM) projetada para superar os mundos virtual e real;
- Capturar e adquirir imagens ou dados de sensores e depois derivar modelos 3D; e
- Modelagem das propriedades de objetos do mundo real, como aparência, comportamento e função.

Entre as várias disciplinas mencionadas, os sistemas de visão computacional têm se popularizado cada vez mais, tanto no meio industrial quanto fora dele, abrangendo diferentes aplicações e áreas, sobretudo devido ao menor custo e evolução dos sistemas computacionais, eletrônicos e das câmeras.

A visão computacional pode ser considerada basicamente como o inverso da computação gráfica, obtendo descrições abstratas a partir de imagens, permitindo o reconhecimento de objetos (Fernandes et al., 2011). Em aplicações industriais os sistemas de visão computacional geralmente são chamados de sistemas de visão de máquina, destacando-se já há algum tempo por suas diversas aplicações bem sucedidas, principalmente as voltadas para inspeção e controle de qualidade de produtos (Noble, 1995).

Uma das áreas que tem apresentado inúmeras possibilidades para aplicações dos sistemas de visão é o da Instrumentação e Medida, do inglês *Instrumentation and Measurement* (I&M). A área da I&M utiliza os sistemas de visão como instrumentos genéricos para medição e monitoramento de fenômenos físicos. Este tipo de abordagem é chamada de *Vision-Based Measurement* (VBM), que em português significa Medição Baseada em Visão, e utiliza dispositivos eletrônicos, computadores e câmeras para implementação de sistemas que possam visualizar e medir mensurandos visualmente observáveis (Shirmohammadi and Ferrero, 2014).

A VBM já tem sido usada há algum tempo na inspeção e detecção automática não intrusiva de equipamentos e/ou produtos em diversos tipos de processos, podendo apresentar-se também como uma ótima alternativa para a extração de informações dentro do conceito da I4. Conceito este em que as tarefas são realizadas com base em informações provenientes do mundo físico e virtual, apresentando milhares de sensores e gerando grandes quantidades de informação do mundo físico, necessitando assim de diversos meios de coleta e análise dos dados.

Na I4 o uso de métodos de medição através de VBM pode servir para aplicações além das voltadas para inspeção ou controle de qualidade de produtos ou equipamentos ou da virtualização de plantas, mostrando-se como uma possibilidade para instrumentação de sistemas automatizados, realimentando as malhas de controle ou de segurança, como um meio único ou como um meio redundante de sensoriamento em sistemas de medição industrial.

## 1.1 Motivação

Com advento da I4, a automação e a instrumentação industrial passaram a enfrentar novos desafios, tornando-se agora partes integrantes desta nova tendência, devendo assim se enquadrar tecnologicamente. Segundo NEI (2015), as tecnologias de instrumentação e controle sempre foram o pilar da produção industrial, mas agora não apenas completam o ciclo produtivo, como também tornam-se inteligentes o suficiente para nutrir os sistemas de gerenciamento de ativos, passando de apenas modernas para modernas e eficientes.

Sob o ponto de vista da I4, a internet das coisas, do inglês *internet of things* (IoT) e os CPS são fundamentais para concretização deste conceito, sendo necessário capturar, analisar e interagir com os mundos de produção real e virtual com um alto nível de precisão em todas as dimensões (espacial e temporal). Neste enfoque a área da computação visual torna-se central para obtenção de soluções para este tipo de indústria (Posada et al., 2015).

Ainda de acordo com Posada et al. (2015), na Indústria 4.0 as técnicas de visão podem permitir o fechamento do ciclo de design e fabricação de produtos, fornecendo um *feedback* imediato e comparando com modelos digitais tridimensionais, por exemplo. Além disso, são necessárias novas formas de lidar e organizar as informações nestas indústrias, tendo em vista a infinidade de sensores e informações demandadas a fim de integrar toda a cadeia produtiva, mundos físicos e virtuais.

Muitas das informações demandadas em processos produtivos podem ser observadas visualmente e então medidas por meio de sistemas com métodos VBM. Tais aplicações já abrangem muitos setores e estão se tornando cada vez mais utilizadas (Shirmohammadi and Ferrero, 2014). No entanto, mesmo com a evolução das técnicas e dispositivos envolvidos na área de visão, suas aplicações interagindo diretamente no controle de processos não são muito comuns, deixando ainda uma enorme lacuna para ser explorada.

No princípio de *design* da I4, os sistemas de computação visual geralmente se fazem presentes na virtualização de processos físicos e modelos de simulação para formação do CPS, assim como na interface homem-máquina, deixando em aberto novos desafios e campos de pesquisa para comunidade científica da área da computação visual, conforme relatado por Posada et al. (2015).

Além das possíveis aplicações de sistemas dotados de visão computacional, voltadas a instrumentação para malhas de controle no contexto da I4, tais sistemas também demonstram capacidade de aplicação na segurança dos processos produtivos.

Por muitas vezes os sistemas de produção industrial podem oferecer riscos em sua operação, precisando da adoção de diferentes medidas para garantir a segurança do processo, do meio ambiente e dos trabalhadores. Em muitos casos além das malhas de controle são necessárias a implantação de Sistemas Instrumentados de Segurança, que em inglês é chamado de *Safety Instrumented System* (SIS)

Para que seja possível atingir ou manter um estado seguro desses processos ou equipamentos, nos SIS são definidas ações automáticas específicas para determinados desvios operacionais através das Funções Instrumentadas de Segurança, *Safety Instrumented Function* (SIF)

Nos SIS, são exigidos determinados Níveis de Integridade de Segurança, *Level Integrity Security* (SIL) <sup>1</sup>, a fim de reduzir os riscos a certos limites. O SIL é dividido em quatro níveis, que variam de 0 a 4, sendo SIL0 considerado o que requer uma menor redução de risco e o SIL4 o maior.

Nos níveis SIL1 e SIL2 as SIF, dentre as diversas recomendações para estes dois níveis, devem ser tipicamente implementadas com redundância total de sensores. Estas redundâncias podem ser feitas com a utilização de dois ou três sensores, de mesmo ou diferentes princípios de funcionamento para realização de uma mesma medida.

Na redundância de sensores é interessante que os sensores não sejam suscetíveis e submetidos as mesmas possíveis falhas um dos outros, devendo assim buscar alternativas entre uma infinidade de sensores e transmissores industriais disponíveis no mercado, levando em consideração as mais variadas funções e princípios de funcionamento destas tecnologias bem como suas especificidades de aplicação.

Neste contexto, o presente trabalho apresenta um sistema de visão de máquina focado no processo industrial, e não no produto. Tal sistema é dotado de métodos VBM que funcionam como sensores reais em aplicações específicas, fornecendo formas não intrusivas de extração de mensurandos de um processo, podendo medir e detectar simultaneamente diferentes variáveis com uma única ou com diversas câmeras, reduzindo custos com a instalação sensores e cabeamento, tornando ainda as informações disponíveis digitalmente via rede, além de fornecer uma interface para configuração e monitoramento.

---

<sup>1</sup> é um critério de desempenho para as SIF que define a probabilidade de não realizar a função especificada, quando demandada

O sistema apresentado visa então, a captura e o processamento de imagens de um processo industrial para extração e envio de informações através de uma rede de comunicação industrial para um Controlador Lógico Programável (CLP) e/ou um Sistema de Supervisão Controle e Aquisição de Dados, do inglês *Supervisory Control and Data Acquisition* (SCADA), sendo aplicado como meio único ou como meio redundante de sensoriamento na instrumentação de malhas de controle do processo e/ou em sistemas instrumentados de segurança.

Para este sistema de visão de máquina é proposto a utilização, caracterização e validação de métodos VBM para medição de três mensurandos que podem ser visualmente observados em um processo industrial, sendo eles: nível de líquidos não translúcidos, temperatura de superfícies e presença/estado de dispositivos.

## 1.2 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo principal, propor uma forma alternativa de realizar medições de variáveis físicas em processos produtivos industriais, por meio de um sistema que trabalha em conjunto com outros equipamentos de automação e instrumentação, substituindo sensores reais ou servindo de meio redundante a estes sensores em determinadas aplicações. Buscando assim reduzir custos de instalação, manutenção e operação bem como diminuir a quantidade de dispositivos instalados em campo.

Três métodos VBM, aqui chamados de Sensores Visuais são propostos: Sensor Visual de Nível (SVN) de líquidos não translúcidos, Sensor Visual de Temperatura (SVT) de superfícies e Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado (SVDPE) de dispositivos. Serão avaliadas suas características e incertezas através de técnicas de metrologia orientadas por normas específicas, traçando comparativos com sensores reais. Já para validação dos Sensores Visuais, estes serão inseridos isoladamente e em conjunto com sensores reais em uma malha de controle de um sistema de automação de uma planta didática industrial, sendo submetidos a diferentes condições e testes de desempenho.

Um *framework* de visão computacional desenvolvido no Centro de Ciências Computacionais (C3) da Universidade Federal do Rio Grande (FURG) alojará o métodos VBM e fornecerá uma interface gráfica para configuração dos Sensores Visuais e a camada de comunicação com outros dispositivos de automação industrial.

Para desenvolvimento e implementação dos métodos VBM foram utilizadas a biblioteca *Open source Computer Vision Library* (OpenCV), a linguagem de programação C++ e o *Framework* de Visão Computacional citado anteriormente.

Como objetivos específicos o trabalho aborda:

- Contextualizar as propostas dentro da I4;
- Desenvolver e implementar métodos de VBM aplicados a medição de variáveis

físicas de processos industriais;

- Avaliar as características e incertezas dos métodos de VBM propostos comparando-os a sensores reais;
- Validar os métodos VBM em um estudo de caso.

### **1.3 Organização do trabalho**

Além do capítulo de introdução, o trabalho em questão apresenta outros 6 capítulos, como se segue:

- Capítulo 2: Apresenta uma revisão das áreas e técnicas utilizadas neste trabalho;
- Capítulo 3: Demonstra a implementação dos métodos VBM para Sensoriamento Visual por meio do sistema de visão de máquina *Fieldvision*;
- Capítulo 4: Aplica-se os conceitos de metrologia na avaliação dos métodos de sensoriamento visual;
- Capítulo 5: Em um estudo de caso é demonstrada a aplicação dos métodos propostos em uma planta didática industrial;
- Capítulo 6: Expõe as considerações finais acerca deste trabalho e apresenta propostas para novos trabalhos de pesquisa.

## 2 REVISÃO DAS ÁREAS E TÉCNICAS UTILIZADAS

O presente capítulo visa contextualizar os temas necessários para o entendimento deste trabalho, tais como: automação e instrumentação industrial, metrologia na instrumentação industrial, I4 e visão computacional.

### 2.1 Automação e instrumentação industrial

A automação e a instrumentação industrial são áreas da engenharia que estão profundamente relacionadas e complementam-se mutuamente, a fim de reduzir a intervenção humana nos sistemas de produção<sup>2</sup> e controlar de forma mais precisa os produtos gerados.

Tecnologias relacionadas a estas duas áreas são de suma importância nos sistemas de produção modernos, especialmente nas indústrias do setor secundário de produção, as quais transformam algum tipo de matéria-prima em produtos, necessitando assim controlar e manter constantes as suas principais variáveis físicas, tais como: temperatura, nível, pressão, vazão e etc. Entre as indústrias do setor secundário de produção estão as: petroquímicas, siderúrgica, celulose, farmacêutica, têxtil, alimentos, petrolífera, geração de energia entre outras.

O termo automação foi criado na década de 1940 por um engenheiro da Ford *Motor Company*, sendo descrito como vários sistemas nos quais ações e controles automáticos substituíam o esforço e a inteligência humana (Lamb, 2015). Contudo, na prática a integração da automação já havia se dado nos anos 20 em uma linha de montagem da mesma fábrica (Rosário, 2009).

Diversas definições para o termo automação foram dadas conforme as tecnologias e conceitos envolvidos evoluíam. Uma outra definição é apresentada por Goeking (2010), onde a automação pode ser entendida como qualquer sistema que utilize computação e que substitua o trabalho humano com o intuito de aumentar a velocidade e a qualidade dos processos produtivos, a segurança dos funcionários, além de obter maior controle, planejamento e flexibilidade da produção.

Segundo Rosário (2009), a automação industrial nasceu da necessidade de aumento

---

<sup>2</sup>Um sistema de produção é um conjunto de pessoas, equipamentos e procedimentos organizados para realizar as operações de produção de uma empresa (ou outra organização) (Groover, 2011)

de flexibilização, de maior rapidez da produção e de redução de custos das empresas de manufatura ou de processos contínuos, a fim de que elas pudessem se adequar rapidamente às necessidades do consumidor e assim manterem-se competitivas em um mercado cada vez mais exigente.

Para que seja possível alcançar os objetivos descritos por Goeking (2010) e Rosário (2009), são necessárias técnicas e sistemas que garantam a robustez e confiabilidade das medições e controle destes processos produtivos, e são nestes requisitos que a instrumentação em conjunto com a metrologia atuam.

A instrumentação, é definida por Pavani (2016), como o conjunto de técnicas e instrumentos usados para observar, medir, registrar, controlar e atuar em fenômenos físicos, preocupando-se com o estudo, desenvolvimento, aplicação e operação dos instrumentos. Para Ribeiro (1999) os enfoques da instrumentação podem se dar ainda no campo da fabricação, projeto, especificação, montagem, operação e manutenção dos instrumentos.

### **2.1.1 Instrumentos**

A fim de compreender mais facilmente as funções dos instrumentos de medição e controle, Bega (2006) classifica-os em: instrumentos cegos, instrumentos indicadores, instrumentos registradores, elementos primários, transmissores, conversores, controladores e elementos finais de controle. Dentro da classificação de (Bega, 2006) foi acrescentada ainda a definição de transdutores.

- **Instrumentos cegos**

São os instrumentos que não tem indicação visível da variável medida (Bega, 2006). Entre estes instrumentos estão os pressostatos, termostatos, transmissores sem indicação local e etc.

- **Instrumentos indicadores**

São instrumentos que dispõem de indicador e escala graduada, na qual se pode ler o valor da variável medida/controlada. A indicação da leitura pode ser analógica, feita através de um posicionamento contínuo do ponteiro na escala, ou digital, através da amostragem de um ou mais dígitos (Ribeiro, 1999). Os visores de nível, manômetros, termômetros, rotâmetros estão entre os instrumentos indicadores.

- **Instrumentos registradores**

De acordo com Ribeiro (1999), os registradores são os instrumentos que imprimem ou armazenam os valores das variáveis medidas/controladas de forma contínua, fornecendo o comportamento histórico destas variáveis.

Os registros podem ser analógicos ou digitais e até mesmo de mais de uma grandeza simultaneamente. Além disso os instrumentos registradores podem apresentar indicação.



- Elementos primários

São instrumentos que estão em contato direto com a variável medida/controlada e que utilizam ou absorvem energia do próprio meio, para fornecer ao sistema de medição uma resposta em função da variação da variável medida/controlada (Bega, 2006).

O elemento primário de um sistema de medição também é chamado de sensor. Em algumas áreas, o termo detector também é utilizado como conceito de sensor, no entanto um detector pode ser definido, conforme (VIM et al., 2012), como um dispositivo ou substância que indica a presença de um fenômeno, corpo ou substância quando um valor limiar de uma grandeza associada for excedido.

- Transmissores

São instrumentos que detectam as variações na variável medida/controlada através do respectivo elemento primário e transmitem-na a distância. O elemento primário pode ou não fazer parte integrante do transmissor. Aguirre (2014) salienta que é comum a utilização do termo transmissor para um instrumento completo, onde a saída é um sinal em corrente.

- Transdutores

Para Ribeiro (1999), o transdutor é o instrumento que converte um sinal padrão em outro sinal padrão de natureza distinta, é comum que os transdutores sejam chamados erroneamente por conversores.

- Conversores

São os instrumentos onde a entrada e a saída são ambas de natureza elétrica mas com características diferentes, como o conversor A/D (analógico para digital), D/A (digital para analógico), conversor I/F (corrente para frequência), conversor I/V (corrente para voltagem) (Ribeiro, 1999).

- Controladores

São instrumentos que comparam o valor da variável medida/controlada com o valor desejado (*setpoint* ou ponto de ajuste) e exercem uma ação de correção na variável manipulada, em função da diferença entre estes dois valores (erro ou *offset*) e de sua equação de controle - controladores P (Proporcional), P+I (Proporcional+Integral) e P+I+D (Proporcional+Integral+Derivativo) (Bega, 2006).

- Elementos finais de controle

São equipamentos que recebem o sinal de correção do controlador e, em função deste sinal, modificam/atua sobre a variável manipulada ou agente de controle (por exemplo, válvula de controle) (Bega, 2006).

### 2.1.2 Variáveis de processo

De acordo com Senai (2015), um processo pode ser definido como uma operação ou uma série de operações realizadas por um determinado conjunto de equipamentos, onde varia, pelo menos, uma característica física de um material para obtenção de um produto final.

Os processos apresentam inúmeras variáveis físicas que precisam ser medidas, monitoradas e controladas para que seja possível cumprir certos requisitos de segurança e qualidade na fabricação de produtos. Essas variáveis podem mudar de valor em função de outras variáveis, devido a condições internas e externas ao processo e em relação ao tempo, necessitando assim de instrumentos que satisfaçam as exigências do processo.

A essas variáveis físicas dá-se o nome de variáveis de processo e na instrumentação podem ser divididas em:

- Variável controlada: é a regulada pela malha de controle;
- Variável medida: é a quantidade, propriedade ou condição que é medida. É também chamada de mensurando;
- Variável manipulada: é a atuada no elemento final de controle, através do controlador, para regular a controlada. Geralmente é a vazão de um fluido;
- Variáveis e constantes: a variável de processo é uma grandeza que altera seu valor em função de outras variáveis, sob observação ao longo de um tempo. Constante é aquela cujos valores permanecem inalterados durante o tempo de observação e dentro de certos limites de precisão;
- Variáveis contínuas e discretas: variável contínua é aquela que assume todos os infinitos valores numéricos entre os seus valores mínimo e máximo. Variável discreta é aquela que assume somente certos valores separados. Na prática, as variáveis discretas estão associadas a eventos ou condições;
- Variáveis mecânicas e elétricas: Na variável mecânica as suas quantidades são as derivadas do comprimento, massa, tempo e temperatura. Já na variável elétrica as quantidades elétricas como tensão, resistência, capacitância e indutância se tornaram muito importantes, pois elas estão ligadas aos instrumentos eletrônicos de medição e controle de processo.

Entre as inúmeras variáveis de processo, as de maior importância para este trabalho são: nível, temperatura e presença/estado; e entre os instrumentos de medição, os indicadores.

### 2.1.2.1 *Nível*

Grande parte das indústrias de processos contínuos utiliza algum tipo de insumo na forma de líquido, gás, vapor ou sólidos (pós e granulados) para obtenção de produtos.

Neste tipo de indústria, o nível é considerado uma das variáveis mais comuns e importantes, apresentando um papel fundamental, não apenas no controle de processo, mas também na gestão de estoque e cálculos de custo.

De acordo com Ribeiro (1999), a variável nível pode ser conceituada como a altura da coluna de líquido ou de sólido no interior de um tanque ou vaso. Em certas aplicações, pode ser necessário a medição de nível de líquidos com sólidos em suspensão, espumas ou até mesmo a interface de líquidos não miscíveis.

A medição de nível pode ser feita de duas formas: medição direta e medição indireta (inferencial). Alguns autores consideram ainda a medição descontínua.

- **Medição direta:** A medição direta, toma como referência a posição do plano superior da substância medida. Neste tipo de medição, podem-se utilizar réguas ou gabaritos, visores de nível, boia ou flutuador.
- **Medição indireta:** Na medição indireta (inferencial), o nível é medido indiretamente em função de grandezas físicas como: pressão, empuxo, radiação e propriedades elétricas.

A classificação dos instrumentos de medição de nível, pela forma com que o medem, não deixa lugar específico para as chaves de nível, que podem funcionar de forma direta ou inferencial (Bega, 2006). As chaves de nível, enquadram-se assim, na medição descontínua.

Ainda segundo Bega (2006), os instrumentos de medição de nível podem ser classificados pela função que o instrumento desempenha na malha, sendo então: indicadores, transmissores, controladores e chaves de nível. Subjacente a esta classificação, pode-se dividir ainda em visores, instrumentos de medição contínua e chaves de nível.

Entre os tipos de instrumentos de medição de nível, os visores de nível, um dos focos deste trabalho, são os mais simples e de mais baixo custo, sendo destinados apenas para indicação do nível para monitoramento.

Diferente de variáveis como temperatura ou pressão que são imperceptíveis a olho nú, o nível de determinados líquidos pode ser visualizado facilmente, necessitando apenas de tanques ou vasos com superfícies transparentes.

A medição por visor de nível usa o princípio dos vasos comunicantes para obter um nível igual entre o tanque e o visor, onde o nível pode ser observado.

De acordo com Bega (2006), os visores de nível se destinam exclusivamente ao monitoramento (indicação) do nível de líquidos ou da interface entre dois líquidos imiscíveis em vasos, reatores, tanques etc., submetidos ou não a pressão. Os visores são considerados métodos de baixo custo, se comparados com outros instrumentos, de fácil manutenção,

seguros e confiáveis, sendo assim empregados até mesmo em conjunto com outros métodos de medição de nível com transmissão.

Os visores de nível podem ser do tipo: visor de vidro tubular, visor de vidro plano ou visor de vidro bicolor.

- a) Visor de vidro tubular: Estes visores são normalmente fabricados com tubos de vidro retos com paredes de espessuras adequadas a cada aplicação. Estes tubos são fixados entre duas válvulas de bloqueio de desenho especial através de união e juntas de vedação apropriadas a cada especificação de projetos (Bega, 2006).

Este tipo de visor pode apresentar ainda proteções externas para o vidro, indicações de escalas sobre o vidro ou em régua externa, sendo que a precisão do sistema de medição de nível com visor depende basicamente do tamanho e das divisões dessas escalas associadas.

Os visores de vidro tubular podem ser aplicados a indicação local de fluidos não transparentes, limpos, não tóxicos, inflamáveis ou corrosivos, com pressões inferiores a 2,0 bar e temperaturas abaixo de 100 °C.

- b) Visor de vidro plano: Os visores de vidro plano, tanto do tipo reflex, quanto os transparentes, são compostos de um ou vários módulos onde se fixam barras planas de vidro. Estes módulos são conhecidos como seções dos visores. A principal desvantagem dos visores multisseções são as regiões de não visibilidade entre seções adjacentes que medem tipicamente 38 mm (Bega, 2006).

Estes visores suportam condições de temperatura e pressão superiores aos de vidro tubular, podendo ainda, no caso do visor de vidro plano transparente, ser aplicado também a fluidos corrosivos.

- c) Visor de vidro bicolor: Diferente dos visores de nível de vidro tubular e plano o visor bicolor objetiva melhorar a visibilidade do nível utilizando a diferença no índice de refração na água e no vapor. Lâmpadas emitem luz através de filtros coloridos (verde e vermelho) onde a observação depende do índice de refração das interfaces vidro-mica-vapor ou vidro-mica-água. Como principal aplicação deste visor, está a medição de nível em caldeiras, de baixa e alta pressão.

A Figura 2 mostra respectivamente os visores de vidro tubular, vidro plano e vidro bicolor.

Já, entre os instrumentos de medição contínua estão, os medidores: por pressão diferencial, com borbulhador, por radiação, por empuxo, por capacitância, por ultrassom, por radar e por laser; e dentre os medidores descontínuos podem ser citados: chaves de nível, medição por régua ou gabarito e medição por boia ou flutuador.

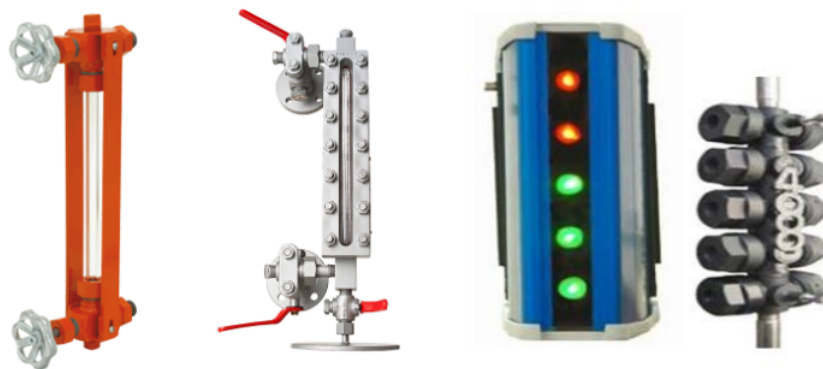


Figura 2: Visores de nível: a esquerda da imagem um visor de vidro tubular da fabricante Solind (2017), no centro visor de vidro plano da fabricante Digitrol (2017) e na direita um visor de vidro especial do tipo bicolor da fabricante Reliance (2017).

FONTE: O Autor (2017).

### 2.1.2.2 Temperatura

A temperatura, assim como o nível, é muito utilizada nas indústrias de processos contínuos, sendo necessário que sua medição e controle sejam precisos e confiáveis, pois impacta diretamente na segurança do processo e dos trabalhadores, assim como na qualidade dos produtos gerados.

Conforme Bega (2006), a temperatura quantifica o calor, que é a forma de energia associada a atividade molecular de uma substância. Quanto maior a agitação molecular, maior a quantidade de calor e maior será a temperatura da substância.

Toda a medição de temperatura é indireta, baseada na alteração de alguma propriedade física de um material, como seu comprimento, volume, resistência elétrica, etc.

- Indicadores de temperatura

Os indicadores não são propriamente instrumentos de medição, mas tem usos importantes na indústria. Assim como os visores de nível, são simples e de baixo custo, servindo apenas para indicação.

Os indicadores de temperatura podem ser divididos em: indicadores cromáticos e indicadores pirométricos.

a) indicadores cromáticos: de acordo com Bega (2006), são aplicáveis somente aos corpos sólidos e compreendem uma família de produtos químicos que sofrem alterações marcantes na sua coloração quando atingem uma determinada temperatura, sendo incorporados a *crayons*, ou tintas para marcação ou revestimento de corpos ou adesivos.

Os indicadores cromáticos são também conhecidos como sensores termosensíveis ou termocrômicos, servindo para indicação visual de sobreaquecimento, o que permite uma medição de forma direta, sem a necessidade de equipamentos, como

termovisores, termopares entre outros (Akishino, 2014a).

b) indicadores pirométricos: são pequenos dispositivos termomecânicos descartáveis, que indicam a temperatura pela sua deformação. Estes indicadores são empregados principalmente na indústria cerâmica e em alguns processos de tratamento térmico (Bega, 2006). Nessas aplicações geralmente são usados indicadores do tipo cone pirométrico. Estes dispositivos são peças feitas com várias misturas de óxidos minerais, aplicados para determinar quando é atingido o tratamento térmico desejado, verificar a uniformidade da temperatura em diferentes pontos de um forno e também para determinar a refratariedade relativa de materiais e produtos cerâmicos (Oenning). Os cones pirométricos são adequados para temperaturas de 600 °C a 2000 °C.

Já, para medição de temperatura, os instrumentos podem ser divididos como:

- Medidores tradicionais: termômetros bimetalícos, termômetros de haste de vidro e sistemas de bulbo-capilar;
- Termômetros de resistência: bulbos de resistência de fio metálico e termistores;
- Pirômetros de radiação: óticos e infravermelhos;
- Termopares; e
- Termografia.

### 2.1.2.3 *Presença/estado*

A presença, estado e até posição de algum objeto, dispositivo ou produto também é considerada uma variável. A medição desta variável pode ser feita por sensores ou detectores discretos, de duas formas: sensores discretos de proximidade ou sensores discretos de contato mecânico.

Entre os sensores de proximidade estão: os ópticos, ultra-sônicos, magnéticos, indutivos e capacitivos; e entre os sensores de contato mecânico estão: chaves de emergência e chaves fim de curso.

## 2.2 **Metrologia na instrumentação industrial**

De acordo com Lima Júnior and Silveira (2011), a confiabilidade dos resultados das medições é uma questão crítica no campo da metrologia, apresentando divergências históricas relacionadas às definições e aos procedimentos de estimativa de erros e incertezas. Estas divergências só começaram a ser superadas após padronizações internacionais que resultaram em dois documentos para expressão e avaliação da confiabilidade dos resultados de medição: Guia para Expressão da Incerteza da Medição (GUM) e o Vocabulário Internacional de Metrologia (VIM).

Existe uma série de fatores que dificultam a obtenção do valor verdadeiro ao se realizar a medida de uma grandeza. O desvio do valor verdadeiro é provocado por erros aleatórios e sistemáticos, sejam pelo equipamento de medida, pelo método de medida ou pelo operador que está realizando a operação. Dessa forma, é necessário cautela na execução das medidas, realizando-as de forma clara e objetiva, seguindo um método padronizado e utilizando equipamentos confiáveis e adequados para o fim requerido (Spinola and Pessoa, 2014).

Esta seção tem por objetivo apresentar as normas e alguns dos principais conceitos de metrologia aplicados a caracterização de instrumentos e a expressão das suas incertezas de medição.

### **2.2.1 Definição**

Conforme o Vocabulário Internacional de Metrologia 2012 (VIM) 1<sup>a</sup> edição luso-brasileira (VIM et al., 2012), a metrologia é a ciência da medição e suas aplicações. VIM et al. (2012) ainda ressalta que a metrologia engloba todos os aspectos teóricos e práticos da medição, qualquer que seja a incerteza de medição e o campo de aplicação.

Outra definição para metrologia é apresentada por Andersson (2012), tendo como significado ser uma ciência multidisciplinar da medição e que trata de todos os aspectos envolvidos com sua prática.

A metrologia tem como foco principal prover confiabilidade, credibilidade, universalidade e qualidade às medidas, estando presentes em praticamente todos os processos de produção industrial (Fernandes et al., 2009; CBM, 2008). Ela garante ainda, que a qualidade esteja presente em todas as fases de fabricação de um produto, assegurando exatidão aos processos produtivos na indústria, em qualquer que seja o campo de atuação (Fernandes et al., 2009).

De acordo com INMETRO-RS (2017), basicamente, a metrologia está dividida em três grandes áreas: Metrologia Científica, Metrologia Industrial e Metrologia Legal.

- **Metrologia Científica:** que se utiliza de instrumentos laboratoriais e das pesquisas e metodologias científicas que têm por base padrões de medição nacionais e internacionais para o alcance de altos níveis de qualidade metrológica.
- **Metrologia Industrial:** cujos sistemas de medição controlam processos produtivos industriais e são responsáveis pela garantia da qualidade dos produtos acabados.
- **Metrologia Legal:** que está relacionada a sistemas de medição usados nas áreas de saúde, segurança e meio ambiente.

### **2.2.2 Sistemas de medição**

Medição é o processo de obtenção experimental de um ou mais valores que podem ser, razoavelmente, atribuídos a uma grandeza. Esta grandeza que se pretende medir é denominada de mensurando (Spinola and Pessoa, 2014; Fernandes et al., 2009).

Para que seja possível fazer uma medição, são necessários instrumentos e um sistema de medição. Respectivamente, instrumentos de medição são utilizados para realizar medições, individualmente ou associado a um ou mais dispositivos suplementares, enquanto um sistema de medição consiste em um ou mais instrumentos de medição, podendo compreender ainda, reagentes e insumos montados e adaptados para fornecer informações destinadas à obtenção dos valores medidos, dentro de intervalos especificados para grandezas de naturezas especificadas (Fernandes et al., 2009).

Os sensores e detectores utilizados na instrumentação para automação de processos, são elementos de um sistema de medição e conforme Aguirre (2014) podem ser divididos em: sistemas de medição para verificação das grandezas e sistemas de medição para aplicações em malha fechada, podendo um mesmo instrumento pertencer a estes dois grupos.

- Sistemas de medição para verificação das grandezas: os sistemas de instrumentação medem certas variáveis com a finalidade de verificar seus valores.
- Sistemas de medição para aplicações em malha fechada: Os sinais de saída são realimentados (*feedback*) e utilizados em malha fechada. Alguns sistemas tomam decisões automaticamente e atuam baseados na medição feita.

### 2.2.3 Características dos instrumentos de medição

Conforme Campilho (2000), um instrumento de medição é caracterizado por dois grandes grupos, de acordo com o tipo de estímulo (sinal de entrada) usado. O grupo dos que apresentam características estáticas, definidas para estímulos constantes no tempo ou para estímulos de variação muito lenta e, o grupo dos que apresentam características dinâmicas, definidas para entradas variáveis no tempo.

Entre as principais características dos parâmetros metrológicos dos instrumentos de medição, podem ser citados, de acordo com o VIM et al. (2012):

- Intervalo nominal de indicações ou faixa nominal (*range*)

Conjunto de valores compreendidos entre duas indicações extremas arredondadas ou aproximadas, obtido com um posicionamento particular dos comandos de um instrumento ou sistema de medição e utilizado para designar este posicionamento. Um intervalo nominal de indicações é geralmente expresso em termos de seu menor e maior valor.

- Amplitude de medição (*span*)

Valor absoluto da diferença entre os valores extremos de um intervalo nominal de indicações.



- Sensibilidade de um sistema de medição

Quociente entre a variação de uma indicação de um sistema de medição e a variação correspondente do valor da grandeza medida.

- Resolução

Menor variação da grandeza medida que causa uma variação perceptível na indicação correspondente.

- Limiar de mobilidade

Maior variação do valor de uma grandeza medida que não causa variação detectável na indicação correspondente.

- Histerese

Diferença máxima que se observa nos valores indicados pelo instrumento, para um mesmo valor qualquer da faixa de medida, quando a variável percorre toda a escala, tanto no sentido crescente como no decrescente. A histerese geralmente é expressa em percentagem do alcance (*Span*).

- Zona morta

Zona morta é definida como o intervalo máximo no qual o valor de uma grandeza medida pode ser variado em ambas as direções se produzir uma mudança detectável na indicação correspondente. A zona morta pode depender da taxa de variação.

- Exatidão

É o grau de concordância entre um valor medido e um valor verdadeiro de um mensurando. A exatidão de medição não é uma grandeza e não lhe é atribuído um valor numérico. Uma medição é dita mais exata quando fornece um erro de medição menor.

- Repetibilidade

Precisão de medição sob um conjunto de condições de repetibilidade. A condição de repetibilidade é a condição de medição em um conjunto de condições, as quais incluem o mesmo procedimento de medição, os mesmos operadores, o mesmo sistema de medição, as mesmas condições de operação e o mesmo local, assim como medições repetidas no mesmo objeto ou em objetos similares durante um curto período de tempo.

- Precisão

É o grau de concordância entre indicações e valores medidos, obtidos por medições repetidas, no mesmo objeto ou em objetos similares, sob condições especificadas.

Nota 1: a precisão de medição é geralmente expressa numericamente por características como o desvio-padrão, a variância ou o coeficiente da variação, sob condições especificadas de medição.

NOTA 2: as “condições especificadas” podem ser, por exemplo, condições de repetibilidade, condições de precisão intermediária ou condições de reprodutibilidade.

NOTA 3 a precisão de medição é utilizada para definir a repetibilidade de medição, a precisão intermediária de medição e a reprodutibilidade de medição.

- **Reprodutibilidade**

Precisão de medição conforme um conjunto de condições de reprodutibilidade.

Condição de reprodutibilidade é a condição de medição num conjunto de condições, as quais incluem diferentes locais, diferentes operadores, diferentes sistemas de medição e medições repetidas no mesmo objeto ou em objetos similares.

NOTA 1: os diferentes sistemas de medição podem utilizar procedimentos de medição diferentes.

NOTA 2: na medida do possível, é conveniente que sejam especificadas as condições que mudaram e aquelas que não.

## **2.2.4 Caracterização da qualidade de medição**

Segundo Andersson (2012), é impossível obter valores medidos sem qualquer espécie de erro. Ao analisar os valores obtidos em medições, podem ser feitos questionamentos sobre a sua representatividade, qualidade e confiabilidade. As respostas a esses questionamentos normalmente são elaboradas após a aplicação de ferramentas estatísticas.

Ainda conforme Andersson (2012), um resultado completo de uma medição deve informar o valor mais provável da grandeza a medir, a incerteza de tal valor e a confiabilidade associada à incerteza.

### *2.2.4.1 Erros de medição*

Em geral, uma medição apresenta imperfeições que dão origem a um erro. O erro de uma medição é o resultado de uma medição menos o valor verdadeiro  $VV$  ou o valor verdadeiro convencional  $VVC$  do mensurando.

Na prática, o valor verdadeiro do mensurando é indeterminado e, portanto, erro é um conceito idealizado e o seu valor não pode ser determinado exatamente. Tem-se então um número finito  $n$  de resultados de medição e usa-se um valor verdadeiro convencional. Dessa forma, o erro pode ser estimado pela Equação 1, sendo  $I$  o valor da indicação ou medição observada (Neto, 2013).

$$E = I - VVC \quad (1)$$

Como o erro depende de diversas grandezas envolvidas, nem sempre o erro apresenta um valor muito significativo. Pode-se empregar então o conceito de erro relativo, que é estimado através da Equação 2.

$$E_R = \frac{E}{VVC} \quad (2)$$

Conforme o (VIM et al., 2012), um erro de medição pode ser visto como tendo dois componentes, sendo eles: componente aleatório e componente sistemático (Fernandes et al., 2009; Andersson, 2012).

- Erros aleatórios

De acordo com o VIM et al. (2012), o erro aleatório é o componente do erro de medição que, em medições repetidas, varia de maneira imprevisível. Este tipo de erro se origina de variações temporais ou espaciais, estocásticas ou imprevisíveis, de grandezas de influência.

O erro aleatório é o resultado de uma medição menos a média que resultaria de um infinito número de medições do mesmo mensurando efetuadas sob condições de repetitividade.

Para um número finito  $n$  de medições de  $(i = 1, n)$ , obtêm-se  $n$  correspondentes estimativas de erros aleatórios, onde o valor individual do erro aleatório  $E_{ai}$  é dado pela Equação 3, sendo  $MI$  a média das  $n$  medições e  $I$  a indicação ou medição observada.

$$E_{ai} = I - MI \quad (3)$$

O erro aleatório pode ainda ser determinado quantitativamente por meio da repetitividade  $Re$ , Equação 4. Sendo  $Re$  a faixa de dispersão dentro da qual se situa o erro aleatório, considerando uma determinada probabilidade  $P$ ,  $s$  é o desvio padrão experimental,  $t$  é o coeficiente de *Student* em  $t = f(n, P)$  com  $n$  sendo o número de medidas.

$$Re = \pm t.s \quad (4)$$

O desvio padrão  $s$  da amostra de  $n$  medidas é calculado conforme a Equação 10.

- Erros sistemáticos ou tendência

Erro sistemático, é a componente do erro de medição que, em medições repetidas, permanece constante ou varia de maneira previsível (VIM et al., 2012).

O erro sistemático se origina de um efeito reconhecido de uma grandeza de influência em um resultado de medição. Este erro pode ser visto como a média que resultaria

de um infinito número de medições do mesmo mensurando, efetuadas sob condições de repetitividade, menos o valor verdadeiro do mensurando.

Como apenas um número finito de medições pode ser obtido e somente o valor verdadeiro convencional ( $VVC$ ) do mensurando é encontrado, é possível obter apenas uma estimativa do erro sistemático. Sendo, ( $T_d$ ) a tendência de instrumento de medição, ( $MI$ ) a média dos resultados de  $n$  medições, o erro sistemático é dado pela Equação 5.

$$E_s = T_d = MI - VVC \quad (5)$$

O erro sistemático estimado pode ser corrigido em um resultado de medição, adicionando-se algebricamente ao resultado observado uma correção  $C$  definida pela Equação 6.

$$C = -E_s = -T_d \quad (6)$$

Em função do erro aleatório e do erro sistemático, o resultado de medição  $RM$  pode ser expresso pela Equação 7.

$$RM = MI - C \pm \frac{Re}{\sqrt{n}} \quad (7)$$

#### 2.2.4.2 Avaliação das incertezas de medição

A incerteza de medição é um parâmetro, associado ao resultado de uma medição, que caracteriza a dispersão ou a falta do conhecimento exato dos valores que podem ser razoavelmente atribuídos ao mensurando (Fernandes et al., 2009; VIM et al., 2012; Andersson, 2012).

Geralmente a incerteza de medição engloba muitas componentes. Algumas delas podem ser estimadas por uma avaliação de Tipo A da incerteza de medição, a partir da distribuição estatística dos valores provenientes de séries de medições e podem ser caracterizadas por desvios-padrão. As outras componentes, as quais podem ser estimadas por uma avaliação de Tipo B da incerteza de medição, podem também ser caracterizadas por desvios-padrão estimados a partir de funções de densidade de probabilidade baseadas na experiência ou em outras informações (VIM et al., 2012; Fernandes et al., 2009).

##### 2.2.4.2.1 Incerteza Tipo A

A incerteza-padrão, é a incerteza do resultado de uma medição expressa como um desvio-padrão.

As incertezas-padrão do Tipo A são aquelas estimadas por métodos estatísticos, analisando uma série de observações independentes sob as mesmas condições de medições

(GUM, 2008).

A melhor estimativa do valor de um mensurando é dada pela média aritmética, ou seja, pela média dos  $n$  valores individuais observados  $q_i (i = 1, n)$ , de acordo com a Equação 8.

$$\bar{q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i \quad (8)$$

De acordo com Neto (2013), a avaliação da incerteza-padrão tipo A pode então ser feita através do desvio-padrão da média de uma série de observações independentes, onde a variância e o desvio padrão de uma amostra de tamanho  $n$  são dadas pelas Equações 9 e 10.

$$s^2(q_i) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (q_i - \bar{q})^2 \quad (9)$$

$$s(q_i) = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (q_i - \bar{q})^2} \quad (10)$$

A determinação da incerteza-padrão do tipo A é feita então, através da Equação 11 do desvio padrão das médias de uma amostra.

$$s(\bar{q}) = \frac{s(q)}{\sqrt{n}} \quad (11)$$

Os parâmetros calculados para a amostra representam a melhor estimativa dos correspondentes parâmetros do universo.

Através do desvio padrão da média, define-se um intervalo de confiança para a média do universo  $\mu$  como sendo, 68,3%, 95,0%, 99,0% ou 99,7% de confiabilidade, respectivamente por:

$$(\bar{q} - s(\bar{q})) \leq \mu \leq (\bar{q} + s(\bar{q})) \quad (12)$$

ou

$$(\bar{q} - 1,96s(\bar{q})) \leq \mu \leq (\bar{q} + 1,96s(\bar{q}))$$

ou

$$(\bar{q} - 2,58s(\bar{q})) \leq \mu \leq (\bar{q} + 2,58s(\bar{q}))$$

ou

$$(\bar{q} - 3s(\bar{q})) \leq \mu \leq (\bar{q} + 3s(\bar{q}))$$

Se o tamanho da amostra for muito pequeno, questiona-se sobre a validade da distribuição Gaussiana e conseqüentemente sobre a avaliação de  $s(\bar{q})$ . Usando a distribuição

$t$  de *Student*, pode-se corrigir este valor, baseando-se na definição da variável  $t$ , conforme a Equação 13:

$$t = \frac{\bar{q} - \mu}{s(q)/\sqrt{n}} = \frac{\bar{q} - \mu}{s(\bar{q})} \quad (13)$$

Designando o desvio  $\bar{q} - \mu$  como  $s(\bar{q}_t)$ , obtém-se:

$$s(\bar{q}_t) = ts(\bar{q}) \quad (14)$$

Onde  $t$  é obtido a partir da Tabela na Figura 38, disposta no Anexo 8.2, com seus coeficientes para os vários níveis de confiabilidade.

$$(\bar{q} - s(\bar{q}_t)) \leq \mu \leq (\bar{q} + s(\bar{q}_t)) \quad (15)$$

#### 2.2.4.2.2 Incerteza-padrão Tipo B

A incerteza-padrão do Tipo B é avaliada cientificamente com base em informações disponíveis sobre as possibilidades de variação do estímulo  $x_i$ . De acordo com Neto (2013); Albertazzi and Sousa (2008); GUM (2008); Andersson (2012), as informações podem ser provenientes de:

- Dados prévios de medição;
- Experiência com ou conhecimento geral do comportamento e propriedades de materiais e instrumentos relevantes;
- Especificações de fabricantes;
- Desvios provenientes de calibração e outros certificados;
- Incertezas estabelecidas com referência a dados obtidos de manuais.

O uso apropriado das informações disponíveis para avaliar incertezas Tipo B requer experiência e conhecimento geral, para discernir sobre a forma de avaliar. Os seguintes casos devem ser considerados (GUM, 2008; Andersson, 2012; Neto, 2013; Albertazzi and Sousa, 2008):

- Quando um único valor de  $x_i$  é conhecido (um único valor de medição, um valor de medição prévia, um valor de referência da bibliografia, ou um valor de correção), adota-se a incerteza dada (conhecida), caso contrário, deve ser calculada ou avaliada com base na experiência.
- Quando uma provável distribuição pode ser assumida para  $x_i$ , baseada em teoria ou experiência, então a raiz quadrada da variância dessa distribuição é estimada como sendo a incerteza padrão.

- Quando for possível acessar somente limites superior e inferior das influências sobre  $x_i$ , pode-se assumir uma distribuição retangular de probabilidades. Então, sendo  $\pm a$  a faixa de variação do desvio, demonstrada na Figura 3, a incerteza-padrão de medição pode ser obtida pela Equação 16:

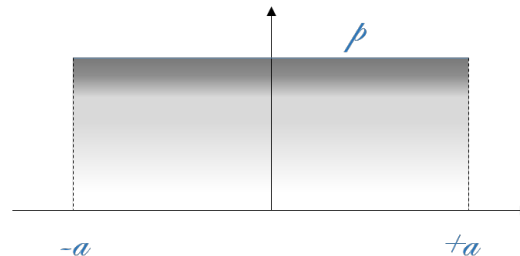


Figura 3: Distribuição de probabilidade retangular ou uniforme.  
 FONTE: Adaptado de Albertazzi and Sousa (2008).

$$u(x_i) = \frac{a}{\sqrt{3}} \quad (16)$$

- Em muitos casos é mais realista esperar que valores perto dos limites sejam menos prováveis do que os valores que estejam perto do ponto médio. Então, ao invés de utilizar uma distribuição retangular, pode-se assumir uma distribuição triangular simétrica, demonstrada na Figura 4 e dada pela Equação 17:

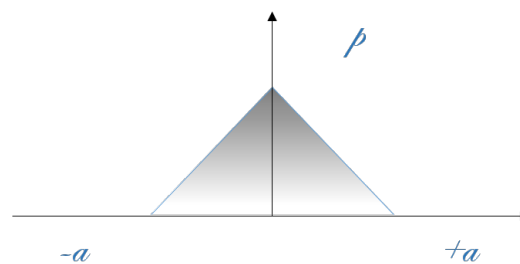


Figura 4: Distribuição de probabilidade triangular simétrica.  
 FONTE: Adaptado de Albertazzi and Sousa (2008).

$$u(x_i) = \frac{a}{\sqrt{6}} \quad (17)$$

Os limites  $\pm a$  (limites de erro) são obtidos de fontes tais como especificações dos instrumentos de medição fornecidas pelos fabricantes, erros de arredondamento ou truncamento, informações de manuais.

### 2.2.4.3 Propagação de incertezas

A resposta de um sistema de medição pode ser dada pela Equação 18.

$$y = f(x) \quad (18)$$

Sendo,  $y$  a resposta de medição e  $x$  o estímulo.

Para que o resultado de medição seja correto, os estímulos indesejáveis também devem ser considerados, de acordo com a Equação 19, sendo  $x_i = (i = 1, m)$  variáveis independentes estatisticamente.

$$y = f(x - 1, x - 2, \dots, x_m) \quad (19)$$

#### 2.2.4.3.1 Incerteza combinada

A incerteza combinada do resultado de uma medição, quando este resultado é obtido por meio dos valores de várias outras grandezas, é igual à raiz quadrada positiva de uma soma de termos, que constituem as variâncias ou covariâncias destas outras grandezas, ponderadas de acordo com o quanto o resultado da medição varia com as mudanças nestas grandezas (GUM, 2008).

$$u_c(y) = \sqrt{u_1^2 + u_2^2 + u_3^2 + \dots + u_n^2} \quad (20)$$

Onde  $u_c(y)$  é a incerteza combinada da resposta de  $y$  e  $u(x_i)$ , ( $i = 1, m$ ), as incertezas dos estímulos.

#### 2.2.4.3.2 Incerteza expandida

A incerteza expandida ou incerteza global, é a quantidade que define um intervalo em torno do resultado de uma medição com o qual se espera abranger uma grande fração da distribuição dos valores que podem ser razoavelmente atribuídos ao mensurando (GUM, 2008).

A incerteza expandida pode ser determinada através da Equação 21

$$U(y) = k * u_c(y) \quad (21)$$

Onde  $k$  é o fator de abrangência, determinado na Tabela contida na Figura 37, no Anexo 8.2, através da correspondente confiabilidade e do número efetivo de graus de liberdade, determinado pela Equação 22. Sendo  $v_i$  é o número de graus de liberdade com a qual cada parcela  $u_i(y)$  foi determinada.

$$v_{ef} = \frac{u_c^4(y)}{\sum_{i=1}^n \frac{u_i^4(y)}{v_i}} \quad (22)$$



Sendo assim, o resultado completo da indicação de uma medição, pode ser expresso pela Equação 23.

$$RM = y = \bar{U} - C \pm U(y) \quad (23)$$

Em Portal-Action (2017) é apresentado um fluxograma simplificado com uma indicação das etapas a serem seguidas para o cálculo das incertezas, conforme pode ser visto na Figura 5.

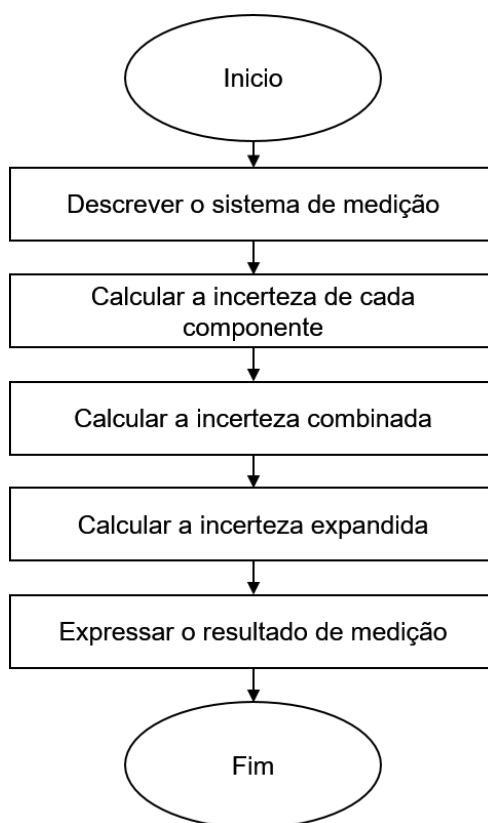


Figura 5: Fluxograma Simplificado das etapas de cálculo das incertezas.  
 FONTE: Adaptado de Portal-Action (2017).

## 2.3 Indústria 4.0

O panorama industrial vem se transformando drasticamente desde o século XVIII, quando houve a substituição parcial do trabalho manual. A Primeira Revolução Industrial, caracterizada pela “mecanização”, começou com a invenção da máquina a vapor, seguido da Segunda Revolução que envolveu a “produção em massa” com a ajuda da eletricidade. A Terceira Revolução Industrial, “digitalização”, ocorreu com o uso da automação e controle de processos de fabricação empregando eletrônica e TI (Tecnologia de Informação).

O aprimoramento destas tecnologias marcou o início da Quarta Revolução Industrial, “virtualização”, que tem como princípio básico o uso de CPS e a Iot (Kagermann

et al., 2013; Shrouf et al., 2014; Jazdi, 2014). A Figura 6 apresenta as fases, períodos e características de cada etapa industrial.



Figura 6: Quarta Revolução Industrial, baseada em sistemas Ciber Físicos (CPS) e Indústria 4.0.

FONTE: Adaptado de Posada et al. (2015). Cortesia DFKI 2011.

O termo Indústria 4.0 (I4) foi utilizado pela primeira vez em Hannover com a apresentação da iniciativa “Industry 4.0” (Jazdi, 2014). A I4 é vista como um sinônimo de transformação das fábricas da atualidade em fábricas inteligentes com o desafio de flexibilizar a produção, gerando produtos altamente customizados para competir com o mercado global. Os elementos chave do conceito são as máquinas inteligentes, a análise avançada de dados e as transformações do ambiente de trabalho, com a adoção de suporte mais inteligente para as operações de manutenção, promovendo qualidade e segurança (Evans and Annunziata, 2012). Ou seja, produtos, componentes e máquinas de produção, coletam e compartilham dados em tempo real, o que leva a mudar o sistema de controle centralizado de fábrica para inteligência descentralizada (Shrouf et al., 2014).

O conceito de I4 está baseado na integração e assimilação a partir de conceitos menores, como CPS, IoT, Internet de serviços (IoS), produtos inteligentes, etc (Kagermann et al., 2013).

Conforme (Posada et al., 2015), os principais aspectos da I4 são:

- Personalização em massa de produtos manufaturados habilitada para TI, na qual a produção deve se adaptar a lotes curtos ou mesmo a necessidades individuais;
- Adaptação automática e flexível da cadeia de produção aos requisitos em mudança;
- Rastreamento e autoconsciência de peças e produtos e sua comunicação com máquinas e outros produtos;

- Paradigmas melhorados de IHM, incluindo a coexistência com robôs ou formas radicalmente novas de interação e operação em fábricas;
- Otimização de produção devido à comunicação habilitada para IoT em fábricas inteligentes;
- Tipos de serviços e modelos de negócios radicalmente novos que contribuem para a mudança de formas de interação na cadeia de valor.

A I4 tem como base o Cyber-Physical Systems (CPS), definidos como sistemas automatizados que permitem a conexão das operações da realidade física com as infraestruturas de computação e comunicação (Baheti and Gill, 2011). Ao contrário dos sistemas embutidos tradicionais, que são projetados como dispositivos autônomos, o foco no CPS é a rede de vários dispositivos. O CPS acompanha a tendência de ter informações e serviços em todos os lugares, e é inevitável no mundo altamente conectado de hoje (Jazdi, 2014).

Um CPS consiste em uma unidade de controle, geralmente um ou mais microcontroladores, sensores e atuadores necessários para interagir com o mundo real e processar os dados obtidos. Estes sistemas incorporados também requerem uma interface de comunicação para trocar dados com outros sistemas incorporados ou uma nuvem. A troca de dados é a característica mais importante de um CPS, pois os dados podem ser vinculados e avaliados centralmente, por exemplo. Em outras palavras, um CPS é um sistema integrado que é capaz de enviar e receber dados através de uma rede. O CPS conectado à Internet geralmente é chamado de "Internet das coisas" (Jazdi, 2014).

Enquanto o CPPS (Cyber-Physical Production Systems) consiste em elementos e subsistemas autônomos e cooperativos que estão se conectando uns aos outros em formas dependentes da situação, em todos os níveis de produção e entre eles, desde processos até máquinas, redes de produção e logística, ou seja, é a aplicação do CPS a nível industrial. No entanto, é necessário enfrentar os desafios de operar redes de sensores, lidar com grandes volumes de dados, bem como as questões de recuperação, representação e interpretação de informações, com ênfase especial em aspectos de segurança. Novos modos de comunicação homem-máquina devem ser realizados no decorrer do estabelecimento do CPPS.

O CPPS parcialmente interrompe a pirâmide de automação tradicional (Lado esquerdo da Figura 7). Os níveis típicos de controle e de campo ainda existem, e incluem controles CLP comuns próximos aos processos técnicos para poder fornecer o maior desempenho para *loops* de controle crítico, enquanto, por outro lado, níveis mais altos da hierarquia possuem um modo de funcionamento mais descentralizado, característico no CPPS (Monostori, 2014).

O termo IoT foi empregado em 1999 por Ashton (2009), referindo-se a habilidades de comunicação sem fio integradas com sensores e computação, permitindo assim que as coisas únicas identificáveis forneçam dados na Internet com uma interação humana

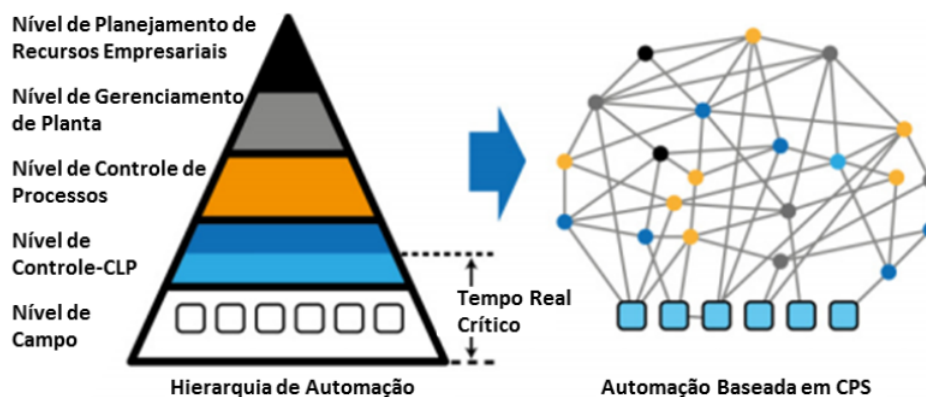


Figura 7: Composição da hierarquia de automação com serviços distribuídos.  
 FONTE: Adaptado de Bettenhausen and Kowalewski (2013).

limitada ou nenhuma. O IoT pode ser visto como uma visão de baixo para cima, uma tecnologia habilitadora, que pode ser usada para criar uma classe especial de CPS, ou seja, sistemas que incluem a Internet. Algumas visões do IoT vão além da comunicação básica e consideram a capacidade de vincular representações "nuvem" das coisas reais com informações adicionais, como localização, status e dados relacionados a negócios. Portanto sistemas IoT serão sistemas CPS e um determinado CPS não necessariamente precisa envolver a Internet, ou seja, CPS constituem uma classe maior de sistemas.

A ideia básica deste conceito é a presença generalizada em torno de nós de uma variedade de coisas ou objetos como tags de identificação por radiofrequência (RFID), sensores, atuadores, telefones celulares e etc. que, através de esquemas de endereçamento únicos, são capazes de interagir uns com os outros e cooperar entre eles para alcançar metas comuns (Giusto, 2010).

A primeira definição de IoT deriva de uma perspectiva de "coisas orientadas", estas eram itens muito simples: os tags de RFID. Os sistemas RFID apresentam tamanho muito reduzido e de baixo custo, além disso, sua duração não está limitada pela duração da bateria. As redes de sensores RFID podem suportar capacidades de detecção, computação e comunicação em um sistema passivo (Buettner et al., 2008).

A Internet das Coisas é uma rede de informação de objetos físicos (sensores, máquinas, carros, edifícios e outros itens) que permite que a interação e a cooperação desses objetos alcancem metas comuns (Atzori et al., 2010). Enquanto o IoT afeta, entre outros, transporte, saúde ou casas inteligentes, a Internet Industrial das Coisas (IIoT) refere-se, em particular, a ambientes industriais.

Os sistemas e processos de produção inteligentes, bem como métodos e ferramentas de engenharia adequados, são um fator chave para implementar com sucesso instalações de produção distribuídas e interligadas nas fábricas inteligentes. Isso permite que as máquinas e as plantas adaptem seu comportamento a mudanças de pedidos e condições operacionais através da auto-otimização e reconfiguração. O foco principal é a capacidade dos sistemas

de perceber a informação, obter conclusões e modificar seu comportamento de acordo com o conhecimento armazenado adquirido com a experiência (Shrouf et al., 2014).

Além disso, ajuda a realizar novos modelos de negócios, conceitos operacionais e controles inteligentes, focando no usuário e suas necessidades individuais. O objetivo da I4 é o surgimento de fábricas digitais que devem ter as seguintes características: rede inteligente; mobilidade; alta flexibilidade, tanto no desenvolvimento, diagnóstico e manutenção quanto na operação de sistemas automatizados; integração de clientes e modelos de negócios inovadores (Jazdi, 2014).

De acordo com a pesquisa da American Society for Quality (ASQ) em 2014, 82% das organizações que adotaram a fabricação inteligente afirmaram que experimentaram maior eficiência. Quarenta e nove por cento obtiveram menos defeitos e 45% alcançaram maior satisfação do cliente. Além disso, o The (2017) estimou o uso atual e futuro do IoT através da realização de uma pesquisa em junho de 2013 sobre a comunidade empresarial global. De acordo com seus resultados, 38% dos entrevistados acreditam que o IoT terá um grande impacto na maioria dos mercados e indústrias. Três anos após o tempo de pesquisa, 96% dos entrevistados esperam que seus negócios usem o IoT em algum aspecto, 63% acreditam que "as empresas lentas para integrar o IoT ficarão atrás da concorrência" e 45% acreditam que "adotar o IoT fará sua empresa mais ecológica" (Shrouf et al., 2014).

Uma das principais tecnologias habilitadoras para a realização da I4 é a computação visual, uma concepção de diferentes tecnologias isoladas trabalhando em conjunto para resolver problemas reais da indústria (Posada et al., 2015) o que mostra como essa mistura de tecnologias diferentes e complementares, como computação gráfica, visão computacional, IHM e tecnologias multimodais e multimídia podem surgir de um panorama heterogêneo de tecnologias (Moreno et al., 2017). Neste contexto, a computação visual pode ser definida como todo o campo de aquisição, análise e síntese de dados visuais por meio de computadores que fornecem ferramentas relevantes para o campo (Posada et al., 2015).

Outra tecnologia utilizada na I4 é a realidade aumentada (AR), do inglês *augmented reality*, que transforma o ambiente real em uma interface digital colocando objetos virtuais no mundo real. Embora, as empresas possam usar a AR para fornecer aos funcionários informações em tempo real para melhorar a tomada de decisões e os procedimentos de trabalho através de dispositivos AR, esta também pode ajudar a criar fluxo de trabalho visual digitalizado para auxiliar no treinamento de trabalhadores (Posada et al., 2015; Ang et al., 2017).

Para alcançar o CPS na indústria, a simulação virtual de produtos e processos, antes e durante a operação, é um aspecto fundamental para atingir objetivos críticos para a configuração do produto e a flexibilidade de produção. A modelagem e simulação de processos que cobrem o ciclo de vida completo do produto (do design ao descarte) é um aspecto relevante, especialmente com o surgimento do conceito de Equivalência Ciber-

Física (CPE), que se refere ao fato de que as dimensões virtual e física coexistem e são sincronizadas no tempo. Dada essa equivalência, intimamente relacionada ao conceito de *gêmeos digitais*, a simulação virtual pode ser sobreposta de forma discreta com os objetos físicos que alimentam dados reais em tempo real e o modelo de simulação. A inter-equivalência entre objetos reais e seus *gêmeos digitais* requer técnicas avançadas de computação gráfica para implementação em cenários reais. Isso aborda os níveis de produto e processo para peças, máquinas e fábricas. As simulações virtuais devem estar prontas para lidar com estratégias de produção e controle auto-organizadas. Portanto, a computação visual desempenha um papel central na ligação da gestão do ciclo de vida do produto, automação industrial e tecnologias semânticas (Posada et al 2015).

Deste modo, é importante destacar a necessidade da IHM para otimizar os processos incluindo a operação de máquinas e linhas de produção, bem como aspectos relacionados ao treinamento e qualificação prolongados. Estes devem ser sistemas de assistência inteligentes e multimodais que colocam a pessoa no centro da produção. No mercado, muitos dos equipamentos e máquinas já possuem os menus *multitouch* e contextuais com funções categorizadas pelos usuários. O desenvolvimento da IHM devem ser alinhados com a coleta de dados da CPS e orientar-se essencialmente para a perspectiva do usuário. Tais sistemas incorporarão o usuário na fábrica como consumidor e produtor de conhecimento para melhorar os processos de fabricação (Posada et al 2015).

A (r)evolução na I4 está sendo acelerada pela ampla adoção de redes e tecnologias da Internet em indústrias tradicionais, como fábricas e oficinas que visam implementar CPS. Além disso, os avanços na área de visão computacional criaram uma estrutura que permite mais facilmente o surgimento de novas fábricas inteligentes caracterizadas pela adaptabilidade, eficiência de recursos e ergonomia. Consequentemente futuros designers de produtos e engenheiros de produção serão capazes de explorar ambientes em mudança onde clientes cada vez mais solicitem produtos personalizados que exigem uma produção altamente flexível. Esses produtos podem precisar serem projetados e fabricados fora de uma miríade de materiais. Consequentemente este tema é de extrema relevância para as indústrias permanecerem em um mercado futuro e, por conseguinte, familiarizar a comunidade de profissionais ligados à computação, automação e instrumentação com os conceitos apresentados na I4 e Internet industrial e mobilizando-os para realizar o desenvolvimento de pesquisas e aplicativo nessa área (Stork, 2015).

## 2.4 Visão computacional

A visão computacional pode ser definida como a área de estudo que tenta repassar para máquinas a incrível capacidade de visão. A visão consiste em captar imagens, melhorá-las (por exemplo, com retirada de ruídos, aumento de contraste etc.), separar as regiões ou objetos de interesse de uma cena, extrair várias informações dependendo da imagem

analisada, como, por exemplo, forma, cor e textura, e, finalmente, relacionar as imagens com outras vistas previamente (Backes and Sá Junior, 2016).

A visão computacional inclui: processamento de imagens (segmentação, agrupamento, detecção de bordas, entre outros) (Marques Filho and Neto, 1999), reconhecimento e detecção (Figueredo and Monteiro, 2017), estimação de movimento (Rodrigues et al., 2016), estimação de estrutura a partir de movimento, do inglês *Structure from Motion* (SfM) (Azevedo et al., 2005; Shah et al., 2015).

Entre as diversas áreas de aplicações da visão computacional estão:

- Medicina

Técnicas avançadas de visão computacional são cada vez mais importantes para diagnósticos eficientes e precisos baseados em imagens, como as obtidas por radiografias, ressonância magnéticas e tomografias computadorizadas.

Entre as aplicações nesta área é possível encontrar trabalhos como o de Cuevas et al. (2013), o qual foi desenvolvido um método para detecção automática de glóbulos brancos no sangue, usando um algoritmo de evolução diferencial para construir uma aproximação elipsoidal dos glóbulos como um problema de otimização, solução esta diferente das utilizadas até então, baseadas em transformada de Hough, simetria e amostragem aleatória.

Outra aplicação da visão computacional na área médica, se dá na intervenção transcater. Conforme revisado por (Zhao et al., 2015), em todas as fases do procedimento (pré-operatório, intra-operatório e pós-operatório), técnicas de visão computacional, como segmentação de imagem e rastreamento de movimento, foram amplamente aplicadas para realizar muitas tarefas, incluindo a medida do anel, a seleção da válvula, o controle do posicionamento do cateter e a extração da linha central do vaso, fornecendo uma orientação benéfica para os clínicos no planejamento cirúrgico, diagnóstico de doença e avaliação do tratamento.

- Reconhecimento óptico de caracteres

O reconhecimento óptico de caracteres, do inglês *Optical Character Recognition* (OCR), permite reconhecer, classificar e converter diferentes tipos de caracteres alfanuméricos ou outros contidos em imagens digitais. O OCR é alcançado através de etapas de segmentação, extração de características e classificação, apresentando aplicações inclusive nas indústrias.

Atualmente existem inúmeras soluções de OCR disponíveis no mercado, entre elas estão a Plataforma CLOUD VISION API da GOOGLE, a qual permite fazer análises avançadas em imagens, oferecendo também o recurso OCR para detecção de textos em imagens e posterior tradução (Google-Cloud-Plataform, 2017) e, também, o

*software* OCR desenvolvido pela Adobe, que converte documentos digitalizados para *Portable Document Format* (PDF) editável (Adobe-OCR, 2017).

Além das OCRs citadas anteriormente, é comum o seu uso em sistemas de detecção e reconhecimento de placas de veículos e reconhecimento de caracteres manuscritos, como pode ser visto respectivamente nos trabalhos de Hidayatullah et al. (2016); Shapiro et al. (2006); Baran et al. (2016) e Khaustov et al. (2017); Aharrane et al. (2017).

- **Segurança em Veículos**

Os estudos envolvendo a aplicação da visão computacional em veículos têm disponibilizado vários recursos de segurança, condução semi-autônoma e até mesmo totalmente autônoma, possibilitando principalmente a redução de riscos a motoristas e pedestres.

Aplicações de visão computacional para segurança por meio da detecção de obstáculos móveis e estáticos como demonstrado por Santhanam et al. (2013), detecção de fadiga ou sonolência do motorista (Chakraborty and Aoyon, 2014), são alguns dos exemplos destas aplicações. Além disso, conceitos como o carro inteligente, *Smart Car*, proposto por Huang et al. (2016), utilizam sistemas de visão para melhorias no campo visual, através de Recursos de restauração da visibilidade e aprimoramento de contraste noturno e, melhoria de segurança através do uso de rastreadores para compreensão do ambiente.

- **Vigilância**

Sistemas de vigilância tradicionais, como os compostos por câmeras de vídeo de Circuito Fechado de Televisão (CFTV) são um vasto campo para aplicação das técnicas de visão computacional.

É apresentado por Virendra et al. (2016) em seu trabalho, um sistema de detecção de movimento, com reconhecimento de pessoas e de sua quantidade. O sistema em questão é composto por câmeras digitais e uma Raspberry Pi, como unidade de processamento de imagem por OpenCV, utilizando ainda conexão via internet baseada em IoT para transferência dos dados para nuvem, além de um módulo GSM para envio de alertas via SMS.

Outro trabalho interessante na área de vigilância é o proposto por Norpel et al. (2014). Neste trabalho é demonstrado um sistema de vigilância de tráfego de veículos em tempo real, onde a visão computacional é responsável por detectar veículos em estradas por meio de câmeras de vigilância sem fio. O sistema é capaz de determinar o nível de congestionamento em uma estrada com base na velocidade média e na contagem do número de veículos, encontrando e fornecendo ainda um caminho de



menor tempo para os veículos através do envio de informações aos motorista, por GSM e exibição por uma matriz de LEDs instalada ao ar livre.

- Indústrias

Como mencionado anteriormente os sistemas de visão computacional, quando aplicados nas indústrias geralmente são chamados de sistemas de visão de máquina.

De acordo com Golnabi and Asadpour (2007), as aplicações de sistemas de visão de máquina podem ser divididas em quatro categorias: inspeção visual automatizada, identificação de peças, controle robótico e controle de processo.

Na inspeção visual automatizada, a visão de máquina é utilizada para detectar possíveis falhas nos produtos ou nos processos de um sistema de produção. Conforme Malamas et al. (2003), estas aplicações podem analisar quatro aspectos principais: qualidade dimensional, qualidade da superfície, conformidade na montagem e execução adequada dos processos de manufatura.

Como exemplos de qualidade dimensional Sun (2011) apresenta métodos para inspeção de qualidade de diversos alimentos e produtos agrícolas. Já no trabalho de Kumar et al. (2012) a qualidade do processo de soldagem que é analisada. Nestas aplicações a utilização da visão propicia uma percepção não invasiva e ampla do produto, podendo-se extrair várias características simultaneamente.

Quando utilizado na identificação de partes, o sistema de visão deve identificar o tipo de produto, suas partes ou sua qualidade, possibilitando assim a seleção e roteamento adequado ao longo de um sistema de produção (Borangiu et al., 2009).

Em aplicações de controle robótico, câmeras são geralmente utilizadas para fazer o alinhamento de robôs com o ponto de atuação. Exemplos incluem aplicações de soldagem (Xu et al., 2012) e montagem de produtos (Balabantaray et al., 2013). Dentro desta categoria, pode-se incluir também a navegação de AGVs (*Automatic Guided Vehicle*) ou veículos guiados automaticamente (Martínez-Barberá and Herrero-Pérez, 2010).

As aplicações de visão em controle de processos durante muito tempo não apresentaram impactos significativos, pois eram consideradas de alto custo e inflexíveis (Noble, 1995). Apesar dos diversos avanços nos sistemas de visão, não houveram novos desenvolvimentos por parte dos fabricantes para integração dos sistemas de visão com controladores de automação. Porém, a maior questão atualmente é a definição dos protocolos de comunicação para interoperabilidade entre estes dispositivos impulsionadas pela IoT e as iniciativas da I4 (Presher, 2015).

O sistema proposto neste trabalho aplica-se ao controle de processos industriais, integrando-se a controladores e sistemas de supervisão de automação, utilizando

as informações visuais para tomada de decisões de controle sobre estes processos, da mesma forma como em Cheng and Jafari (2008), onde o *feedback* do sistema de inspeção visual é usado no controle para ajustar os parâmetros do processo e melhorar a qualidade de superfícies fabricadas em camadas, ou como em (Yujie et al., 2011), onde um sistema de visão é utilizado para analisar a chama de uma caldeira e o resultado desta análise é utilizado em seu controle.

Além das aplicações listadas por Golnabi and Asadpour (2007), a visão de máquina também é utilizada na calibração de instrumentos (Alegria and Serra, 2000; Sablatnig and Hansen, 1995). Nestas aplicações, métodos de visão computacional são utilizados para extrair a leitura de medidores analógicos com ponteiros e com *displays* digitais, possibilitando a comparação com um padrão e calibração de forma automática.

#### 2.4.1 Imagens digitais

De acordo com Gonzalez and Woods (2000) e de Queiroz and Gomes (2006), uma imagem monocromática pode ser descrita matematicamente por uma função bidimensional contínua  $f(x, y)$  da intensidade luminosa, sendo seu valor, em qualquer ponto de coordenadas espaciais  $(x, y)$ , proporcional ao brilho (ou nível de cinza) da imagem naquele ponto.

Como os computadores não são capazes de processar imagens contínuas, mas apenas *arrays* de números digitais, é necessário representar imagens como arranjos bidimensionais de pontos (de Queiroz and Gomes, 2006).

Cada ponto na grade bidimensional que representa a imagem digital é denominado elemento de imagem ou pixel. O primeiro índice denota a posição da linha,  $m$ , na qual o pixel se encontra, enquanto que  $n$ , denota a posição da coluna. Se a imagem digital contiver  $M$  linhas e  $N$  colunas, o índice  $m$  irá variar de 0 a  $M - 1$ , enquanto  $n$  variará de 0 a  $N - 1$ . Observe-se o sentido de leitura (varredura) e a convenção usualmente adotada na representação espacial de uma imagem digital (de Queiroz and Gomes, 2006).

Segundo Gonzalez and Woods (2000) e de Queiroz and Gomes (2006), a função  $f(x, y)$  representa o produto da interação entre a iluminância  $i(x, y)$ , que exprime a quantidade de luz que incide sobre o objeto, e as propriedades de refletância ou de transmitância próprias do objeto, que podem ser representadas pela função  $r(x, y)$ , cujo valor exprime a fração de luz incidente que o objeto vai transmitir ou refletir ao ponto  $(x, y)$ . Sendo  $i(x, y)$  dependente das características da fonte de iluminação, enquanto  $r(x, y)$  dependente das características das superfícies dos objetos.

Matematicamente a função  $f(x,y)$  é definida pela equação 24.

$$f(x, y) = i(x, y).r(x, y) \quad (24)$$

com:

$$0 < i(x, y) < \infty$$

e

$$0 < r(x, y) < 1$$

No entanto, para as imagens digitais coloridas padrão RGB, que são formadas pela informação de cores primárias aditivas, como o vermelho (R - Red), verde (G - Green) e azul (B - Blue), um pixel pode ser visto como um vetor cujas componentes representam as intensidades destas cores. Ou seja,  $fR(x, y)$ ,  $fG(x, y)$ ,  $fB(x, y)$  representam, respectivamente, as intensidades luminosas das 3 componentes da imagem, no ponto  $(x, y)$ .

#### 2.4.2 Espaços de cor

O órgão padronizador internacional na área de colorimetria é o CIE – Comissão Internacional de Iluminação (*Commission Internationale de l'Eclairage*) (CIE, 2017a,b; Denis and Assis, 2009; Schanda, 2007; Plataniotis and Venetsanopoulos, 2013). Grande parte de suas padronizações foram determinadas na década de 1930, permanecendo até hoje, tais como RGB e XYZ. Contudo, alguns outros padrões de cores estabeleceram-se mundialmente, mesmo sem as padronizações do CIE, adotando até mesmo outras formas de representação que não a tricromática (Schanda, 2007; Denis and Assis, 2009).

A cor é o resultado da percepção da luz que incide na retina em células foto-receptoras, denominadas cones. A maioria das cores visíveis pelo olho humano pode ser representada pela combinação de luzes monocromáticas nos comprimentos de onda do azul, vermelho e verde.

Uma cor pode ser decomposta em três componentes independentes: intensidade, matiz e saturação. A intensidade é responsável pela sensação de brilho. A matiz pela sensação de “cor” (comprimento de onda). A saturação pelo grau de pureza da cor em relação ao branco. As cores podem ser representadas matematicamente de diferentes formas, conforme o modelo de cor escolhido.

Diferentes modelos de cores são usados para diferentes aplicações, como gráficos por computador, processamento de imagem, transmissão de TV e visão por computador (Ibraheem et al., 2012; Ganesan et al., 2010).

Um modelo de cores é um modelo matemático abstrato que descreve a forma como as cores podem ser representadas como tuplas de números, tipicamente como três ou quatro valores ou componentes de cores. Quando este modelo está associado a uma descrição precisa de como os componentes devem ser interpretados, o conjunto resultante de cores é chamado de espaço de cores (Ganesan et al., 2010; Ganesan and Rajini, 2014).

Em aplicações de processamento de imagens os modelos de cores podem ser classificados em 3 categorias: dependentes do dispositivo, independentes do dispositivo e orientados para o usuário (Plataniotis and Venetsanopoulos, 2013).

Nos modelos de cores dependentes do dispositivo, a cor produzida no visor depende do equipamento usado para exibição e do conjunto de parâmetros. Esta categoria inclui RGB, CMY, CMYK, YIQ, YUV e YCbCr. No caso dos modelos de cor independentes do dispositivo, a produção de cores depende apenas de um conjunto de parâmetros independentemente do fabricante. Esta categoria inclui CIE XYZ, CIE  $L^*U^*V^*$  e CIE  $L^*a^*b^*$  (Ganesan et al., 2010).

#### 2.4.2.1 *Modelo RGB*

De acordo com Denis and Assis (2009), uma vez que o sistema visual humano possui células capazes de detectar comprimentos de onda de três tamanhos distintos: vermelho, verde e azul, nas faixas alta, média e baixa do espectro, respectivamente, é imediata a utilização de comprimentos de onda em faixas similares para a composição de representação tripla.

Ainda segundo Denis and Assis (2009), os modelos de especificação de cor baseados no espaço vetorial, como o modelo RGB, apesar de práticos do ponto de vista computacional, são inadequados do ponto de vista de comunicação com o usuário e com relação à especificação simples e intuitiva de uma determinada cor. Uma dificuldade de se especificar cor no sistema RGB ocorre quando se deseja determinar uma cor de tonalidade e luminância conhecidas e precisamos apenas dosar a saturação, diminuindo ou aumentando a quantidade de branco na cor. Para realizar essa mudança devemos alterar três componentes de cor e essa alteração não tem qualquer relação intuitiva com os parâmetros percentuais de tonalidades, luminância e saturação.

O modelo RGB é formado pela soma ponderada das componentes Vermelho (R-RED), Verde (G-Green) e Azul (B-Blue). Estas componentes são chamadas de cores primárias. Em geral, dispositivos de *hardware* tais como câmeras de vídeo, *scanners* de imagens a cores e monitores de computador processam as informações de cores baseadas nessas cores primárias (Plataniotis and Venetsanopoulos, 2013; Schanda, 2007). Este modelo de cor é dito, dependente do dispositivo. Isso significa que o mesmo sinal ou imagem no modelo RGB pode parecer diferente em dispositivos distintos (Ganesan et al., 2010).

#### 2.4.2.2 *Modelo XYZ*

O modelo XYZ usa primárias imaginárias X, Y e Z para descrever o espaço de cores e com isso pode-se definir um gráfico de representação para que as grandezas fotométricas sejam encontradas mais facilmente, porém representando as cores que não estão definidas dentro do espectro visível (Denis and Assis, 2009). O modelo XYZ é usado para descrever qualquer cor.

Segundo Plataniotis and Venetsanopoulos (2013), o modelo XYZ é um espaço de cores independente do dispositivo que é útil em aplicações onde a representação consistente de cor é importante, mesmo em dispositivos com diferentes características (Plataniotis and Venetsanopoulos, 2013).

Pode-se calcular grandezas colorimétricas do sistema CIE-XYZ a partir do sistema CIE-RGB, através de uma transformação linear  $T: R^3 \rightarrow R^3$ , cuja matriz de transformação é determinada a partir de coordenadas conhecidas aos dois sistemas, e de um vetor comum aos dois (representando a cor branca), sendo este não afetado na transformação (Plataniotis and Venetsanopoulos, 2013; Schanda, 2007).

#### 2.4.2.3 *Modelo HSV*

O modelo HSV é uma representação matemática de cores em coordenadas cartesianas tridimensionais, como matiz, saturação e valor (Chen, 2002; Ganesan et al., 2010).

A Matiz (H) representa o tipo de cor ou a tonalidade da cor pela qual podemos distinguir facilmente uma cor de outra. A Matiz é um ângulo na faixa de 0 a  $2\pi$  ( $360^\circ$ ), tipicamente  $0$  ou  $360^\circ$  representa cor vermelha,  $60^\circ$  representa a cor amarela,  $120^\circ$  representa a cor verde,  $180^\circ$  representa a cor ciano,  $240^\circ$  representa a cor azul e  $300^\circ$  representa a cor magenta. Desta forma, todas as cores são representadas no espaço de cores HSV (Chen, 2002; Ganesan et al., 2010).

A Saturação (S) descreve a pureza da tonalidade em relação a uma referência branca. Isso pode ser pensado como a profundidade ou pureza da cor e é medido como uma distância radial do eixo central com valores entre 0 no centro para 1 na superfície externa (Chen, 2002; Ganesan et al., 2010).

O terceiro componente no modelo HSV é o valor que representa o brilho da cor. O componente de valor (V) é muito semelhante a intensidade ou luminância, exceto que também varia a saturação de cor. O valor geralmente varia de 0 a 100. Este intervalo representa a quantidade de luz que ilumina uma cor (Chen, 2002; Ganesan et al., 2010).

Este modelo é amplamente utilizado em segmentação de imagem, reconhecimento de objetos ou detecção de características e análise de imagem.

#### 2.4.2.4 *Modelo YCbCr*

Diferente do espaço RGB, o espaço de cores YCbCr não é apenas menos afetado pela mudança de brilho, mas também é uma distribuição independente bidimensional, portanto, pode limitar a distribuição de cores melhor do que outros espaços (Xie et al., 2009).

No modelo de cor YCbCr, o componente Y representa a luminância, estando em uma faixa de  $0a255$ , os componentes Cr e Cb são sinais de cromaticidade e indicam, respectivamente, a diferença de cor de vermelho e azul, em uma faixa de  $-128e128$ . O espaço de cores RGB é convertido na parte de brilho (Y) e nas partes de cores (Cr e Cb) (Xie et al., 2009; Tong et al., 2015; Kaur et al., 2015).

#### 2.4.2.5 Modelo CIE-L\*a\*b\*

CIE L\*a\*b\*(ou CIE LAB) é o modelo de cor mais completo usado convencionalmente para descrever todas as cores visíveis pelo olho humano. O asterisco após o L, a e b são parte do nome completo L\*, a\* e b\*. Os três parâmetros representam respectivamente L\* luminosidade da cor (L\* = 0 representa o preto e L\* =100 representa o branco), a\* cromaticidade, está posicionado entre verde e magenta (-120 a 120) e b\* cromaticidade, está posicionado entre azul e amarelo (-120 a 120) (Denis and Assis, 2009; de Oliveira et al., 2016; Rodríguez-Pulido et al., 2013, 2012).

Diferente do espaço de cor RGB, que é dependente do dispositivo, o CIE L\*a\*b\* é um espaço de cor uniforme que independe do dispositivo. Este espaço de cor é um padrão internacional para medidas de cor, recomendado pela CIE em 1976 (de Oliveira et al., 2016; Rodríguez-Pulido et al., 2012, 2013).

CIE L\*a\*b\* foi baseado diretamente no espaço de cores CIE XYZ como uma tentativa de linearizar a perceptividade das diferenças de cores. A relação não linear para L\*, a\* e b\* são intencionais para imitar a resposta logarítmica do olho. A conversão do sistema XYZ para CIE L\*a\*b\* pode ser obtida por meio da transformação direta (Denis and Assis, 2009).

### 2.4.3 Sistema de visão computacional

Um sistema de visão computacional é composto por conjuntos de métodos capazes de adquirir, processar e interpretar imagens de cenas, obtidas de ambientes reais (Félix, 2007).

Um típico sistema de visão computacional pode ser dividido em diversas etapas. A descrição, quantidade e nomes destas etapas podem variar, conforme os autores. A seguir são abordadas as etapas conforme Baran et al. (2016), sendo elas: aquisição, processamento, segmentação, extração de características e reconhecimento de padrões.

#### 2.4.3.1 Aquisição

A etapa de aquisição tem como função obter e converter uma imagem real ou conjunto destas, para uma representação numérica adequada para o processamento digital subsequente (Marques Filho and Neto, 1999).

De acordo com Gonzalez and Woods (2000); Marques Filho and Neto (1999), nesta etapa são necessários 2 elementos: o primeiro é um dispositivo físico sensível ao espectro de energia eletromagnética, como um CCD *Charge-Coupled Device* ou CMOS *Complementary Metal-Oxide Semiconductor*, raio-x, ultrassom, entre outros, que produzem na saída um sinal elétrico proporcional ao nível de energia detectado. O segundo é um conversor do sinal elétrico analógico do dispositivo para um sinal digital.

#### 2.4.3.2 *Processamento de imagens ou pré-processamento*

Depois de digitalizada uma imagem, as técnicas de processamento são utilizadas para melhorar a qualidade de uma imagem, corrigindo iluminação, contraste, distorções, nitidez, salientando bordas, suavizando as imagens e etc (Backes and Sá Junior, 2016; Gonzalez and Woods, 2000).

#### 2.4.3.3 *Segmentação*

A segmentação é responsável por particionar uma imagem em suas unidades significativas, ou seja, nos objetos de interesse que a formam (Marques Filho and Neto, 1999; Rudek et al., 2001). Além disso, nesta etapa é feita separação dos objetos da imagem das informações de fundo da imagem, reduzindo as informações e o esforço computacional (Rudek et al., 2001).

#### 2.4.3.4 *Extração de características/Análise de imagens*

Esta etapa é responsável por obter um conjunto de características do objeto de interesse.

#### 2.4.3.5 *Reconhecimento de padrões*

É responsável por classificar ou agrupar as imagens com base em seus conjuntos de características.

### 2.4.4 ***Vision Based Measurement - VBM***

A *Vision Based Measurement* (VBM), ou Medição Baseada em Visão, utiliza as técnicas e tecnologias dos sistemas da área de visão computacional para implementação de métodos para medição e/ou monitoramento de variáveis físicas.

Conforme Chen et al. (2016), a medição através de visão computacional é uma tecnologia de medição sem contato que economiza tempo, ao mesmo tempo em que é capaz de obter uma ampla gama de imagens e uma grande quantidade de informações.

A VBM tem sido usada para medição de fenômenos em diversas áreas. No trabalho de Lins et al. (2015), a VBM é utilizada para detectar, avaliar e estimar a pose de objetos por robôs dotados com câmeras, realizando a reconstrução do objeto em um espaço 3D. Seguindo na área da robótica, foi proposto por Leonardo et al. (2016) um sistema VBM para reconhecer a geometria do chanfro para um processo de soldagem robótica e sua integração a uma instalação de soldagem.

Outra aplicação da VBM se dá no estudo e aplicação de Chen et al. (2016), onde é proposto um método híbrido (treinamento e medição) baseado em visão de máquina para medição da distância de contatos elétricos na fabricação de relés polarizados em miniatura.

Marrugo et al. (2014) apresenta um método VBM para medições precisas e não intrusiva de deslocamentos e deformações mecânicas de estruturas.

Além das aplicações citadas, as técnicas de medição baseadas em visão são discutidas

por Shirmohammadi and Ferrero (2014); Anchini et al. (2009); Brandner (2009), abordando a VBM aplicada a I&M como sistemas de medição reais, devendo então terem avaliadas as suas fontes de incerteza, usando como referência o Vocabulário Internacional de Metrologia (VIM) e o Guia para Expressão de Incerteza na Medição (GUM).

#### 2.4.4.1 Fontes de incerteza dos sensores visuais VBM

De acordo com Shirmohammadi and Ferrero (2014), os sensores visuais VBM apresentam como principais fontes de incerteza, iluminação, ângulo da câmera e do equipamento de aquisição (câmera).

- Iluminação: a iluminação da cena afeta diretamente os valores dos pixels das imagens, afetando todo o sistema de medição. Portanto, os aplicativos nos quais as condições de iluminação podem variar são afetados por este parâmetro. As condições de iluminação podem ser vistas como efeitos sistemáticos (por exemplo, a presença de sombras é um efeito sistemático se elas não mudam durante todo o processo de medição) e efeitos aleatórios (por exemplo, devido a flutuações de curto prazo das condições de iluminação). Ambos os efeitos devem ser levados em consideração ao avaliar a incerteza.
- Ângulo da câmera: o ângulo com o qual a imagem é obtida também é importante em aplicações onde a câmera possui um ângulo livre e não está fixa, pois o ângulo afeta diretamente a forma e a posição do mensurando na imagem. Neste caso, um efeito sistemático deve ser considerado e compensado (devido à posição da câmera), e os efeitos aleatórios também devem ser considerados, relacionados às flutuações da posição da câmera devido a imperfeições do sistema de rolamentos da câmera, vibrações, etc.
- Equipamento de aquisição (câmera): diferentes câmeras possuem lentes diferentes, *hardware* e componentes de *software*, afetando a imagem resultante obtida com essa câmera. Portanto, um aplicativo que não está usando uma câmera específica e pré-definida pode ser afetado por este parâmetro. Novamente, isso pode causar efeitos sistemáticos, bem como efeitos aleatórios.



## 3 MÉTODOS VBM PROPOSTOS PARA O SENSORIA- MENTO VISUAL

Este capítulo apresenta o desenvolvimento de três métodos para Sensoriamento Visual, aplicados ao monitoramento, medição ou detecção de variáveis de processo em aplicações industriais. Tais métodos VBM buscam a extração de dados em imagens obtidas por meio de uma câmera digital, a fim de analisar e reconhecer padrões que gerem informações relevantes para instrumentação e controle de um processo. Neste trabalho é abordada a concepção de Sensores Visuais baseados em cor para medição de nível, medição de temperatura e detecção de presença ou estado de dispositivos.

### 3.1 Sistema de visão de máquina para instrumentação industrial

*FieldVision* é um *framework* de visão de máquina, desenvolvido no Centro de Ciência Computacionais (C3) da Universidade Federal do Rio Grande (FURG). Este sistema é capaz de capturar e processar imagens de uma planta industrial, a fim de obter informações referentes às suas variáveis de processo e disponibilizá-las para transmissão em uma rede industrial em tempo real, dispondo ainda de uma IHM para sua configuração e ajuste à diferentes necessidades de aplicações e usuários. A seguir é descrita de forma geral a arquitetura do sistema.

#### 3.1.1 Arquitetura de *hardware* e comunicação

A Figura 8 ilustra a arquitetura de hardware do sistema dentro de um exemplo típico de automação industrial. O sistema funciona independentemente dos outros componentes (CLP, SCADA), conectando-se através de uma rede de comunicação industrial.

O sistema suporta múltiplas câmeras conectadas a um único computador, possuindo suporte a câmeras conectadas através da porta USB (capturadas via sistema operacional), porta *Firewire* (capturadas via drive de comunicação específico do fabricante da câmera) ou através da porta *Ethernet* via conexão TCP/IP para câmeras IP. Nenhuma restrição é imposta sobre a resolução, taxa de atualização, tempo de exposição ou outras características da câmera. Lentes *fish-eye*, angulares e teleobjetivas que apresentam distorção notável

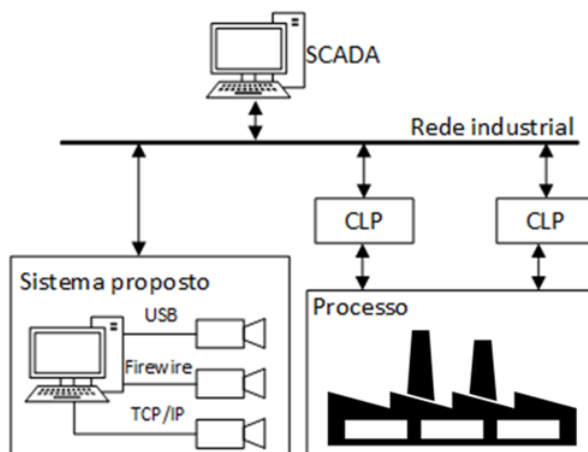


Figura 8: Exemplo de aplicação do sistema proposto.  
 FONTE: O Autor (2017).

na imagem podem necessitar de passos adicionais de pré-processamento e calibração de câmera.

As imagens adquiridas pela câmera são processadas em *software* para extração de informações análogas às medidas pelos sensores físicos. A essas informações dá-se o nome “Medidas Visuais”

Após extração das medidas visuais, os dados são enviados para uma rede industrial via protocolo Modbus TCP/IP. Esta rede funciona no paradigma cliente/servidor, sendo que o sistema proposto funciona como o cliente (ele que inicia a comunicação e envia os dados para o servidor). O servidor pode ser um supervisório, um CLP ou outros dispositivos. Futuramente pretende-se implementar outros protocolos de comunicação. O sistema foi desenvolvido para ser executado em computadores com arquitetura x86 e sistema operacional *Windows*. Alguns dos métodos de visão computacional possuem suporte para aceleração gráfica por *hardware*, portanto a presença de uma placa gráfica (GPU) é recomendada, mas não necessária.

### 3.1.2 Arquitetura de *software*

A Figura 9 ilustra a arquitetura de *software* do sistema proposto. Existem quatro componentes principais: IHM, módulos de aquisição de imagens, visão computacional e comunicação.

O módulo de aquisição de imagens é responsável por capturar as imagens de múltiplas fontes, abstraindo o tipo da câmera através de uma interface de *software* única. Este módulo fornece as imagens para um ou mais métodos de visão computacional.

O módulo de visão computacional é responsável por implementar os métodos de medição baseada em visão (VBM). A biblioteca de *software* OpenCv foi amplamente utilizada para implementação deste módulo.

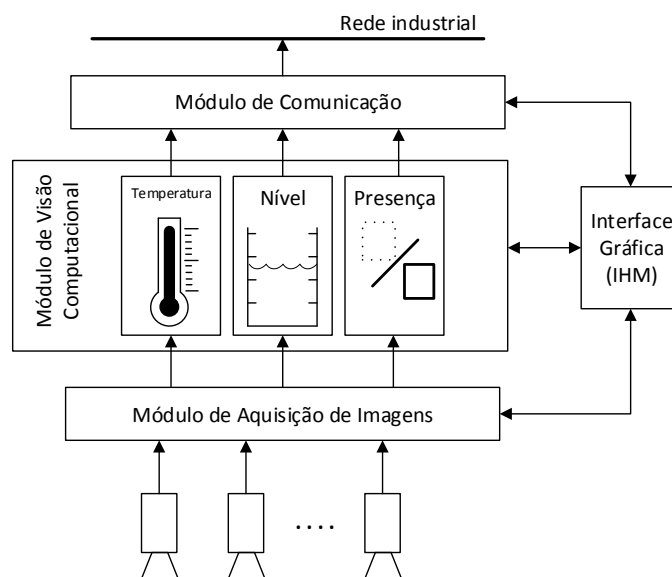


Figura 9: Diagrama ilustrando a arquitetura de *software* proposta.  
 FONTE: O Autor (2017).

### 3.2 Sensor Visual de Temperatura

Conforme abordado na seção 2.2, existem sistemas de medição intrusivos ou não intrusivos para mensurar a temperatura em ambientes industriais.

No controle de processos industriais, geralmente as medições de temperatura são feitas por meio de transmissores com elementos sensores do tipo termistores, termopares ou termoresistências, elementos esses que necessitam ter contato com o meio a ser medido, sendo considerado assim, um método intrusivo de medição.

É possível encontrar também equipamentos de medição não intrusivos, que não necessitam de nenhum tipo de contato com o meio a ser medido, como os pirômetros de radiação, pirômetros infravermelhos e câmeras térmicas, com interface de comunicação compatíveis com os padrões industriais. Estes equipamentos realizam medições, através da medição da radiação térmica emitida pelo corpo a ser medido.

Além dos dispositivos para medição de temperatura, como os citados anteriormente, existem ainda tecnologias que são usadas no monitoramento de sobreaquecimento, como os sensores termosensíveis.

Segundo Souza et al. (2014), os sensores termosensíveis sem fio estão sendo largamente utilizados por terem uma facilidade em permitir uma medição de forma direta, sendo vantajosamente aplicados na indicação visual sem a necessidade de equipamentos especiais, tais como termovisores, termopares e termoresistores.

O sensores termosensíveis agem por meio do efeito do termocromismo. O termocromismo é uma propriedade na qual a cor de um elemento (substância ou material) é alterada de acordo com a sua temperatura (Sá, 2015; Akishino, 2014a; Pippi, 2010). Podem

ser vistas nas Figuras 10 e 11, aplicações dos sensores termossensíveis na detecção de sobreaquecimento em condutores e dispositivos elétricos.

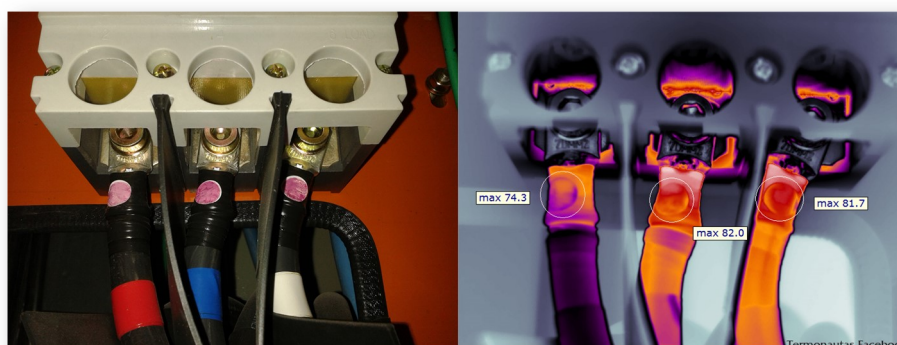


Figura 10: Sensor termossensível aplicado em condutores elétricos.  
FONTE: Extraído de Dat (2017).

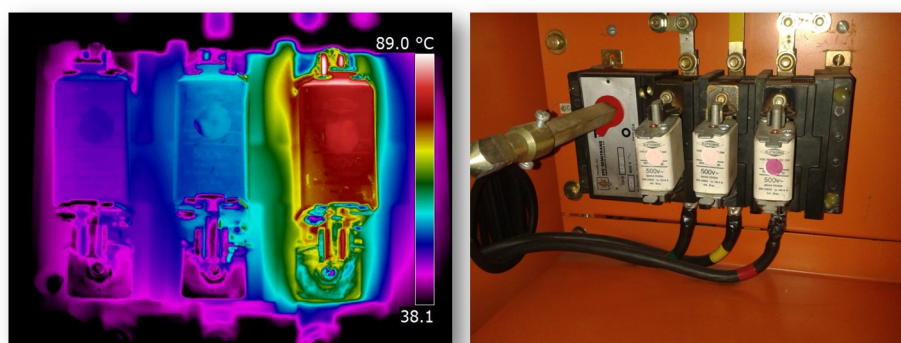


Figura 11: Sensor termossensível aplicado em dispositivos elétricos.  
FONTE: Extraído de Dat (2017).

No mercado é possível encontrar diferentes classes desses elementos, com alterações de cor reversíveis ou irreversíveis, de uma cor a outra, de colorida para incolor e de incolor para colorida. A Figura 12 apresenta uma tabela extraída do trabalho de Akishino (2014a) contendo alguns tipos e fabricantes de materiais termocrômicos.

### 3.2.1 Desenvolvimento do método VBM para o Sensor Visual de Temperatura

Com base nos sensores termossensíveis e no efeito do termocromismo, é então proposto neste trabalho, um método VBM capaz de fazer a inferência da temperatura em superfícies de objetos, através da análise da cor de elementos com propriedades termocrômicas. O método em questão é aqui chamado de Sensor Visual de Temperatura.

O método VBM em questão, visa digitalizar e disponibilizar para transmissão as informações dos sensores termossensíveis aplicados a indicação visual de temperatura, fornecendo uma alternativa menos intrusiva, de fácil instalação e manutenção para medição dessa variável nos mais diferentes dispositivos e equipamentos de um sistema produtivo.

	Material	Nome comercial	Fornecedor
Materiais termocrômicos	Fitas termoindicadoras	-	Tracom
	Tintas termocrômicas irreversíveis	-	Colour Therm
	Pigmento termocrômico reversível	Alaranjado	New Colour Chem
	Pigmento termocrômico reversível	Azul turquesa	QCR Solutions Corp
Tintas	Condicionador de aderência de tintas	Galverette Branco Primer	Corzim Internacional do Paraná Ltda
	Tinta à base de PU	Interthane 870 Branco	Corzim Internacional do Paraná Ltda
	Diluyente da tinta	Redutor GTA 713	Corzim Internacional do Paraná Ltda
Ceras	Cera de polietileno	WAX 2000	AMC do Brasil
	Parafina industrial macrocristalina	PARAFINA BR 140/145°F - 1% e 2% óleo	Petrobrás
Aditivos	Antioxidante	Irganox B215 FF	BASF
	Fotoestabilizante	Tinuvin 791B	BASF
Pigmentos	Pigmento violeta A	Hostaperm Violeta RL Espec	Clariant
	Pigmento violeta B	-	Colorfix
Filme	Polycarbonato polido	Polycarbonato Cristal com 0,25 mm de espessura	Ades Point

Figura 12: Tipos de materiais termocrômicos.  
FONTE: Extraído de Akishino (2014b).

São utilizados um total de três elementos termocrômicos para o método deste sensor, onde dois destes elementos servem como referência de cor para temperatura mínima e máxima e, o terceiro é usado para análise da variação de sua cor, de acordo com a temperatura da superfície a ser medida.

Como elementos termocrômicos, foram utilizados adesivos termocrômicos da fabricante Dataway Solutions Tech Supplies, do tipo não reversíveis, cujo início da mudança de cor se dá próximo aos 70 °C alcançando até 95 °C, adquirindo então uma coloração mais escura, quando comparado ao seu estado inicial, conforme pode ser visto nas Figuras 13 e na Figura 14.



Figura 13: Um único adesivo termocrômico exposto a uma temperatura inicial de 23,8 °C até a temperatura final de 98,5 °C.

FONTE: O Autor (2017).

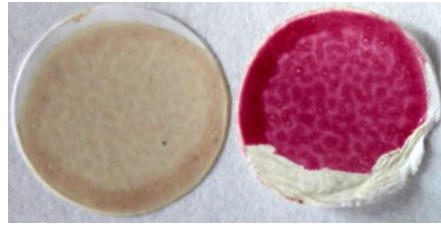


Figura 14: Adesivos termocrômicos expostos a uma temperatura máxima de 70 °C (adesivo da esquerda) e 95 °C (adesivo da direita).

FONTE: O Autor (2017).

### 3.2.1.1 Determinação do espaço de cor

Para determinar a variação da cor do adesivo em função da variação de sua temperatura, foram capturadas simultaneamente imagens de dez adesivos termocrômicos e relacionadas as temperatura reais no entorno e sobre cada adesivo.

Foram coletadas ao todo 560 amostras de cor e 2800 de temperatura, ou seja, 5 pontos de coleta de temperatura por adesivo.

As temperaturas dos adesivos foram obtidas por meio da câmera térmica modelo Miracle 307k, do fabricante Thermoteknix em conjunto com um *software*, disponibilizado pelo mesmo fabricante, conforme demonstrado na Figura 15.

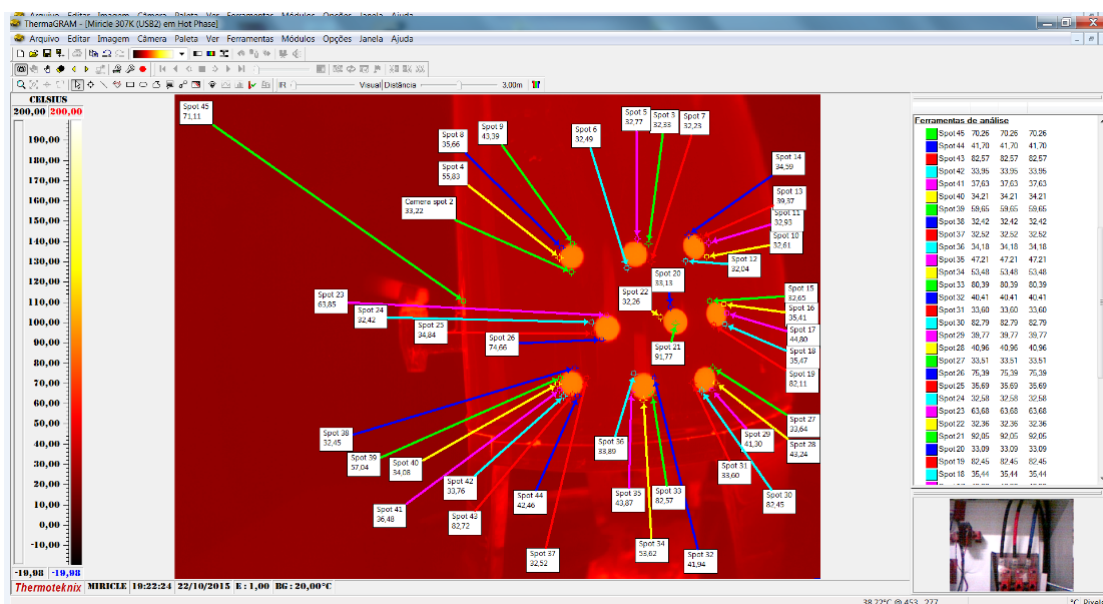
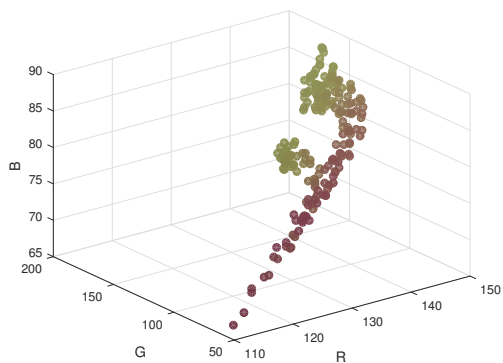


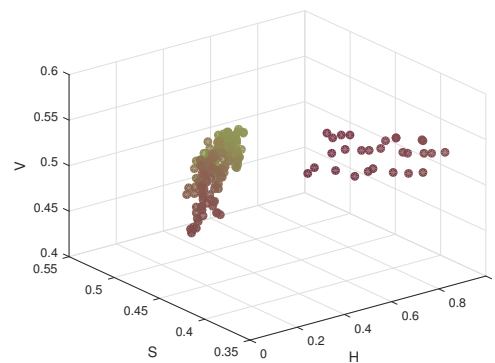
Figura 15: Captura de tela do *Software* da Thermoteknix com exemplo de aplicação dos pontos de captura de temperatura no entorno e sobre cada adesivo termocrômico, por meio da câmera térmica Miracle 307k.

FONTE: O Autor (2017).

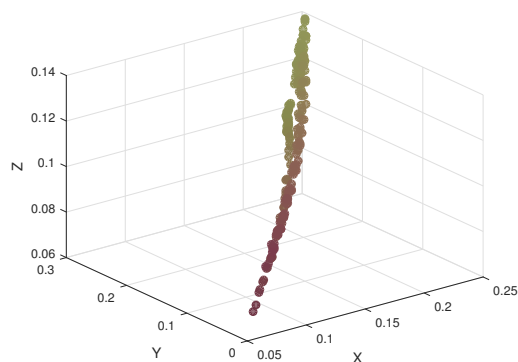
As imagens capturadas foram analisadas em diferentes espaços de cor, a fim de determinar qual o espaço mais adequado para implementação do método VBM. As Figuras 16(a), 16(b), 16(c), 16(d) e 16(e) demonstram o resultados obtidos nos espaços de cor RGB, HSV, XYZ, YCbCr e CIE-L\*a\*b\* respectivamente.



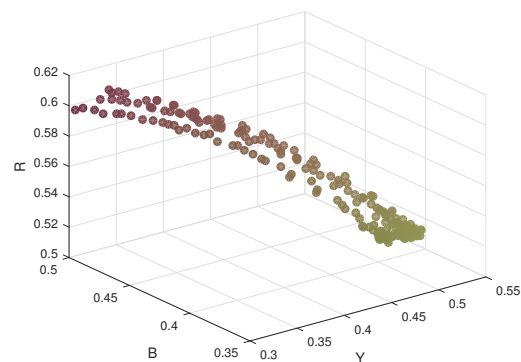
(a) Resposta RGB a variação da cor do adesivo



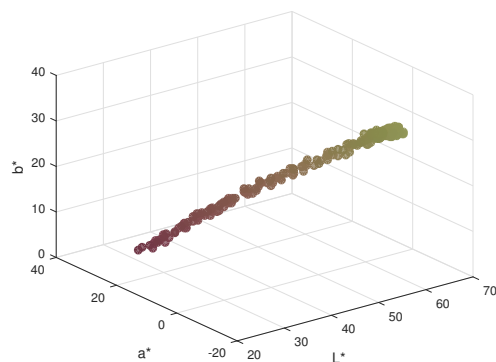
(b) Resposta HSV a variação da cor do adesivo



(c) Resposta XYZ a variação da cor do adesivo



(d) Resposta YCBCR a variação da cor do adesivo

(e) Resposta  $L^*a^*b^*$  a variação da cor do adesivo

Entre os cinco espaços de cor analisados, o CIE- $L^*a^*b^*$  é o que se mostrou mais linear. Segundo Rodríguez-Pulido et al. (2012), este espaço de cor representa efetivamente as cores naturalmente percebidas pelos seres humanos, ou seja, a distância euclidiana entre dois pontos de cores diferentes corresponde aproximadamente à diferença de cor percebida pelo olho humano.

Conforme de Oliveira et al. (2016) e Rodríguez-Pulido et al. (2012, 2013), o espaço de cor CIE- $L^*a^*b^*$ , diferente do RGB é um espaço de cor uniforme que independe do dispositivo, sendo o padrão internacional para medidas de cor. de Oliveira et al. (2016)

afirmam que por estas características o CIE-L\*a\*b\* tem sido utilizado em todo o mundo para medir a cor de alimentos.

A Figura 16 mostra a variação de temperatura no espaço de cor CIE-L\*a\*b\*.

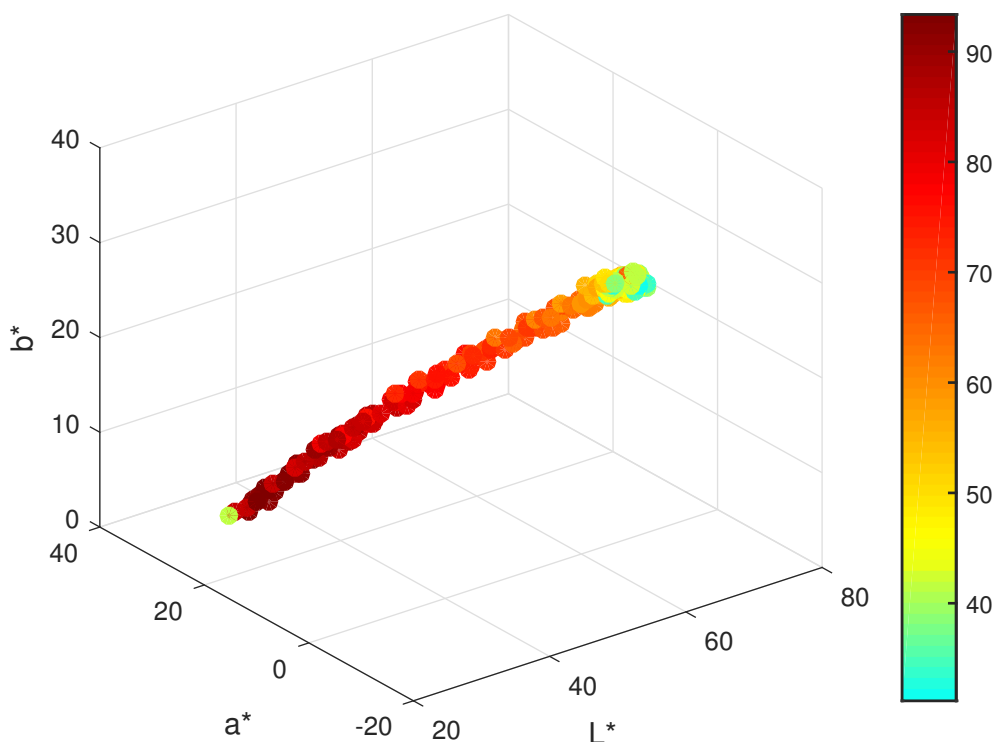


Figura 16: Resposta obtida para espaço CIE-L\*a\*b\* em função temperatura.  
 FONTE: O Autor (2017).

### 3.2.1.2 Pré-ajuste do Sensor Visual de Temperatura

O método VBM para o Sensor Visual de Temperatura baseia-se na definição prévia das cores de referência para temperatura mínima e máxima da faixa de ativação do elemento termocrômico, que para o adesivo em questão é de 70 °C e 95 °C respectivamente. Estas cores e faixas de ativação dependem do tipo de elemento termocrômico utilizado, devendo assim serem pré-ajustadas manualmente.

Por meio da IHM disponibilizada pelo *framework* de visão de máquina é feito o pré-ajuste do Sensor Visual de Temperatura. Neste pré-ajuste são selecionadas manualmente as áreas dos adesivos para extração das cores de referência mínima e máxima e da cor a ser sensoreada. É também por esta IHM que manualmente são inseridos os valores de temperatura máxima e mínima do material termocrômico utilizado.



### 3.2.1.3 Método VBM para o Sensor Visual de Temperatura

Após feito o pré-ajuste, o método gera 3 sub-imagens a partir das áreas selecionadas, sendo: sub-imagem de referência para temperatura mínima  $I_{min}$ , sub-imagem de referência para temperatura máxima  $I_{max}$  e sub-imagem a ser sensoreada  $I_{sensor}$ .

Em seguida, as sub-imagens geradas são convertidas para o espaço de cor CIE-L\*a\*b\*, onde as cores de referência  $\bar{c}_{min}$  e  $\bar{c}_{max}$  e a cor a ser sensoreada  $\bar{c}_{sensor}$  são obtidas pela média aritmética dos pixels das sub-imagens  $I_{min}$ ,  $I_{max}$  e  $I_{sensor}$  respectivamente. As temperaturas  $t_{min}$  e  $t_{max}$  inseridas via IHM são relacionadas diretamente as cores de referência mínima e máxima, nessa ordem.

Com estes dados, o método calcula a projeção ortogonal do vetor de temperatura  $v_{temp} = \bar{c}_{sensor} - \bar{c}_{min}$  sobre o vetor de referência  $v_{ref} = \bar{c}_{max} - \bar{c}_{min}$ , também no espaço de cores CIE-L\*a\*b\*. A projeção ortogonal é dada pela Equação 25 e pode ser vista graficamente na Figura 17.

$$proj_{v_{ref}} v_{temp} = \left( \frac{v_{ref} \cdot v_{temp}}{v_{ref} \cdot v_{ref}} \right) v_{ref} \quad (25)$$

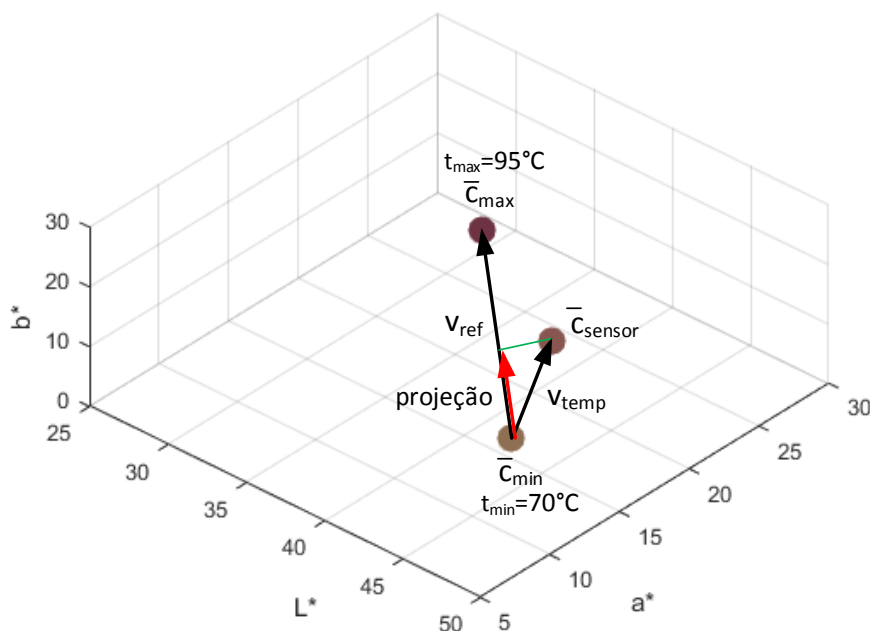


Figura 17: Projeção ortogonal do vetor de temperatura.  
FONTE: O Autor (2017).

A inferência da temperatura é então calculada conforme a Equação 26, onde o valor resultante é diretamente a temperatura medida, em graus Celsius.

$$temperature = \left( \frac{|proj_{v_{ref}} v_{temp}|}{|v_{ref}|} \right) (t_{max} - t_{min}) + t_{min} \quad (26)$$

O método aqui descrito é executado a cada nova iteração, atualizando a sub-imagem do adesivo a ser sensorado, recalculando a projeção ortogonal e a inferência da nova temperatura.

Uma opção de autoajuste também é disponibilizada para este método, onde as cores de referência também são atualizadas a cada nova iteração, buscando minimizar os problemas ocasionados pelas possíveis variações de iluminância no ambiente ou pela deposição de poeira sobre os adesivos. Nesta opção os dois adesivos de referência devem estar o mais próximo possível do adesivo sensorado para manterem-se nas mesmas condições de iluminação e deposição de poeira, mas não devem ser submetidos a temperaturas acima da temperatura mínima de referência.

A Figura 18 mostra a IHM do *FiedVision* com os adesivos de referência e análise do Sensor Visual de Temperatura já ajustados e realizando a medição da temperatura em um tanque de inox.



Figura 18: IHM do *FiedVision* com os Sensor Visual de Temperatura já ajustado e realizando a medição da temperatura em um tanque de inox.

FONTE: O Autor (2017).

### 3.2.1.4 Correção do método VBM para o Sensor Visual de Temperatura

Nos testes iniciais do Sensor Visual de Temperatura, foi observado um elevado erro sistemático entre as suas respostas de medição e as respostas do Sensor Real utilizado como padrão (referência). A Tabela 4 no Apêndice 7.1 e o gráfico da Figura 19, apresentam as respostas obtidas do Sensor Visual de Temperatura para 3 diferentes níveis de iluminância

no plano vertical e horizontal respectivamente (Nível 1: 64, 72Lux, Nível 2: 423, 393Lux e Nível 3: 1117, 925Lux ).

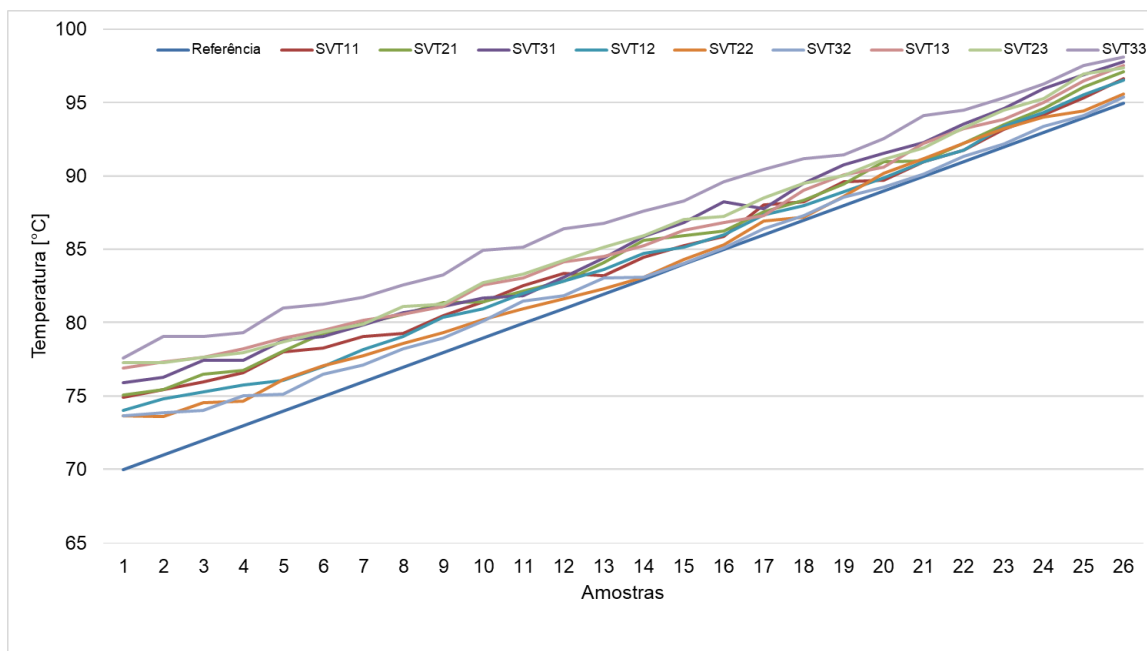


Figura 19: Referência e resposta de 9 Sensores Visuais de Temperatura, para os 3 níveis de iluminância predeterminados.

FONTE: O Autor (2017).

O erro sistemático, assim como o erro aleatório não pode ser eliminado, mas pode ser minimizado. Para reduzir o erro sistemático deste sensor, aproximando suas respostas a referência, foi feita uma correção no modelo inicial, que até então era dado pela equação 26. Tal correção foi calculada através da média aritmética das respostas de medição do Sensor Visual de Temperatura e o erro sistemático, conforme pode ser visto na Tabela 5, no apêndice 7.1.

Com base na Tabela 5, foi realizada uma interpolação polinomial, buscando a curva com melhor coeficiente de determinação r-quadrado. A curva resultante pode ser vista no gráfico da Figura 20, cuja a Equação 27, polinomial de grau 2 apresenta um r-quadrado de 0,98. A resposta da Equação 26 serve como parâmetro de entrada (eixo x) da Equação de correção.

$$correction = -(0,0145 \times temperature^2) - (2,6342 \times temperature) + 121,0436 \quad (27)$$

A temperatura corrigida do Sensor Visual de Temperatura é então dada pela diferença entre as Equações 26 e 27, resultando assim na Equação 28.

$$temperature_{corrected} = temperature - correction \quad (28)$$

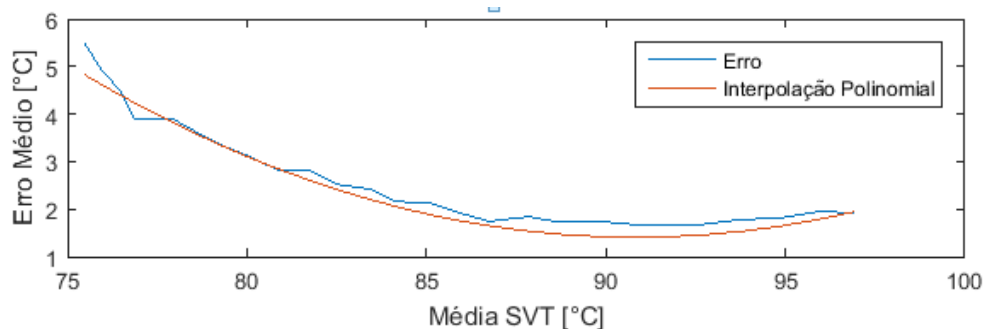


Figura 20: Média dos erros individuais x Média das respostas de medição do SVT.

FONTE: O Autor (2017).

Para demonstrar o resultado obtido, a Tabela 6, no apêndice 7.1 e o gráfico da Figura 21 apresentam os resultados de medição constantes da Tabela 4, já corrigidos.

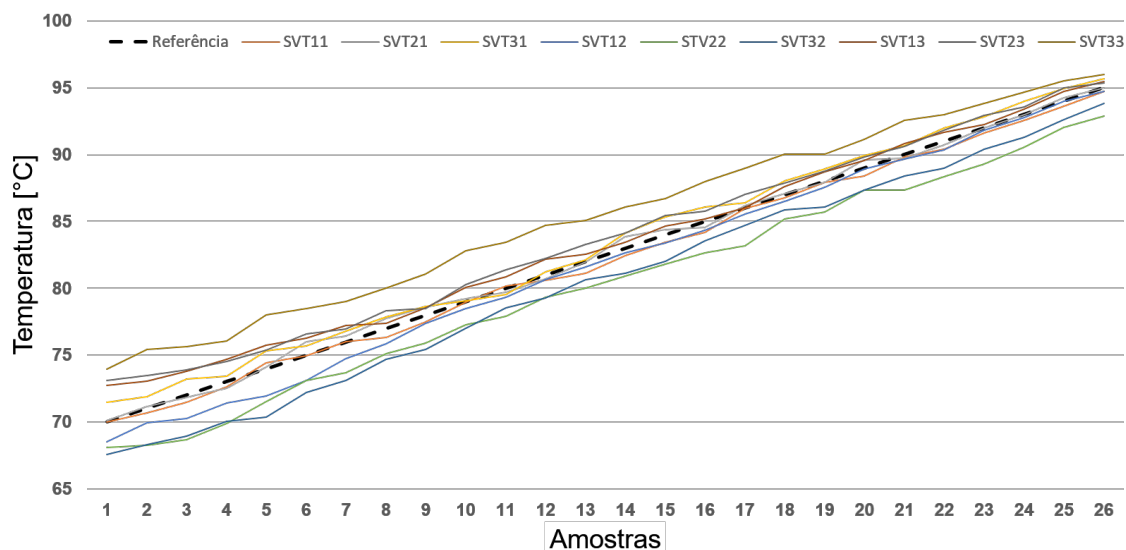


Figura 21: Temperaturas corrigidas x Amostras

FONTE: O Autor (2017).

Com a Equação 28 já implementada no método VBM, foram coletados novos dados para validação e análise, conforme pode ser visto no capítulo 4.

### 3.3 Sensor Visual de Nível

Em processos industriais, o nível de líquidos, gases, vapores e sólidos pode ser medido de três formas distintas, sendo elas, direta, indireta e descontínua.

Entre os métodos de medição e indicação de nível, os de mais baixa complexidade e custo são os visores de vidro dos tipos tubular e plano. Estes visores fornecem uma indicação direta e local a respeito do nível de líquidos limpos contidos em reservatórios abertos ou fechados, por meio de uma escala graduada ou de uma régua externa graduada.

Mesmo quando há métodos de medição de nível com sensores e transmissores, os visores de vidro, por apresentarem alta confiabilidade, também são utilizados, servindo como um meio reserva ou de comparação.

Os visores de nível de vidro tubular e de vidro plano geralmente não fornecem indicação remota e nem possuem capacidade para transmissão, não interagindo com equipamentos de aquisição de dados ou com malhas de controle. No entanto, os visores de nível do tipo bicolor, aceitam integração com outros sistemas.

No caso do visor de vidro bicolor para caldeiras da marca Durcon (2017), por exemplo, são disponibilizados módulos para integração de iluminação e câmera de Circuito Fechado de Televisão (CFTV) para indicação remota do nível com segurança.

### 3.3.1 Desenvolvimento do método VBM para o Sensor Visual de Nível

A fim de permitir que visores de vidro dos tipos tubular e plano transparente e reflex possam realizar transmissão e indicação remota, é proposto neste trabalho, o desenvolvimento de um método VBM para medição do nível de líquidos em tanques por meio destes visores de nível. Tal método baseia-se na medição direta fornecida por estes visores, ao qual tomam como referência o plano superior do líquido medido.

O método proposto assume que as cores do líquido e do fundo são diferentes, ou seja o líquido tem que ser colorido. Este fato se deve porque os visores de nível, de vidro tubular e plano transparente são adequados somente para indicação do nível de tanques com líquidos não incolores, limpos, não tóxicos, inflamáveis ou corrosivos, sem sólidos em suspensão ou espumas, como já abordado. Para os visores de vidro plano do tipo reflex, o líquido pode ser tanto colorido quanto incolor, devido a sua construção.

#### 3.3.1.1 Pré-ajuste do Sensor Visual de Nível

Para o método VBM em questão, deve-se primeiramente fazer um pré-ajuste de algumas variáveis de entrada por meio da IHM do *FieldVision*, determinando assim a área a ser sensoreada (área do visor de vidro), a área de referência de cor positiva, para representar a parcela do visor de vidro com líquido, e uma área de referência de cor negativa, representando a parcela sem líquido.

#### 3.3.1.2 Método VBM para o Sensor Visual de Nível

Com o pré-ajuste realizado, o método VBM gera a partir das áreas determinadas, sub-imagens para a área sensoreada  $I_{sensor}$ , área de referência positiva  $I_{pos}$  e área de referência negativa  $I_{neg}$ , todas no espaço de cores CIE-L\*a\*b\*. Em seguida, para cada uma das sub-imagens de referência, positiva e negativa, são calculadas as médias aritméticas de suas cores, obtendo-se assim  $\bar{c}_{pos}$  e  $\bar{c}_{neg}$  respectivamente.

Com base na sub-imagem da área sensoreada  $I_{sensor}$  é feita então uma varredura extensiva, percorrendo cada uma de suas  $N$  linhas em busca do nível que minimize as

distâncias euclidianas entre as médias aritméticas acumulativas da cor da sub-imagem observada e as médias das cores das sub-imagens de referência, separando assim a área sensoreada em duas regiões: a região preenchida, que deve ter uma cor média semelhante a cor de referência do líquido, e uma região vazia, que deve ter uma cor média semelhante a cor de referência do fundo do visor de vidro.

Seja então,  $\bar{c}_{sensor_{r1:r2}}$  representa a cor média da sub-imagem de linhas  $r1$  para  $r2$ . Dada uma cor de referência para o líquido  $\bar{c}_{pos}$  e outra para o fundo  $\bar{c}_{neg}$ , o nível é calculado pelo encontro da linha  $r_{level}$  que minimiza o erro da seguinte forma:

$$r_{level} = \underset{r \in (1, N)}{\operatorname{argmin}} \left[ \left\| (\bar{c}_{sensor_{1:r-1}}) - \bar{c}_{neg} \right\|_2 \right] + \left[ \left\| (\bar{c}_{sensor_{r:N}}) - \bar{c}_{pos} \right\|_2 \right] \quad (29)$$

Onde  $\| \cdot \|_2$  representa o  $L^2$  norma e, neste caso, é medida a distância euclidiana entre as duas cores. Um algoritmo de força bruta rápido foi implementado para encontrar a solução ideal com a complexidade  $O(p)$ , onde  $p$  é o número de pixels em  $I$ . A Figura 22 mostra a área sensoreada e as referências positiva e negativa que devem ser estabelecidas previamente pelo usuário através de uma interface gráfica.

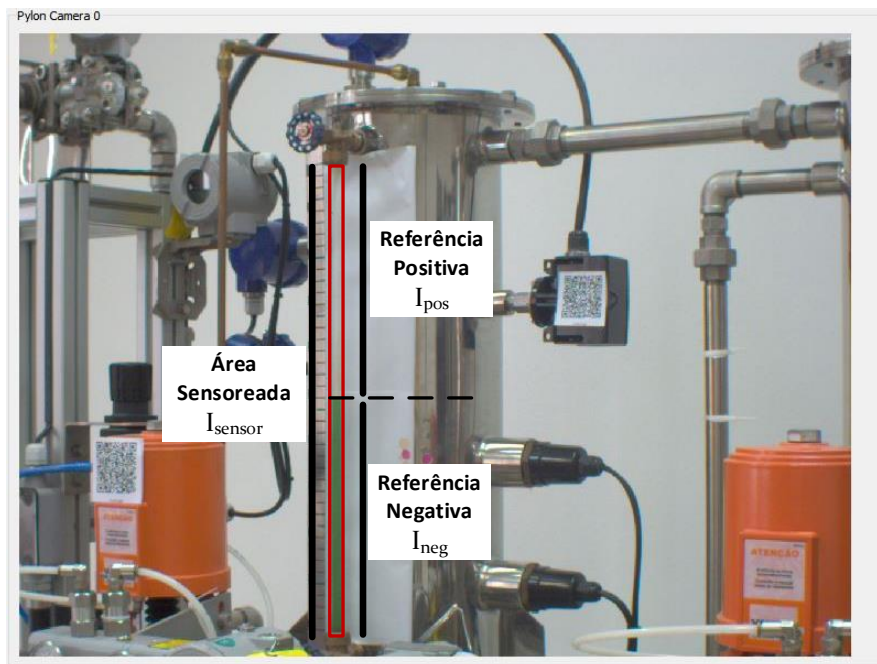


Figura 22: Seleção da área sensoreada e das áreas de referência positiva e negativa sobre um visor de nível tubular.

FONTE: O Autor (2017).

O valor retornado por  $r_{level}$  é o percentual de nível no tanque, sendo considerado 0% a base da sub-imagem  $I$  e 100% o topo.

### 3.4 Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado

Diversos tipos de elementos sensores podem ser usados na detecção da presença ou estado de objetos (dispositivos, peças ou até mesmo produtos). Sensores ópticos, chaves fim de curso, sensores indutivos e capacitivos são alguns destes tipos, apresentando diferentes limitações e possibilidades de aplicação.

Muitas vezes torna-se inviável a instalação de sensores para detecção da presença ou estado de determinados objetos, tendo em vista a dificuldade de instalação e/ou manutenção, agentes ambientais nocivos aos sensores, extenso cabeamento ou custo de implantação. Além disso, nenhum dos tipos de sensores de presença/estado industrial, sozinho tem a capacidade para detectar e distinguir mais de um elemento (de mesmo ou diferentes materiais) simultaneamente.

#### 3.4.1 Desenvolvimento do método VBM para o Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado

Com base nestas limitações, é proposto neste trabalho, um método VBM para detectar a presença ou o estado de um objeto contido em uma determinada região de uma imagem, podendo inferir assim se um dispositivo está ligado/desligado, aberto/fechado ou mesmo detectar uma peça ou produto para contagem.

##### 3.4.1.1 Pré-ajuste do Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado

Assim como nos outros métodos, neste também é necessário realizar um pré-ajuste via IHM do *FieldVision*, determinando a área a ser sensoreada, a área para referência de cor positiva, que representa a presença de um objeto e uma área para referência de cor negativa, que representa a ausência de um objeto.

##### 3.4.1.2 Método VBM para o Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado

A partir da área sensoreada o método cria uma sub-imagem  $I_{sensor}$ , onde é obtida a média aritmética de sua cor  $\bar{c}_{sensor}$  no espaço de cores CIE-L\*a\*b\*. Também são obtidas as médias das cores de referência neste mesmo espaço de cor. A cada iteração são calculadas as distâncias euclidianas entre as cores de referência e da sub-imagem da área sensoreada.

O resultado final (presença ou ausência) se dá de acordo com a opção de menor distância. Onde,  $presence \in \{0, 1\}$  representa a saída do método, em que 0 e 1 representam a presença e a ausência de objeto, respectivamente. Dadas as médias das cores de referência para o objeto  $\bar{c}_{pos}$  e para o fundo  $\bar{c}_{neg}$ , a saída é calculada da seguinte forma:

$$presence = \begin{cases} 1 & \text{if } \|\bar{c}_{sensor} - \bar{c}_{pos}\|_2 \geq \|\bar{c}_{sensor} - \bar{c}_{neg}\|_2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (30)$$

A Figura 23 demonstra a aplicação de três detectores de presença/estado sobre 3 válvulas esféricas manuais com apenas uma única câmera. Os detectores retornam um valor binário para o estado aberto ou fechado da válvula, conforme configuração do usuário. Este método pode ser utilizado em inúmeras aplicações, como: detecção de peças ou partes de uma máquina, identificação do estado de lâmpadas sinalizadoras, detecção de presença de pessoas ou objetos em uma área restrita entre outras.

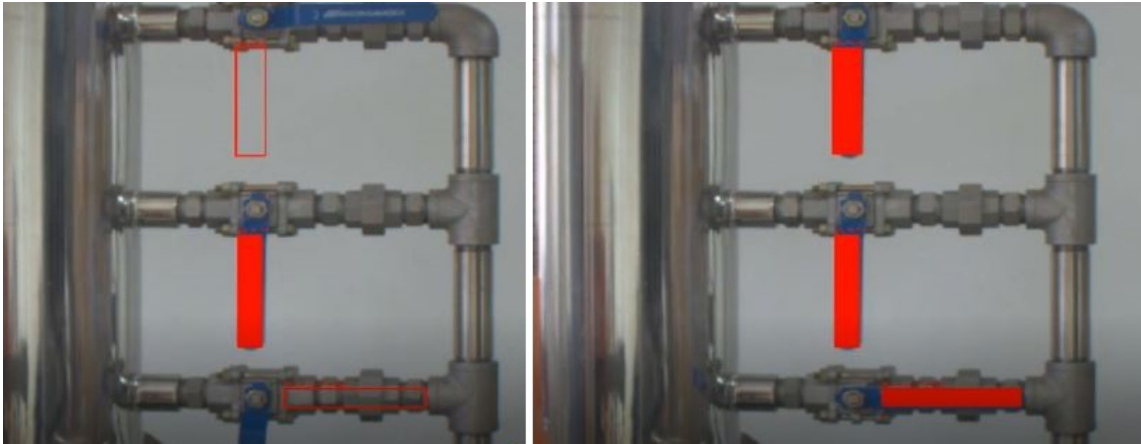


Figura 23: Sensores Visuais de Detecção de Presença/Estado aplicados sobre as manoplas das válvulas esféricas, indicando o estado como aberta ou fechada.



## **4 ANÁLISE DOS MÉTODOS VBM PARA SENSOREAMENTO VISUAL**

Para que seja possível caracterizar os instrumentos envolvidos em um sistema de medição é fundamental que sejam identificados e analisados todos os aspectos que influenciam em seus resultados gerados, podendo assim avaliar suas incertezas diante destas causas.

Conforme abordado no Capítulo 2, Shirmohammadi and Ferrero (2014) afirmam que os sistemas VBM, como qualquer sistema utilizado para fins de medição, podem ser considerados sistemas de medição reais se eles fornecem resultados de medição e que além da expressão das incertezas de medição aplicadas a sistemas típicos de instrumentação, os sistemas VBM também podem apresentar outras fontes de incerteza, inerentes aos sistemas de visão. Entre as principais fontes de incerteza estão: iluminação, ângulo da câmera e equipamento de filmagem.

Os Sensores Visuais propostos neste trabalho, tem por finalidade a instrumentação de processos industriais reais, estando assim submetidos a ambientes suscetíveis a diversos distúrbios, entre eles, as fontes de incerteza associadas aos sistemas de visão. No entanto, alguns destes parâmetros de influência podem ser fixados ou controlados, reduzindo assim a quantidade de fontes a serem caracterizadas.

Entre as fontes de incerteza dos sistemas de visão, foram considerados em um primeiro momento, apenas os efeitos associados a iluminação, desconsiderando os efeitos relacionados ao ângulo da câmera, definindo para isso a câmera como fixa e sem ângulos livres. Além disso, também foram desconsiderados os efeitos provenientes do equipamento de filmagem, levando em consideração que o módulo de aquisição de imagens do sistema de visão de máquina, citado no Capítulo 3.1, abstrai os diferentes tipos de câmeras e lentes.

### **4.1 Materiais**

Para a análise e avaliação dos métodos de medição e detecção por VBM, foram conduzidos testes no laboratório de Infraestrutura Multiusuária para Pesquisa do Centro de Ciências Computacionais - C3 da Universidade Federal do Rio Grande - FURG, na cidade

Tabela 1: Composição básica do Laboratório de Infraestrutura Multiusuária para Pesquisa.

Qtd.	Itens
1	Planta didática do modelo PD3 Series do fabricante SMAR
1	Workstation da fabricante Dell, modelo de precisão T7610
1	Notebook modelo Vostro 3500 da fabricante Dell
1	Controlador Programável UCP NX3030, série NEXUS do fabricante Altus
1	Software de Supervisão, Controle e Aquisição de Dados, HMI / SCADA BluePlant do fabricante Altus
1	Câmera Digital do fabricante Basler, modelo <i>acA1300 – 30uc</i> -Basler Ace USB 3.0
1	Lente da fabricante Fujifilm, modelo HF9HA-1B
1	Tripé, fabricante Manfrotto, modelo 391RC2
2	Luxímetros modelo LD-550 da fabricante ICEL

FONTE: O Autor (2017).

do Rio Grande - RS. A Tabela 1 apresenta a composição básica deste laboratório.

A Figura 24 mostra parte dos equipamentos utilizados para análise e avaliação dos métodos de Sensoreamento Visual propostos.

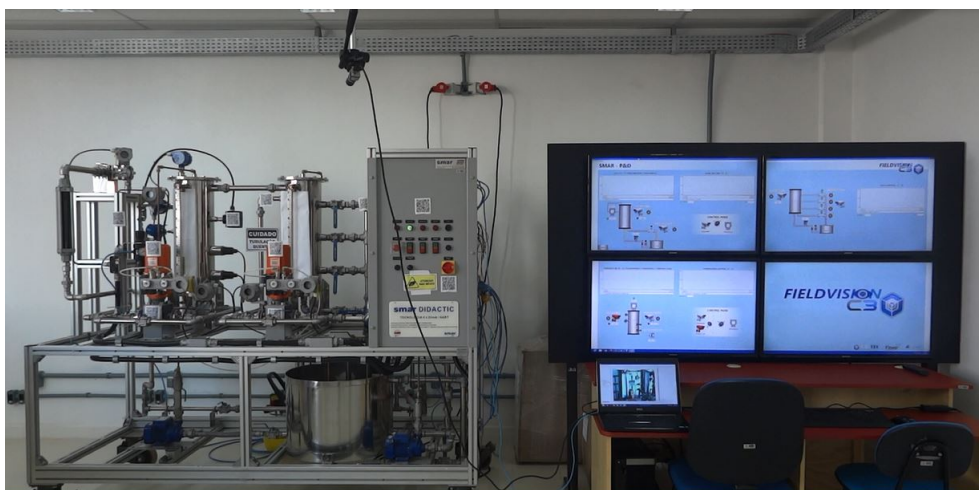


Figura 24: Laboratório de Infraestrutura Multiusuária, C3, FURG.

Nos testes foi necessário a coleta de diferentes amostras das respostas de medição dos Sensores Visuais e dos Sensores Reais (transmissores disponíveis na planta piloto), utilizados como padrão secundário de referência. A coleta dos dados foi realizada através do *software* MatLab (*MATrix LABORatory*), instalado no *workstation*, comunicando com CLP pelo padrão *ethernet* e protocolo Modbus TCP/IP.

O *framework* do sistema de visão de máquina foi instalado em um *notebook* marca Dell modelo Vostro 3500 e interligado ao CLP também através do padrão *ethernet* e protocolo Modbus TCP/IP.

Os Sensores Reais utilizados como padrão secundário de referência, foram o transmissor de temperatura modelo TT301 e transmissor de nível LD301D, ambos da fabricante SMAR. As demais características e certificado de calibração encontram-se no Anexo 8.1.

## 4.2 Metodologia de coleta dos dados para análise e avaliação

Na análise e avaliação dos Sensores Visuais, foram levadas em consideração apenas as possíveis interferências nos resultados das medições decorrentes da variação da iluminação no ambiente e conseqüentemente sobre a área sensoreada. Para tanto, foram fixadas as outras fontes de incerteza e realizados testes em um ambiente controlado, com diferentes níveis de iluminância <sup>1</sup>, variando na faixa de 5 Lux até 1200 Lux.

A faixa de iluminância foi estipulada buscando contemplar os valores mínimos e máximos para ambientes e atividades industriais, sendo, para isso, utilizado as recomendações da NBR ISO/CIE 8995-1/2013 - Iluminação de ambientes de trabalho. A iluminância mínima encontrada entre todos ambientes e atividades industriais normatizados foi de 50 Lux e a máxima de 1000 Lux, excluídos os valores mais altos, pois não se enquadravam em atividades de possível utilização do sistema proposto neste trabalho.

Dentro da faixa já determinada, foram estipuladas 3 diferentes iluminâncias para os testes, conforme pode ser visto na Tabela 2. Estas iluminâncias foram medidas por meio de dois luxímetros fixados na planta piloto, verificando a intensidade luminosa sobre um plano horizontal de trabalho, definido a 1m do piso e sobre um plano vertical, definido próximo centro da área sensoreada. A Figura 25 demonstra a instalação dos luxímetros para a coleta de dados de medição de nível.

Tabela 2: Iluminâncias definidas no Plano Horizontal e Vertical.

Níveis de Iluminância	Iluminâncias [Lux]	Iluminâncias [Lux]
	Plano Vertical	Plano Horizontal
1	64	72
2	423	393
3	1177	924

FONTE: O Autor (2017).

### 4.2.1 Dados do Sensor Visual de Nível

Nos testes do Sensor Visual de Nível a câmera foi instalada em um tripé a 1m de distância e perpendicular ao centro do visor de nível da planta piloto, mantendo o visor centralizado na imagem. A Figura 26 ilustra a instalação da câmera em relação ao visor de nível do tanque.

Foram coletados os dados de medição separadamente para cada um dos níveis de iluminância predeterminados. Para tanto, o Sensor Visual de Nível foi ajustado manualmente

<sup>1</sup> A iluminância é definida como a quantidade de luz incidente em uma superfície. A unidade é o Lux, definido como o iluminamento de uma superfície de 1m<sup>2</sup> recebendo de uma fonte puntiforme a 1m de distância, na direção normal, um fluxo luminoso de 1 lúmen, uniformemente distribuído (Tregenza and Loe, 2015).



Figura 25: Luxímetros instalados na planta piloto, no plano horizontal de trabalho a 1m do piso e plano vertical a 50% do visor de nível (Área Sensoreada).

FONTE: O Autor (2017).

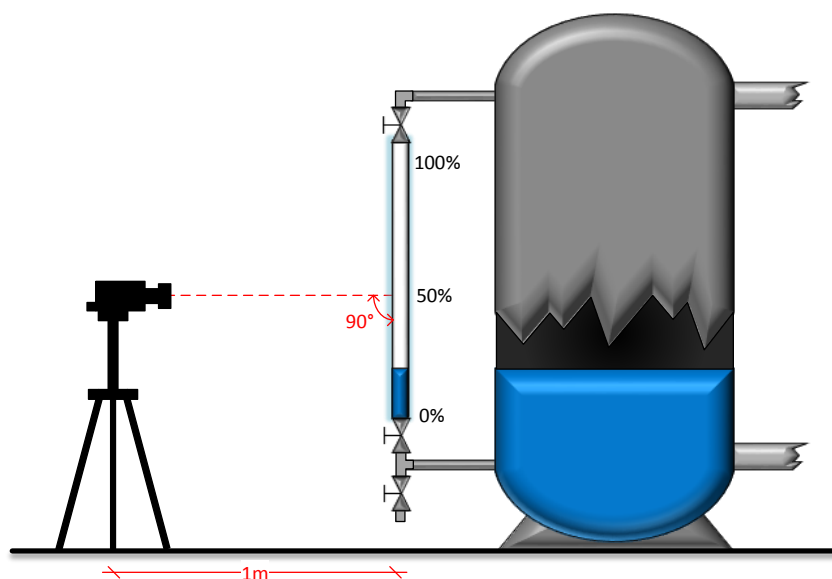


Figura 26: Demonstração da forma de instalação da câmera em relação ao visor de nível do tanque da planta piloto, no Sensor Visual de Nível.

FONTE: O Autor (2017).

para uma das iluminâncias predeterminadas. Logo, foram coletados os dados do Sensor Visual e do Sensor Real, referentes a 6 ciclos de subida e de descida em intervalos de 10%. A vazão foi mantida constante, a 1000 litros por hora. As Tabelas 7, 8 e 9, no Apêndice

7.2, apresentam os dados coletados para o nível 1, 2 e 3 de iluminância, respectivamente.

#### 4.2.2 Dados do Sensor Visual de Temperatura

Neste teste foram colados simultaneamente três adesivos termocrômicos no tanque de inox da planta piloto, sendo dois destes adesivos usados para referência (temperatura máxima e mínima) e um a ser sensoreado. Os dois adesivos de referência foram submetidos as mesmas condições de iluminação do adesivo a ser sensoreado mas não estiveram sob influência da variação de temperatura do tanque. A câmera foi instalada em um tripé fixo a 1m de distância e perpendicularmente ao adesivo termocrômico a ser sensoreado.

Foram coletados os dados de medição para cada um dos 3 níveis de iluminância separadamente. Com o Sensor Visual ajustado para um dos níveis de iluminância predeterminados, foram realizados três ciclos de subida de 60 °C a 95 °C, coletando os resultados de medição do Sensor Visual de Temperatura e do Sensor Real da planta a cada 1 °C de variação na temperatura do tanque. Este procedimento de teste foi realizado com o método de auto-ajuste do Sensor Visual de Temperatura ativo.

As Tabelas 10, 11 e 12, no Apêndice 7.2, apresentam os dados coletados para o nível 1, 2 e 3 de iluminância, respectivamente. Já, a Figura 27 mostra o gráfico dos dados de medição para os 3 níveis de iluminância predeterminados.

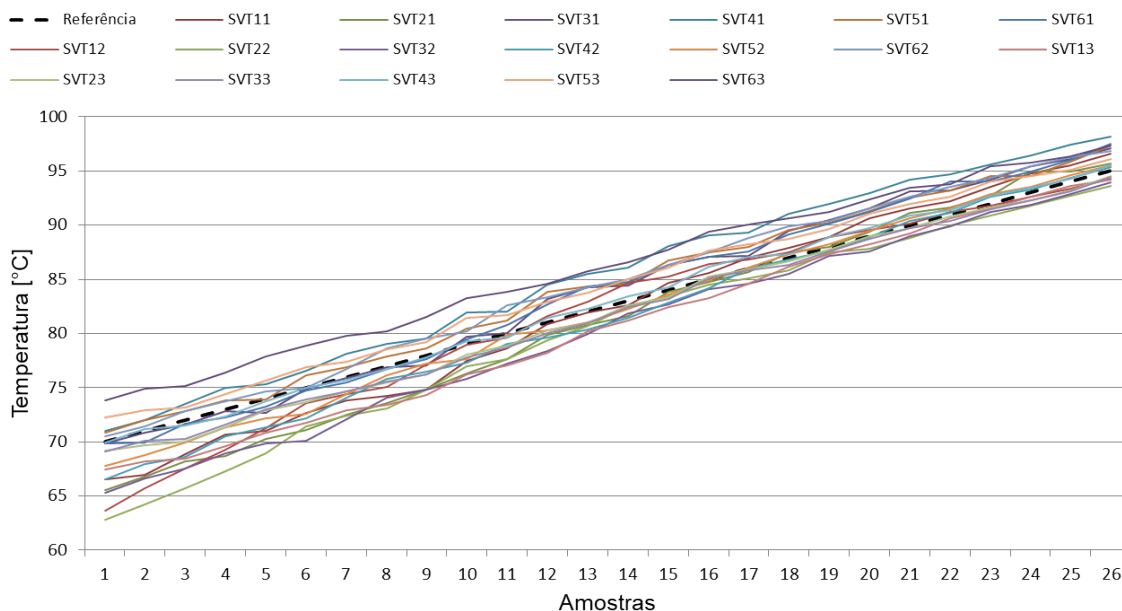


Figura 27: Gráfico dos dados de medição de Temperatura para os 3 níveis de iluminância predeterminados..

FONTE: O Autor (2017).

### 4.2.3 Dados do Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado

Foram utilizadas as manoplas das válvulas esféricas tripartidas da planta piloto para avaliação do Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado, onde a finalidade era o reconhecimento do estado destas válvulas, retornando um resultado binário para válvula aberta ou fechada. O próprio operador (observador) foi o padrão de referência para comparação dos resultados obtidos.

Nestes testes foram coletados os dados de medição separadamente para cada um dos níveis de iluminância predeterminados, a câmera foi instalada em um tripé fixo a  $2m$  de distância e perpendicularmente a manopla da válvula.

A Tabela 13, no Apêndice 7.2, apresenta os dados coletados para o nível 1, 2 e 3 de iluminância, respectivamente.

## 4.3 Análise metrológica dos Sensores Visuais

Nesta seção são feitas as avaliações dos erros e incertezas dos resultados de medição dos Sensores Visuais propostos.

### 4.3.1 Erros

Conforme tratado no Capítulo 2, Seção 2.2, um erro apresenta um componente aleatório e um sistemático. A seguir são calculados os erros para o Sensor Visual de Temperatura e para o de Nível, bem como apresentado os resultados de medição em função dos erros para cada nível de iluminância.

#### 4.3.1.1 Erros de medição do Sensor Visual de Temperatura

As Tabelas 14, 15, 16 e 17 contidas no Apêndice 7.3, apresentam os erros de medição do Sensor Visual de Temperatura para todos os níveis de iluminância; iluminância nível 1, 2 e 3 respectivamente.

Com base nos erros obtidos, pode-se expressar o resultado de medição em função dos erros, de acordo com a Equação 7. Para tanto, como o erro sistemático do Sensor Visual de Temperatura é variável em toda sua faixa de medição, definiu-se a utilização do erro sistemático médio  $C_{Medio}$  para expressão. Já, para o erro aleatório ou repetitividade, foi definido o maior valor desta componente  $Re_{Max}$ .

Substituindo então a Média de  $n$  medições  $MI$  por uma medição qualquer  $M$  o resultado de medição para um nível de iluminância qualquer, dentro da faixa predeterminada, pode ser dado pela Equação 31.

$$RM = M - C_{Medio} \pm \frac{Re_{Max}}{\sqrt{n}} \quad (31)$$

A partir dos valores dos erros aleatórios e sistemáticos para todos os níveis de iluminância

o resultado de medição do Sensor Visual de Temperatura é então:

$$RM = M - 0,06 \pm \frac{6,25}{\sqrt{18}} = M - 0,06 \pm 1,47^\circ\text{C}$$

Calculando individualmente os erros para cada nível de iluminância, considerando  $n = 6$  amostras, tem-se:

- Resultado de medição para o nível de iluminância 1:

$$RM = M - 0,80 \pm \frac{6,06}{\sqrt{6}} = M - 0,80 \pm 2,47^\circ\text{C}$$

- Resultado de medição para o nível de iluminância 2:

$$RM = M - (-0,94) \pm \frac{7,24}{\sqrt{6}} = M - (-0,94) \pm 2,96^\circ\text{C}$$

- Resultado de medição para o nível de iluminância 3:

$$RM = M - 0,31 \pm \frac{6,63}{\sqrt{6}} = M - 0,31 \pm 2,71^\circ\text{C}$$

#### 4.3.1.2 Erros de medição do Sensor Visual de Nível

As Tabelas 18, 19, 20 e 21 contidas no Apêndice 7.3, apresentam os erros de medição do Sensor Visual de Nível para todos os níveis de iluminância; iluminância nível 1, 2 e 3 respectivamente.

O resultado de medição do Sensor Visual de Nível foi feito seguindo os mesmos métodos aplicados ao Sensor Visual de Temperatura.

A partir dos valores dos erros aleatórios e sistemáticos para todos os níveis de iluminância o resultado de medição do Sensor Visual de Nível é então:

$$RM = M - 0,39 \pm \frac{1,15}{\sqrt{18}} = M - 0,39 \pm 0,27\%$$

Calculando individualmente os erros para cada nível de iluminância, considerando  $n = 6$  amostras, tem-se:

- Resultado de medição para o nível de iluminância 1:

$$RM = M - 0,46 \pm \frac{1,44}{\sqrt{6}} = M - 0,46 \pm 0,59\%$$

- Resultado de medição para o nível de iluminância 2:

$$RM = M - 0,40 \pm \frac{1,32}{\sqrt{6}} = M - (0,40) \pm 0,54\%$$

- Resultado de medição para o nível de iluminância 3:

$$RM = M - 0,49 \pm \frac{1,44}{\sqrt{6}} = M - 0,49 \pm 0,59\%$$

### 4.3.2 Avaliação das Incertezas do Sensor Visual de Temperatura

As avaliações das incertezas-padrão tipo A e B, foram feitas de acordo com o Capítulo 2, Seção 2.2.

#### 4.3.2.1 Incertezas-padrão Tipo A

A avaliação das incertezas-padrão tipo A do Sensor Visual de Temperatura foi feita com base nos 25 valores (*Range*) da faixa de medição de temperatura (70 a 95 °C), considerando todas as 3 iluminâncias predeterminadas, sobre 18 adesivos termocrômicos, resultando em um  $n = 18$  amostras.

A incerteza-padrão tipo A foi então obtida por meio do desvio padrão da média ou Repetitividade destas amostras, calculado conforme a Equação 11.

Então, como exemplo de cálculo, para a temperatura de referência de 70 °C, composta de  $n = 18$  amostras:

A média das  $n$  amostras é dada pela Equação 8,

$$\bar{q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i = 68,43 \text{ °C}$$

o desvio padrão, calculado conforme a Equação 10,

$$s(q_i) = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (q_i - \bar{q})^2} = 2,96 \text{ °C}$$

o desvio padrão da média ou repetitividade, de acordo com a Equação 11, sendo esta a incerteza-padrão do tipo A para 70 °C,

$$s(\bar{q}) = \frac{s(q)}{\sqrt{n}} = 0,7 \text{ °C}$$

#### 4.3.2.2 Incertezas-padrão Tipo B

De acordo com Neto (2013), Albertazzi and Sousa (2008) e GUM (2008) entre as incertezas-padrão do tipo B estão as especificações dos fabricantes, referências de manuais e os dados fornecidos em certificados de calibração ou outros certificados.

Neste trabalho foram consideradas como incertezas-padrão do tipo B para o Sensor Visual de Temperatura os dados relativos ao sensor PT100 IEC e o transmissor de temperatura da planta piloto, utilizados como padrão secundário de referência.



O sensor PT100 em questão, apresenta uma exatidão dada pela sua classe, tipo A:  $\pm 0,15 + (0,002 * t) ^\circ\text{C}$ , de acordo com a DIN/IEC751. Enquanto para o transmissor de temperatura, a exatidão é de 0,03%, ou seja,  $0,03 ^\circ\text{C}$ , considerando sua faixa de 0 a  $100 ^\circ\text{C}$ , conforme manual do equipamento.

- **Incerteza de Resolução  $IR$ :**

O padrão secundário utilizado como referência apresenta uma resolução de  $0,0061 ^\circ\text{C}$ , obtida no manual do fabricante, como 14 bits, com um *Span* de  $100 ^\circ\text{C}$ .

Além da resolução, é necessária uma distribuição de probabilidade para calcular a Incerteza de Resolução. Devido a falta de informações do comportamento dos fenômenos da fonte de incerteza, foi adotada uma distribuição de probabilidade retangular, apresentando assim as mesmas chances de que qualquer valor entre  $-a$  e  $+a$  venham a ocorrer. De acordo com Albertazzi and Sousa (2008), este tipo de distribuição é indicada por segurança, quando se há dúvidas sobre qual tipo de distribuição se deva utilizar, no caso da resolução, deve-se considerar  $a = Res/2$ .

A Incerteza de Resolução  $IR$  do padrão secundário com uma distribuição retangular é calcula pela Equação 16.

$$IR = res/2\sqrt{3}$$

$$IR = 0,0061/2\sqrt{3} = 0,001761 ^\circ\text{C}$$

- **Incerteza de Exatidão  $IE$ :**

A exatidão do padrão secundário é dada pela soma da classe de exatidão do sensor PT100 com a exatidão do transmissor, sendo:

$$Exatidao_{ps} = 0,15 + (0,002 * t) + 0,03 = 0,18 + (0,002 * t) ^\circ\text{C}$$

Aqui, a Incerteza de Exatidão foi considerada como a incerteza herdada do padrão, assim como indicado em GUM (2008), Portal-Action (2017) e VIM et al. (2012) supondo então a exatidão como a incerteza expandida  $U$ ,  $Exatidao_{ps} = U$ . Esta definição foi utilizada levando em conta a falta de informações nos certificados dos instrumentos utilizados como padrão secundário, adotando-se então, os valores de exatidão como a incerteza expandida, valores estes que podem ser considerados para o pior caso deste sistema.

Para encontrar o valor da incerteza combinada  $U_c$  do padrão secundário, foi utilizada a Equação 20, onde, conforme recomendação de Neto (2013), o grau de liberdade  $V$  deve ser definido como infinito, pois não se sabe o número de medições para

obtenção desta incerteza. Com  $V = \infty$  o fator de abrangência  $k = 2,00$ , esse valor é encontrado na Tabela contida na Figura 37, no Anexo 8.2.

Substituindo  $u_c$  na Equação 21 pela Incerteza de Exatidão  $IE$ , tem-se então diretamente:

$$IE = \frac{U}{k} = \frac{0,18 + (0,002 * t)}{2}$$

Demonstrando o cálculo para a temperatura de referência de 70 °C:

$$IE = \frac{U}{k} = \frac{0,18 + (0,002 * 70)}{2} = 0,16 \text{ °C}$$

#### 4.3.2.3 Incertezas combinadas

A incerteza combinada do Sensor Visual de Temperatura é obtida em função das incertezas-padrão individuais, pela Equação 20, onde:

$$u_c = \sqrt{u_1^2 + u_2^2 + u_3^2 + \dots + u_n^2}$$

Novamente, demonstrando para a temperatura de referência de 70 °C, tem-se então:

$$u_c = \sqrt{0,7^2 + 0,000953^2 + 0,16^2} = 0,72 \text{ °C}$$

#### 4.3.2.4 Incertezas de medição expandidas

A incerteza expandida é utilizada quando se deseja definir um intervalo de confiança adequado sobre a medição de um mensurando. A incerteza expandida é dada pela Equação 21.

Para esta incerteza foi utilizado um nível de confiança de 95% de confiabilidade, sendo este um nível normalmente utilizado, segundo Neto (2013).

Tendo em vista que o fator de abrangência  $k$  equivale ao coeficiente *t-Student* para desvios padrão, o valor de  $k$  é obtido da Tabela contida na Figura 37, no Anexo 8.2, conforme o número de graus de liberdade efetivos dados pela Equação 22.

$$V_{ef} = \frac{u_c^4}{\sum_{i=1}^n \frac{u_i^4}{V_i}}$$

Segundo Albertazzi and Sousa (2008), as parcelas  $IR$  e  $IE$ , que possuem graus de liberdade infinito, devem ter  $u_i$  e  $u^4$  iguais a zero. Já, a parcela de incerteza tipo A, de  $n$  medições, tem o número de graus de liberdade  $V_i = n - 1 = 18 - 1 = 17$

Considerando ainda a temperatura de 70 °C para demonstração do cálculo:

$$V_{ef} = \frac{0,72^4}{\frac{0,7^4}{17}} = 18,83 = 19$$

A partir da Tabela contida na Figura 37, no Anexo 8.2, com  $V_{ef} = 19$ , e o nível de confiança de 95%, o fator de abrangência  $k$  é igual a 2,09. Com isso, a incerteza expandida  $U_{Temp}$  do Sensor Visual de Temperatura, para a temperatura de referência de 70 °C é dada:

$$U_{Temp} = k * u_c$$

$$U_{Temp} = 2,09 * 0,72 = 1,5$$

Em termos percentuais sobre o *Range* do Sensor Visual de Temperatura, de 25 °C:

$$U_{Temp}(\%) = \frac{1,5}{25} * 100 = 6,0\%$$

A incerteza expandida para todo sistema é demonstrado no gráfico da Figura 28.

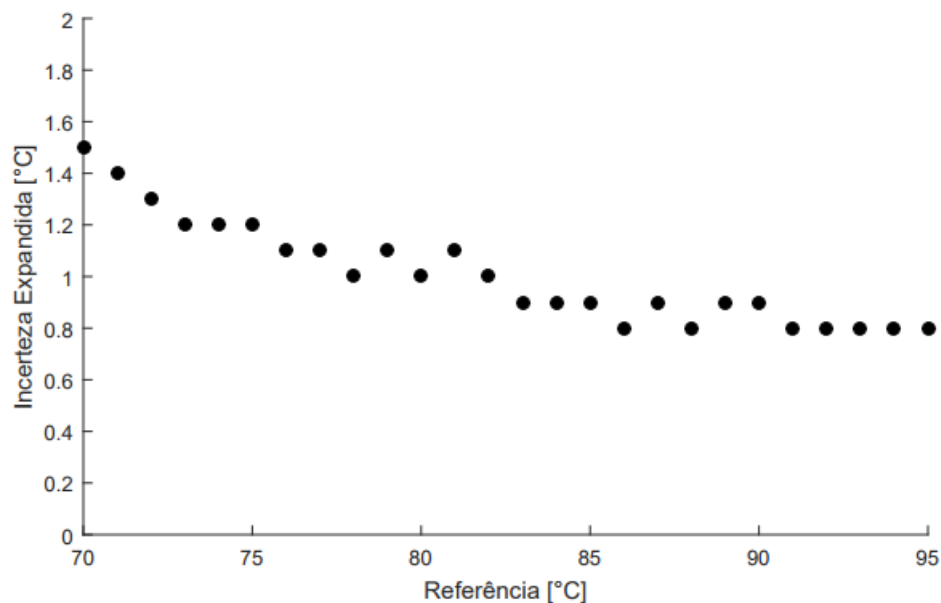


Figura 28: Gráfico das Incertezas expandidas do Sensor Visual de Temperatura, em função da temperatura do padrão secundário utilizado como referência.

FONTE: O Autor (2017).

O resultado de uma medição  $RM$  do Sensor Visual de Temperatura, para uma temperatura qualquer  $I$ , dentro da faixa de medição, sem correção, pode ser expresso então:

$$RM = I \pm U_{Temp}$$

$$RM = I \pm 1,5 \text{ °C}$$

A Tabela contida na Figura 31 do Apêndice 7.4, apresenta o memorial de cálculo das incertezas associadas ao Sensor Visual de Temperatura.

### 4.3.3 Avaliação das incertezas do Sensor Visual de Nível

As avaliações da incertezas-padrão do Sensor Visual de Nível foram feitas da mesma forma que para o Sensor Visual de Temperatura.

#### 4.3.3.1 Incertezas-padrão Tipo A

A avaliação das incertezas-padrão tipo A do Sensor Visual de Nível foram feitas com base em 11 valores de nível (0, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 e 100%) dentro da faixa de medição (0 a 100%) e para todas as 3 iluminâncias predeterminadas, sobre 6 ciclos de subida e descida por iluminância, resultando em um  $n = 18$  amostras. A incerteza-padrão tipo A foi então obtida por meio do desvio padrão da média ou Repetitividade destas amostras, calculado conforme a Equação 11.

#### 4.3.3.2 Incertezas-padrão Tipo B

Além das incertezas relacionadas a exatidão e a resolução, como no Sensor Visual de Temperatura, o Sensor Visual de Nível apresenta também uma componente de incerteza associada a histerese.

- **Incerteza de Resolução  $IR$ :**

Assim como no Sensor Visual de Temperatura, a resolução do transmissor de nível por pressão diferencial utilizado como padrão secundário foi extraída do manual do equipamento, resultando em 0,0061%, e a distribuição de probabilidade utilizada foi a retangular.

- **Incerteza de Exatidão  $IE$ :**

A exatidão do padrão secundário foi obtida através do manual fornecido pelo fabricante, sendo então uma exatidão igual 0,075% do  $Span$  calibrado. Tendo em vista que a faixa indicada no certificado de calibração é de 0,0 a 527  $mmH_2O$  o  $Span$  calibrado é igual a 527  $mmH_2O$ . Tratando o nível como percentual, a faixa de 0 a 100% resulta em uma exatidão de 0,075%.

Considerando também a Incerteza de Exatidão como a incerteza expandida herdada do padrão e o grau de liberdade  $V$  como infinito, tem-se:

$$IE = \frac{U}{k} = \frac{0,075}{2} = 0,15\%$$

- **Incerteza de Histerese  $IH$ :** De acordo com Portal-Action (2017), a histerese pode ser obtida através do módulo da diferença entre as médias das curvas de subida e descida do nível, obtidas nas  $n$  amostras, conforme a Equação 16. A Tabela 3 apresenta as histereses do Sensor Visual de Nível.

Tabela 3: Cálculo da Histerese do Sensor Visual de Nível.

<b>Média Subida</b> [%]	<b>Média Descida</b> [%]	<b>Histerese</b> [%]
0,41	0,74	0,34
11,23	10,34	0,89
20,87	20,16	0,70
30,59	30,25	0,34
40,56	40,19	0,37
50,47	50,18	0,29
60,45	60,32	0,13
70,45	70,22	0,24
80,43	80,28	0,15
90,50	90,42	0,09
100,24	100,24	0,00

FONTE: O Autor (2017).

Considerando a distribuição de probabilidade como a retangular e  $a = histerese/2$ , como tratado por Portal-Action (2017), tem-se:

$$IH = \frac{histerese}{2\sqrt{3}}$$

#### 4.3.3.3 Incertezas combinadas

Através das incertezas-padrão individuais, a incerteza combinada, também foi calculada pela Equação 20.

#### 4.3.3.4 Incertezas de medição expandidas

Assim como na incerteza expandida do Sensor Visual de Temperatura, nesta também foi utilizado um nível de confiança de 95% de confiabilidade.

O fator de abrangência  $k$  foi obtido da Tabela contida na Figura 37, no Anexo 8.2, conforme o número de graus de liberdade efetivos dados pela Equação 22. Aqui, além das incertezas-padrão individuais  $IR$  e  $IE$ , a  $IH$  também foi definida com graus de liberdade infinito. Devendo  $u_i$  e  $u_4$  serem iguais a zero.

O resultado de  $V_{ef}$  para todos os valores calculados, foi igual a infinito, resultando em um  $k = 2,00$ . Aplicando os valores encontrados na Equação 21, tem-se:

$$U_{Nivel} = 2,00 * 0,29 = 0,6^\circ\text{C}$$

Sendo esta a maior incerteza expandida, obtida para um valor de referência de 10% de nível.

Em termos percentuais sobre o *range* do Sensor Visual de Temperatura, de 100%:

$$U_{Nivel}(\%) = \frac{0,6}{100} * 100 = 0,6\%$$

A incerteza expandida para todo sistema é demonstrado no gráfico da Figura 29.

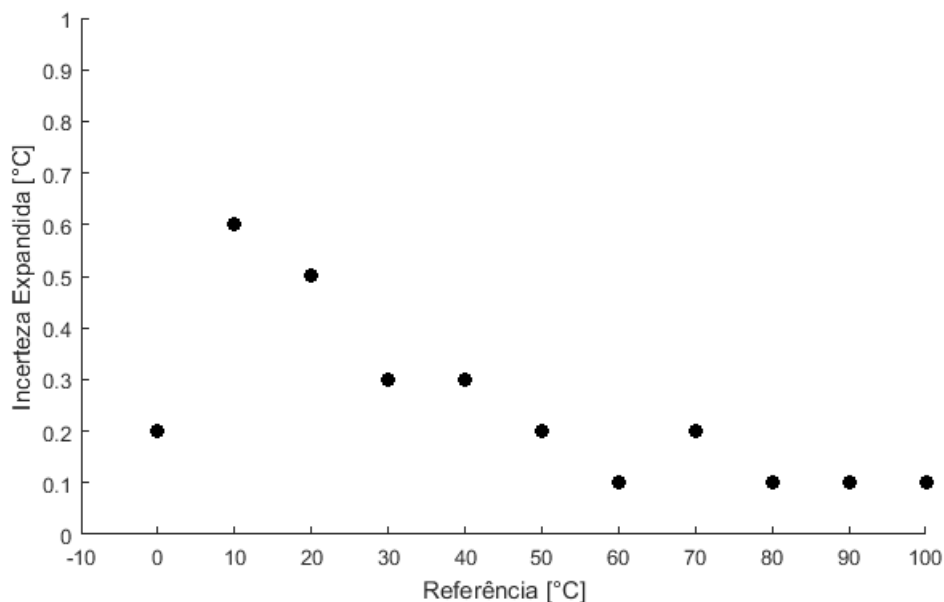


Figura 29: Gráfico das Incertezas expandidas do Sensor Visual de Nível, em função do nível do padrão secundário utilizado como referência.

FONTE: O Autor (2017).

O resultado de uma medição  $RM$  do Sensor Visual de Nível, para uma indicação de nível qualquer  $I$ , dentro da faixa de medição, sem correção, pode ser expresso então:

$$RM = I \pm U_{Nivel}$$

$$RM = I \pm 0,6\%$$

A Tabela contida na Figura 32 do Apêndice 7.4, apresenta o memorial de cálculo das incertezas associadas ao Sensor Visual de Nível.

#### 4.4 Avaliação do Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado

Diferente dos outros Sensores Visuais que fornecem uma resposta de medição contínua, o Sensor Visual de detecção de Presença/Estado é capaz de fornecer somente um bit como resposta de medição, apresentando dois valores 0 ou 1. Devido a esta característica os métodos anteriores de avaliação metrológica não podem ser usados. Portanto, a avaliação deste Sensor Visual foi feita por meio da taxa de acertos.

Em um ambiente controlado, como o que foi utilizado para coleta de dados, a taxa de acertos para válvula aberta e para válvula fechada foi de 100%.

## **5 ESTUDO DE CASO – INSTRUMENTAÇÃO DE UMA PLANTA INDUSTRIAL DIDÁTICA POR MEIO DOS SENSO-RES VISUAIS PROPOSTOS**

Os testes preliminares tiveram como objetivo a aplicação do sistema de visão de máquina proposto em uma planta didática industrial, a fim de verificar o sistema e posteriormente validar seus métodos de medição e detecção. Além disso, também foram analisadas de forma empírica, em um primeiro momento, a viabilidade e a robustez do sistema tanto como meio exclusivo como método redundante de instrumentação em um sistema de automação.

### **5.1 Meio exclusivo de sensoriamento para instrumentação e controle da planta**

Os Sensores Visuais foram inseridos na malha de controle da planta como meio exclusivo de sensoriamento, visando manter a planta estabilizada, mesmo quando submetida a diferentes distúrbios. Nesta etapa os métodos VBM foram integrados através do *Field-Vision* ao CLP Next3030 via comunicação Modbus TCP/IP, onde foram implementados algoritmos de controle do tipo Proporcional para manter as variáveis próxima aos *setpoints* estabelecidos, assim como também foi feita a integração ao *software* SCADA BluePlant para supervisão destas variáveis, especificação dos *setpoints* entre outros. A Figura 30 mostra uma tela do BluePlant desenvolvida para a supervisão do controle de nível.

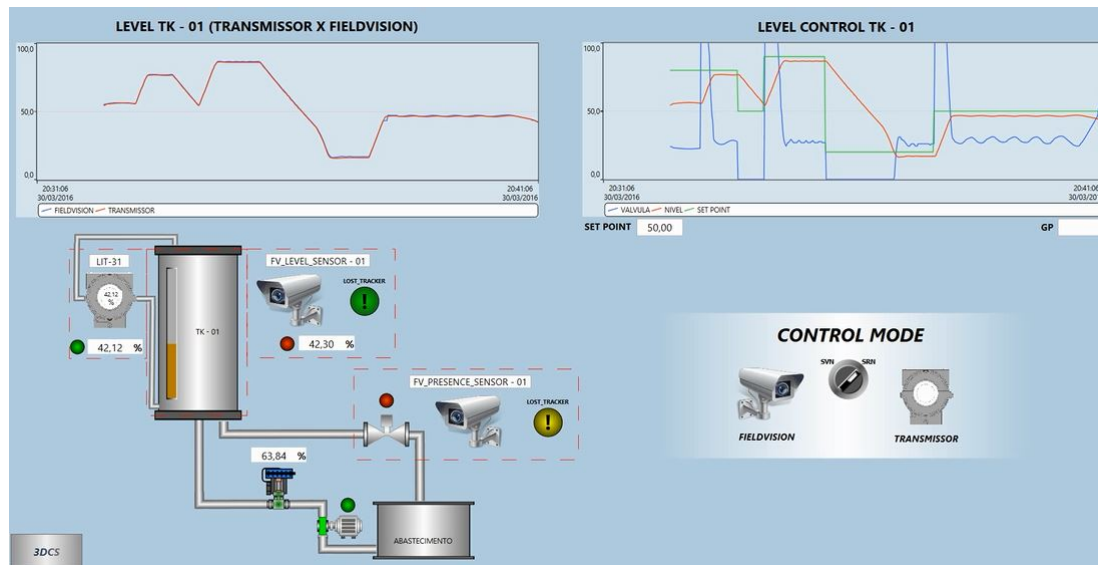


Figura 30: Tela de supervisão de nível - SCADA BluePlant.

Para verificar o comportamento e as respostas de medição dos Sensores Visuais foram aplicados diferentes parâmetros nas simulações realizadas, como: diversas mudanças de *setpoints*, variação das vazões de enchimento e esvaziamento do tanque, na ordem de 0 e 2000 litros por hora, diferentes tempos de subida de temperatura, conexão e desconexão da comunicação do *FieldVision*, diversas aberturas e fechamento das válvulas e alterações na iluminação do ambiente.

Em praticamente todos os casos testados o sistema manteve-se funcionando, apresentando apenas:

- atrasos médios de 90 *frames*, 3s na estabilização da medição de temperatura, quando submetido a grandes variações de iluminação no ambiente;
- o Sensor Visual de Nível apresentou resultados de medição incorretos e oscilantes, na ordem de  $\pm 5\%$  do nível que estava indicando, quando alterada definitivamente a iluminância do ambiente. Quando retornada para a iluminância na qual o Sensor Visual de nível havia sido ajustada, o resultado de medição voltava a ser o correto em uma média de 60 *frames*.
- o Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado apresentou comportamento semelhante ao do Sensor Visual de Nível, com medições oscilante quando submetido a uma variação definitiva de iluminação, voltado a retornar resultados corretos após voltar para iluminância ajustada.



## **5.2 Meio redundante de sensoriamento para instrumentação e controle da planta**

Nestes testes os Sensores Visuais foram inseridos na malha de controle da planta como método redundante de sensoriamento, objetivando manter o sistema em funcionamento mesmo com a falha ou desconexão dos Sensores Reais, assim como pode ser feito em Sistema Instrumentados de Segurança (SIS). Como na etapa anterior, os Sensores Visuais foram integrados ao processo juntamente com o CLP e o SCADA. Com a planta em funcionamento, foram realizadas 50 simulações de desconexão (desabilitação) dos Sensores Reais para testar a transição entre estes Sensores e os Visuais. Foi verificado que o sistema foi capaz de manter a planta em operação em todas as situações testadas.

## 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho foi apresentado um sistema para instrumentação de processos industriais baseado em visão computacional, no qual utilizou-se amplamente a biblioteca OpenCV para o desenvolvimento e implementação de métodos VBM para medição e detecção de três variáveis de processo: nível, temperatura e presença/estado. Além disso, também foram avaliados seus erros e incertezas de medição através de métodos do campo da metrologia. Posteriormente, foram realizados testes em laboratório com o sistema aplicado em uma planta piloto.

Também foi abordado neste trabalho, o tema Indústria 4.0, com o principal objetivo de contextualizar esta nova área, demonstrando a importância do estudo de novas aplicações e tecnologias relacionadas a computação visual. Ficou claro que o conceito de Indústria 4.0 tem difundido a computação visual no meio industrial, com aplicações de realidade aumentada e virtual, a virtualização de plantas e IHM's mais amigáveis aos operadores. O sistema aqui proposto pode ser tratado como mais uma dessas aplicações, disponibilizando ao operador uma IHM com as imagens (vídeo) e informações de diferentes variáveis do processo em tempo real, bem como mostrar desenhada as áreas relativas a cada sensor, fornecendo um ambiente para configurações e ajustes dos diferentes métodos VBM.

Apesar da existente diversidade de sistemas de medição para um mesmo mensurando, um dos objetivos deste trabalho foi o desenvolvimento de novos tipos de sensores, os "Sensores Visuais", com tecnologias diferentes das utilizadas em instrumentos de medição convencionais, apresentando assim, diferentes características, como princípios de operação e faixas de aplicação, sendo também suscetível a diferentes erros, sendo mais uma opção a ser aplicada em SIS, como meio redundante de sensoriamento.

Os métodos VBM propostos visam obter informações digitais de variáveis dos processos produtivos, por meio da análise das cores presentes nos instrumentos indicadores de sistemas de medição e também em dispositivos de proteção, sinalização, controle ou seccionamento. Instrumentos estes, que nem sempre possuem capacidade de comunicação, como os visores de nível, elementos termocrômicos, alavancas, *knobs* ou manoplas de disjuntores ou válvulas, além de sinalizadores visuais como lâmpadas indicadoras.

Por meio da interface gráfica do sistema de visão de máquina, um usuário pode configurar manualmente um ou mais Sensores Visuais, em uma única ou em diferentes câmeras. Podendo selecionar áreas das imagens para serem sensoreadas, adaptando-se assim a diferentes *layouts* de instalação, tamanhos e até formas de instrumentos indicadores ou manoplas.

Como principais aplicações destes Sensores Visuais estão, a substituição direta ou utilização em conjunto com sensores convencionais, servindo como meio exclusivo ou redundante de sensoreamento, a fim de garantir a continuidade do processo em caso de alguma falha em outro sensor. Tais métodos apresentam um grande potencial para utilização em medições temporárias, digitalização de informações em plantas antigas, aplicações em áreas de risco ou de difícil acesso por meio de medições a distância, entre outras.

Conseqüentemente, com os métodos desenvolvidos, há a possibilidade de agilizar a instalação, operação e manutenção dos sistemas de instrumentação e automação, integrando-se mais facilmente aos conceitos da Indústria 4.0, compartilhando sua infraestrutura de câmeras, até então voltadas aos sistemas de computação visual que unem os mundos físico e virtual nos CPS.

No entanto, assim como qualquer sistema de medição, os sistemas de visão, inclusive o deste trabalho, também apresentam especificidades e limitações intrínsecas, tornando-se aplicáveis somente em determinadas condições, sejam elas ambientais ou do próprio processo.

Diversos tipos de processos já utilizam sistemas baseados em visão, focados principalmente na inspeção e controle de qualidade de produtos ou ferramentas. Alguns sistemas produtivos do setor alimentício, de bebidas e petroquímicos, que geralmente apresentam um nível considerável de limpeza e baixas quantidades de partículas e poeira suspensas no ar, favorecem a aplicação de sistemas de visão.

A criação de ambientes ou áreas com algumas características controladas aumenta ainda mais as possibilidades de aplicação da visão na indústria, reduzindo ou eliminando interferências indesejadas, assim como já é feito em muitos sistemas de visão, os quais tornam fixos parâmetros como iluminação e posição da câmera, bem como erradicam o fluxo e acúmulo de poeira ou sujeira.

Para análise e avaliação dos Sensores Visuais, alguns parâmetros foram considerados fixos, exceto nos testes com diferentes iluminações. Também foram utilizados conceitos do campo da metrologia, para estimar seus erros e incertezas de medição, seguindo as mesmas metodologias de análise de Sensores Reais, conforme as recomendações e termos do GUM e VIM.

Por meio dos erros e incertezas expandidas dos Sensores Visuais foi possível obter um resultado de medição completo, possibilitando assim a estimativa da medição de um mensurando, do mesmo modo que compreender o comportamento destes sensores por meio

de informações a respeito da tendência do instrumento (erro sistemático), repetibilidade (erros aleatórios), bem como possíveis correções a serem feitas.

A partir dos erros, pode-se verificar o resultado de medição dos Sensores Visuais ajustados para três diferentes níveis de iluminância, dentro de uma faixa real. Percebe-se que foram obtidos diferentes resultados de medição, principalmente no Sensor Visual de Temperatura, mas não pode-se afirmar que a variação da iluminância foi a sua causa. Além disso, não foi encontrado nenhum padrão de relação entre a iluminância e os erros obtidos.

Para avaliação das incertezas de medição dos Sensores Visuais, foi considerado o conjunto total de amostras, abrangendo assim os três níveis de iluminância testados. Deste modo, a resposta de medição pode ser considerada válida, para qualquer iluminância dentro da faixa estipulada, que por ventura tal sistema venha a ser utilizado, desde que o sensor seja ajustado corretamente para a iluminância a ser utilizada.

Para o Sensor Visual de Temperatura, a incerteza expandida apresentou valores de  $\pm 1,5^\circ\text{C}$ , sendo igual a 6% do *Range* de  $25^\circ\text{C}$ . Apesar de aparentemente alta a incerteza de medição deste sensor quando comparado ao PT100 Classe A, utilizado como padrão secundário, isso não o torna inviável.

Um PT100 de classe B, com classe de exatidão de  $\pm(0,3 + 0,005 * t)$  ou até mesmo um classe C, com exatidão de  $\pm(0,6 + 0,01 * t)$ , que possuem *Ranges* maiores, se fossem utilizado na mesma faixa de medição do Sensor Visual de Temperatura ( $70$  a  $95^\circ\text{C}$ ), apresentariam respectivamente, resultados de medição para  $70^\circ\text{C}$  com uma variação de  $\pm 0,65^\circ\text{C}$  e  $\pm 1,3^\circ\text{C}$ , enquanto para  $95^\circ\text{C}$  a variação seria de  $\pm 0,78^\circ\text{C}$  e  $\pm 1,55^\circ\text{C}$ , ou seja, as incertezas do sensor proposto ficariam próximas a classe de exatidão do PT100 classe C.

Um dos fatores a que se pode atribuir a alta incerteza obtida para o Sensor Visual de Temperatura, está relacionada a qualidade do elemento termocrômico utilizado, o qual não possuía uma boa uniformidade e apresentava ainda uma grande variabilidade de cor entre os diferentes adesivos testados.

Já para o Sensor Visual de Nível, a incerteza expandida calculada foi de  $\pm 0,6\%$ , enquanto a resposta de medição do padrão secundário utilizado varia de  $\pm 0,075\%$ . É possível encontrar no mercado, sensores de nível cuja resposta de medição são próximas a do Sensor Visual proposto, como por exemplo  $\pm 0,3\%$  ou  $\pm 0,45\%$  do fabricante Pase hidrometria (Pas, 2017).

Diferentemente dos outros Sensores Visuais, a avaliação do Sensor Visual de Detecção de Presença/Estado foi feita através de sua taxa de acertos, sobre o estado (aberto ou fechado) de uma válvula. Nos testes em laboratório a taxa obtida foi de 100% de acertos, mostrando a capacidade de utilização deste método VBM para instrumentar diferentes mecanismos, desde que respeitadas suas limitações.

Além da aplicação deste detector para o reconhecimento do estado de válvulas, também foram feitos testes sobre as lâmpadas sinalizadoras e a manopla de um disjuntor, em ambos

os casos obteve-se como resultado a taxa de 100% de acertos.

Com relação as incertezas de medição, pode-se concluir que o seu conhecimento é de suma importância na determinação da confiabilidade das medidas e para correta seleção de um sistema de medição. Com base nas incertezas é possível determinar as possíveis aplicações desses sensores, a fim de atender as demandas e exigências de determinados processos.

Além da confiabilidade metrológica, outros fatores que influenciam na escolha de sistemas de medição são, os custos operacionais, investimento inicial e manutenibilidade. Fatores estes que são encontrados no sistema proposto, pois são de fácil configuração, operação e manutenção, não são intrusivos, não necessitam de contato para medição, podem ser aplicados a diferentes tipos de processos, não apresentam desgaste mecânico, disponibilizam indicações das medições e oferecem diversos Sensores Visuais de diferentes tipos em um único sistema.

Diante do exposto, pode-se concluir que o estudo em questão, apresentou uma considerável contribuição para difusão de sistemas de visão de máquina aplicados a instrumentação e controle de processos industriais, mostrando-se tecnicamente viável e aplicável a diferentes sistemas produtivos. Conseguindo extrair informações relevantes de dispositivos e instrumentos indicadores sem comunicação, digitalizá-las e disponibilizá-las para visualização e transmissão por meio do sistema de visão de máquina *FieldVision*. Integrando-se ainda a um sistema típico de automação industrial, servindo tanto como meios exclusivos ou redundantes de sensoriamento, mantendo a operação de uma planta em escala reduzida de forma satisfatória mesmo quando submetida a diferentes distúrbios e condições.

## **6.1 Recomendações de trabalhos Futuros**

Quanto aos métodos VBM desenvolvidos, muitos estudos e melhorias ainda podem ser feitos, principalmente no que diz respeito a robustez diante de fatores como variações súbitas na iluminação, oclusão, vibração, poeira, fumaça ou acúmulo de resíduos, entre outros.

Para as opções disponibilizadas via IHM, podem ser acrescentadas outras formas geométricas para seleção das áreas sensorizadas, possibilidade de mudanças nas unidades de medida, campo de entrada para correções do *offset* do resultado de medição, plotagem de escala graduada sobre o sensor de nível e possibilidade de sinalização de falhas por meio de alarmes.

Com base neste estudo, novos Sensores visuais também podem ser propostos, tais como sensores para medir: vazão através de indicadores tipo rotâmetros, pH por meio da análise da cor de reagentes de indicação, nível de líquidos não miscíveis e temperatura de imagens capturadas por câmeras térmicas.

Os métodos VBM propostos possivelmente são capazes de serem adaptados para o funcionamento em sistemas embarcados, para formar arquiteturas distribuídas utilizando *hardwares* de baixo custo como *Raspberry Pi* por exemplo e comunicando via protocolo MQTT do inglês *Message Queuing Telemetry Transport* que tem sido aplicado no conceito de internet das coisas e I4.

## REFERÊNCIAS

- (2015). Revista nei. <http://blog.nei.com.br/index.php/2015/12/01/instrumentacao-controle-industria-4-0-indica-tendencias-tecnologicas-para-monitoramento-de-processos/>.
- (2017a). Cie - commission internationale de léclairage. <http://www.cie.co.at/index.php/LEFTMENU/About+us>.
- (2017). Dataway solutions tech supplies. <http://datawaysolution.com.br/dataway/index.php/sensor-termico>.
- (2017b). Inmetro. <http://www.inmetro.gov.br/ciebrasil/origem.asp>.
- (2017). The internet of things business index. <https://www.eiuperspectives.economist.com/technology-innovation/internet-things-business-index>.
- (2017). Pase hidrometria. [www.pasehidro.com.br/download/docs/dados/nivel](http://www.pasehidro.com.br/download/docs/dados/nivel).
- (2017). Smar industrial automation. <http://www.smar.com/en/>.
- Adobe-OCR (2017). Adobe-ocr. <https://acrobat.adobe.com/us/en/acrobat/how-to/ocr-software-convert-pdf-to-text.html>.
- Aguirre, L. (2014). *FUNDAMENTOS DE INSTRUMENTAÇÃO*. PEARSON BRASIL.
- Aharrane, N., Dahmouni, A., El Moutaouakil, K., and Satori, K. (2017). A robust statistical set of features for amazigh handwritten characters. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 27(1):41–52.
- Akishino, J. K. (2014a). Desenvolvimento e avaliação de sensor termosensível para detecção de aquecimento de conectores elétricos.
- Akishino, J. K. (2014b). Desenvolvimento e avaliação de sensor termossensível para detecção de aquecimento de conectores elétricos.
- Albertazzi, A. and Sousa, A. (2008). Fundamentos de metrologia científica e industrial. 407p., Editora Manole.

Alegria, F. C. and Serra, A. C. (2000). Computer vision applied to the automatic calibration of measuring instruments. *Measurement*, 28(3):185–195.

Anchini, R., Di Leo, G., Liguori, C., and Paolillo, A. (2009). Metrological characterization of a vision-based measurement system for the online inspection of automotive rubber profile. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 58(1):4–13.

Andersson, V. (2012). *Conhecimentos básicos para a metrologia mecânica / Volnei Andersson*. Editora da Universidade do Rio Grande.

Ang, J. H., Goh, C., Saldivar, A. A. F., and Li, Y. (2017). Energy-efficient through-life smart design, manufacturing and operation of ships in an industry 4.0 environment. *Energies*, 10(5).

Ashton, K. (2009). That ‘internet of things’ things, in the real world, things matter more than ideas, rfid j.

Atzori, L., Iera, A., and Morabito, G. (2010). The internet of things: A survey. *Computer networks*, 54(15):2787–2805.

Azevedo, T., Tavares, J., and Vaz, M. (2005). Obtenção da forma 3d de objectos usando metodologias de reconstrução de estruturas a partir do movimento. In *Congresso de Métodos Numéricos en Ingenieria*.

Backes, A. and Sá Junior, J. (2016). *Introdução à Visão Computacional Usando MATLAB*. Autoria Nacional. ALTA BOOKS.

Baheti, R. and Gill, H. (2011). Cyber-physical systems. *The impact of control technology*, 12:161–166.

Balabantaray, B. K., Jha, P., and Biswal, B. B. (2013). Application of edge detection algorithm for vision guided robotics assembly system. In *Sixth International Conference on Machine Vision (ICMV 13)*, pages 906713–906713. International Society for Optics and Photonics.

Baran, R., Rusc, T., and Fornalski, P. (2016). A smart camera for the surveillance of vehicles in intelligent transportation systems. *Multimedia Tools and Applications*, 75(17):10471–10493.

Bega, E. A. (2006). *INSTRUMENTAÇÃO INDUSTRIAL*. INTERCIENCIA.

Bettenhausen, K. D. and Kowalewski, S. (2013). Cyber-physical systems: Chancen und nutzen aus sicht der automation. *Thesen und Handlungsfelder; VDI/VDE-Gesellschaft Mess-und Automatisierungstechnik: Düsseldorf, Germany*.



- Borangiu, T., Gilbert, P., Ivanescu, N.-A., and Rosu, A. (2009). An implementing framework for holonic manufacturing control with multiple robot-vision stations. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(4–5):505 – 521.
- Brandner, M. (2009). Graphical modelling of measurement uncertainties in vision-based metrology. In *2009 IEEE International Workshop on Advanced Methods for Uncertainty Estimation in Measurement*, pages 28–33.
- Branquinho, M. A., Seidl, J., de Moraes, L. C., Branquinho, T. B., and de Azevedo Junior, J. (2014). *Segurança de Automação Industrial e SCADA*. Elsevier Brasil.
- Buettner, M., Greenstein, B., Sample, A., Smith, J. R., Wetherall, D., et al. (2008). Revisiting smart dust with rfid sensor networks. In *Proceedings of the 7th ACM Workshop on Hot Topics in Networks (HotNets-VII)*.
- Campilho, A. (2000). *Instrumentação Electrónica. Métodos e Técnicas de Medição*. FEUP Edições.
- CBM, C. B. d. M. (2008). Diretrizes estratégicas para a metrologia brasileira 2008–2012. *Rio de Janeiro: CONMETRO*.
- Chakraborty, M. and Aoyon, A. N. H. (2014). Implementation of computer vision to detect driver fatigue or drowsiness to reduce the chances of vehicle accident. In *2014 International Conference on Electrical Engineering and Information Communication Technology*, pages 1–5.
- Chen, H., Hu, X., Fu, R., Wang, R., Liang, H., and Yu, H. (2016). Polarized relay contacts gap measurement based on machine vision technology. In *2016 Sixth International Conference on Instrumentation Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC)*, pages 623–628.
- Chen, M. Z. J. B. C. (2002). Robust background subtraction in hsv color space. *Multimedia systems and applications*, 4861:325.
- Cheng, Y. and Jafari, M. A. (2008). Vision-based online process control in manufacturing applications. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 5(1):140–153.
- Corrêa, P. A., Cruz, M. R. d., Tisott, P. B., Figueira, M. V., and Malafaia, G. C. (2013). Estudo sobre controles de produtividade e eficiência. *Conferências UCS - Universidade de Caxias do Sul, XIII Mostra de Iniciação Científica, Pós-graduação, Pesquisa e Extensão*, 0(0):0.
- Cuevas, E., Díaz, M., Manzanares, M., Zaldivar, D., and Perez-Cisneros, M. (2013). An improved computer vision method for white blood cells detection. *Computational and mathematical methods in medicine*, 2013.

de Oliveira, E. M., Leme, D. S., Barbosa, B. H. G., Rodarte, M. P., and Pereira, R. G. F. A. (2016). A computer vision system for coffee beans classification based on computational intelligence techniques. *Journal of Food Engineering*, 171:22–27.

de Queiroz, J. E. R. and Gomes, H. M. (2006). Introdução ao processamento digital de imagens. *RITA*, 13(2):11–42.

Denis, C. and Assis, W. O. (2009). *Seleção de Tomates para Processamento Industrial por Meio de Redes Neurais Aplicadas em Sistema de Visão Computacional*. PhD thesis, Dissertação de Mestrado em Engenharia de Processos Químicos e Bioquímicos, Instituto Mauá de Tecnologia.

Digitrol (2017). Digitrol. <http://www.digitrol.com.br/produto/394/visor-de-nivel-dgl-vn-digitrol>.

Durcon (2017). Durcon. <http://www.durcon-vice.com.br/data/upload/produto/manuals5/arquivo/ptbr/11%20Visor%20de%20Nivel.pdf>.

Evans, P. C. and Annunziata, M. (2012). Industrial internet: Pushing the boundaries of minds and machines.

Félix, J. H. d. S. (2007). *Sistema de visão computacional para detecção e quantificação de enfisema pulmonar*. PhD thesis.

Fernandes, A. O., Moreira, L. F., and Mata, J. M. (2011). Machine vision applications and development aspects. In *Control and Automation (ICCA), 2011 9th IEEE International Conference on*, pages 1274–1278. IEEE.

Fernandes, W. D., Neto, P. L. O. C., and da Silva, J. R. (2009). Metrologia e qualidade-sua importância como fatores de competitividade nos processos produtivos. *XXIX ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO-Engenharia de Produção e o Desenvolvimento Sustentável: Integrando Tecnologia e Gestão, Salvador, BA, Brasil*, 6.

Figueredo, M. B. and Monteiro, R. L. S. (2017). Estudo da navegação de uma cadeira de rodas utilizando conceitos de visão computacional. *Saúde. com*, 12(4).

Ganesan, P. and Rajini, V. (2014). Assessment of satellite image segmentation in rgb and hsv color space using image quality measures. In *2014 International Conference on Advances in Electrical Engineering (ICAEE)*, pages 1–5.

Ganesan, P., Rajini, V., and Rajkumar, R. I. (2010). Segmentation and edge detection of color images using cielab color space and edge detectors. In *Emerging Trends in Robotics and Communication Technologies (INTERACT), 2010 International Conference on*, pages 393–397. IEEE.

- Giusto, D. (2010). A. Iera, G. Morabito, I. Atzori (eds.) *The Internet of Things*.
- Goeking, W. (2010). Da máquina a vapor aos softwares de automação. *Publicação online—O Setor Elétrico/Memória da Eletricidade*. [Acessado em 20/08/2010]. URL: <http://www.osetoreletrico.com.br/web/automacao.html>.
- Golnabi, H. and Asadpour, A. (2007). Design and application of industrial machine vision systems. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 23(6):630–637.
- Gonzalez, R. and Woods, R. (2000). *Processamento de imagens digitais*. Edgard Blucher.
- Google-Cloud-Plataform (2017). Google-cloud-platform. <https://cloud.google.com/vision/>.
- Groover, M. (2011). *Automação industrial e sistemas de manufatura*. Pearson Education do Brasil.
- GUM (2008). para a expressão de incerteza de medição—gum 2008. *Tradução da*, 1.
- Hidayatullah, P., Feirizal, F., Permana, H., Mauluddiah, Q., and Dwitama, A. (2016). License plate detection and recognition for Indonesian cars. *International Journal on Electrical Engineering and Informatics*, 8(2):331.
- Huang, S. C., Chen, B. H., Chou, S. K., Hwang, J. N., and Lee, K. H. (2016). Smart car [application notes]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 11(4):46–58.
- Ibraheem, N. A., Hasan, M. M., Khan, R. Z., and Mishra, P. K. (2012). Understanding color models: a review. *ARPN Journal of Science and Technology*, 2(3):265–275.
- INMETRO-RS (2017). Inmetro rs. <http://www.inmetro.rs.gov.br>.
- Jazdi, N. (2014). Cyber physical systems in the context of industry 4.0. In *Automation, Quality and Testing, Robotics, 2014 IEEE International Conference on*, pages 1–4. IEEE.
- Kagermann, H., Helbig, J., Hellinger, A., and Wahlster, W. (2013). *Recommendations for implementing the strategic initiative INDUSTRIE 4.0: Securing the future of German manufacturing industry; final report of the Industrie 4.0 Working Group*. Forschungsunion.
- Kaur, S., Gill, E. R., and Kaur, R. (2015). Comparative analyses of YCbCr color space and CIELAB color space based on DWT and SVD. In *2015 1st International Conference on Next Generation Computing Technologies (NGCT)*, pages 874–878.
- Khaustov, P., Spitsyn, V., and Maksimova, E. (2017). Structural model constructing for optical handwritten character recognition. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, volume 173, page 012006. IOP Publishing.

- Kumar, G. S., Natarajan, U., and Ananthan, S. (2012). Vision inspection system for the identification and classification of defects in mig welding joints. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 61(9-12):923–933.
- Lamb, F. (2015). *Automação Industrial na Prática - Série Tekne*:. Tekne. AMGH Editora.
- Leonardo, B. Q., Steffens, C. R., da Silva Filho, S. C., Mór, J. L., Hüttner, V., d. A. Leivas, E., da Rosa, V. S., and d. C. Botelho, S. S. (2016). Vision-based system for welding groove measurements for robotic welding applications. In *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 5650–5655.
- Lima Júnior, P. and Silveira, F. L. d. (2011). Sobre as incertezas do tipo a e b e sua propagação sem derivadas: uma contribuição para a incorporação da metrologia contemporânea aos laboratórios de física básica superior. *Revista brasileira de ensino de física. São Paulo. Vol. 33, n. 2 (abr./jun. 2011), 2303, 6 p.*
- Lins, R. G., Givigi, S. N., and Kurka, P. R. G. (2015). Vision-based measurement for localization of objects in 3-d for robotic applications. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 64(11):2950–2958.
- Malamas, E. N., Petrakis, E. G., Zervakis, M., Petit, L., and Legat, J.-D. (2003). A survey on industrial vision systems, applications and tools. *Image and vision computing*, 21(2):171–188.
- Marino, L. H. F. d. C. (2006). Gestão da qualidade e gestão do conhecimento: fatores-chave para produtividade e competitividade empresarial. *XIII SIMPEP–Bauru*, page 2.
- Marques Filho, O. and Neto, H. V. (1999). *Processamento digital de imagens*. Brasport.
- Marrugo, W., Sierra, E., Marrugo, J., Camacho, C., Romero, L. A., and Marrugo, A. G. (2014). A vision-based system for the dynamic measurement of in-plane displacements. In *2014 III International Congress of Engineering Mechatronics and Automation (CIIMA)*, pages 1–3.
- Martínez-Barberá, H. and Herrero-Pérez, D. (2010). Autonomous navigation of an automated guided vehicle in industrial environments. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 26(4):296–311.
- Monostori, L. (2014). Cyber-physical production systems: Roots, expectations and r&d challenges. *Procedia CIRP*, 17:9–13.
- Moreno, A., Velez, G., Ardanza, A., Barandiaran, I., Infante, R., and Chopitea, R. (2017). Virtualisation process of a sheet metal punching machine within the industry 4.0 vision. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, 11(2):365–373.

Electronic supplementary material The online version of this article (doi: 10.1007/s12008-016-0319-2 ) contains supplementary material, which is available to authorized users.

Neto, J. (2013). *Metrologia e controle dimensional: Conceitos, Normas e Aplicação*, volume 1. Elsevier Brasil.

Noble, J. A. (1995). From inspection to process understanding and monitoring: a view on computer vision in manufacturing. *Image and Vision Computing*, 13(3):197 – 214.

Norpel, D., Dalaikhuu, S., and Tseveenjav, K. (2014). Traffic surveillance system based on computer vision and its application. In *2014 7th International Conference on Ubi-Media Computing and Workshops*, pages 101–104.

Oenning, T. K. Universidade federal de santa catarina-ufsc centro tecnológico–ctc departamento de engenharia mecânica–emc graduação em engenharia de materiais. *CEP*, 89219:550.

Pavani, S. A. (2016). Instrumentação básica.

Pippi, L. F. A. (2010). Projeto de superfície: um estudo sobre a aplicação o fazer termocromismo em camisetas.

Plataniotis, K. and Venetsanopoulos, A. N. (2013). *Color image processing and applications*. Springer Science & Business Media.

Portal-Action (2017). Portal action. <http://www.portalaction.com.br/incerteza-de-medicao/33-calculo-de-incerteza-de-um-manometro>.

Posada, J., Toro, C., Barandiaran, I., Oyarzun, D., Stricker, D., de Amicis, R., Pinto, E. B., Eisert, P., Döllner, J., and Vallarino, I. (2015). Visual computing as a key enabling technology for industrie 4.0 and industrial internet. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 35(2):26–40.

Presher, A. (2015). The evolution of vision in integrated automation integrating vision into automation control networks is putting pressure on machine architectures, but there are also bigger communication questions on the horizon. *Design News*, 70(11):34–37.

Reliance (2017). Reliance. <http://www.fenasucro.com.br/pt-BR/Exhibitors/2616247/ASELCO/Products/1217310/Visor-de-Nivel-Bicolor-Simpliport-Reliance>.

Ribeiro, M. A. (1999). Instrumentação. *Tek Treinamentos LTDA*.

Rodrigues, E., Teixeira, J. M., Teichrieb, V., and Bernard, E. (2016). Multi-objective tracking applied to bat populations. In *2016 XVIII Symposium on Virtual and Augmented Reality (SVR)*, pages 155–159.

Rodríguez-Pulido, F. J., Ferrer-Gallego, R., González-Miret, M. L., Rivas-Gonzalo, J. C., Escribano-Bailón, M. T., and Heredia, F. J. (2012). Preliminary study to determine the phenolic maturity stage of grape seeds by computer vision. *Analytica chimica acta*, 732:78–82.

Rodríguez-Pulido, F. J., Gordillo, B., González-Miret, M. L., and Heredia, F. J. (2013). Analysis of food appearance properties by computer vision applying ellipsoids to colour data. *Computers and electronics in agriculture*, 99:108–115.

Rosário, J. M. (2009). *Automação industrial*. Editora Baraúna.

Rudek, M., COELHO, L. d. S., and CANCIGLIERI JR, O. (2001). Visão computacional aplicada a sistemas produtivos: Fundamentos e estudo de caso. *XXI Encontro Nacional de Engenharia de Produção-2001, Salvador*.

Sablatnig, R. and Hansen, C. (1995). Machine vision for automatic calibration of analog display instruments. In *IS&T/SPIE's Symposium on Electronic Imaging: Science & Technology*, pages 356–366. International Society for Optics and Photonics.

Santhanam, S., Balisavira, V., and Pandey, V. K. (2013). Real-time obstacle detection by road plane segmentation. In *2013 IEEE 9th International Colloquium on Signal Processing and its Applications*, pages 151–154.

Santos, G. and José Barbosa, R. (2007). Planejamento estratégico da produção. *REVISTA CIENTÍFICA ELETÔNICA DE ADMINISTRAÇÃO - Ano VII – Número 12 – Junho de 2007 – Periódicos Semestral*, 0(0):0.

Schanda, J. (2007). *Colorimetry: understanding the CIE system*. John Wiley & Sons.

Senai, S. (2015). *Fundamentos de instrumentação: pressão/nível/vazão/temperatura*. Automação. SENAI-SP Editora.

Shah, R., Srivastava, V., and Narayanan, P. J. (2015). Geometry-aware feature matching for structure from motion applications. In *2015 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision*, pages 278–285.

Shapiro, V., Gluhchev, G., and Dimov, D. (2006). Towards a multinational car license plate recognition system. *Machine Vision and Applications*, 17(3):173–183.

Shirmohammadi, S. and Ferrero, A. (2014). Camera as the instrument: the rising trend of vision based measurement. *Instrumentation & Measurement Magazine, IEEE*, 17(3):41–47.

Shrouf, F., Ordieres, J., and Miragliotta, G. (2014). Smart factories in industry 4.0: A review of the concept and of energy management approached in production based on the

internet of things paradigm. In *Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), 2014 IEEE International Conference on*, pages 697–701. IEEE.

Solind (2017). Solind. <http://www.solucoesindustriais.com.br/empresa/automatizacao-e-robotica/chp-central-hidraulica-pneumatica-ltda-/produtos/instrumentacao/visor-de-nivel>.

Souza, A. V. d. et al. (2014). Desenvolvimento de um sensor crômico para monitoramento indireto de temperatura.

Spinola, M. and Pessoa, M. (2014). *Introdução à Automação*. Elsevier Brasil.

Stork, A. (2015). Visual computing challenges of advanced manufacturing and industrie 4.0 [guest editors' introduction]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 35(2):21–25.

Sun, D.-W. (2011). *Computer vision technology for food quality evaluation*. Academic Press.

Sá, C. S. d. A. (2015). Desenvolvimento de um material têxtil termosensível com micro/nanocápsulas imobilizadas em fibras regeneradas.

Tong, L., Wang, J., Li, S., Xiao, K., and Peng, Q. (2015). Classified image enhancement method based on histogram characteristics in ycbcr color space. *COMPUTER MODELLING & NEW TECHNOLOGIES*, 19(5A):14–20.

Tregenza, P. and Loe, D. (2015). *Projeto de Iluminação - 2ed.*. Bookman Editora.

VIM, ISO, I., Filipe, E., Pellegrino, O., Baratto, A. C., de Oliveira, S. P., and Mendoza, V. M. L. (2012). (vim 2012) vocabulário internacional de metrologia–conceitos fundamentais e gerais e termos associados.

Virendra, Shete, V., and Ukunde, N. (2016). Intelligent embedded video monitoring system for home surveillance. In *2016 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*, volume 1, pages 1–4.

Xie, M., Wu, J., Zhang, L., and Li, C. (2009). A novel boiler flame image segmentation and tracking algorithm based on ycbcr color space. In *2009 International Conference on Information and Automation*, pages 138–143.

Xu, Y., Yu, H., Zhong, J., Lin, T., and Chen, S. (2012). Real-time seam tracking control technology during welding robot gtaw process based on passive vision sensor. *Journal of Materials Processing Technology*, 212(8):1654–1662.

Yujie, Z., Yun, L., and Yuanyuan, Z. (2011). The design of boiler combustion diagnostic methods and real-time system. In *Electronic Measurement & Instruments (ICEMI), 2011 10th International Conference on*, volume 4, pages 304–307. IEEE.

Zhao, F., Xie, X., and Roach, M. (2015). Computer vision techniques for transcatheter intervention. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, 3:1–31.

Zhou, K., Liu, T., and Zhou, L. (2015). Industry 4.0: Towards future industrial opportunities and challenges. In *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD), 2015 12th International Conference on*, pages 2147–2152.



## 7 APÊNDICES

### 7.1 APÊNDICE A

Tabela 4: Referência e resposta de 9 Sensores Visuais de Temperatura, para os 3 níveis de iluminância predeterminados.

Referência	SVT11	SVT21	SVT31	SVT12	SVT22	SVT32	SVT13	SVT23	SVT33
<b>70,00</b>	74,94	75,12	75,97	74,04	73,71	73,69	76,93	77,31	77,65
<b>71,00</b>	75,49	75,47	76,34	74,85	73,63	73,92	77,37	77,31	79,10
<b>72,00</b>	75,98	76,53	77,45	75,31	74,60	74,05	77,67	77,67	79,09
<b>73,00</b>	76,62	76,77	77,44	75,80	74,67	75,08	78,24	77,99	79,34
<b>74,00</b>	78,03	78,08	78,81	76,13	76,18	75,16	79,01	78,75	81,02
<b>75,00</b>	78,28	79,29	79,09	77,05	77,12	76,51	79,50	79,39	81,29
<b>76,00</b>	79,10	79,97	79,88	78,22	77,80	77,15	80,20	79,91	81,74
<b>77,00</b>	79,30	80,60	80,70	79,09	78,63	78,25	80,59	81,14	82,62
<b>78,00</b>	80,50	81,38	81,13	80,39	79,34	79,00	81,15	81,28	83,29
<b>79,00</b>	81,45	81,43	81,70	80,96	80,24	80,12	82,60	82,75	84,95
<b>80,00</b>	82,53	82,17	81,89	82,01	80,98	81,51	83,10	83,34	85,20
<b>81,00</b>	83,40	82,89	83,15	82,88	81,67	81,85	84,19	84,30	86,44
<b>82,00</b>	83,23	84,11	84,47	83,66	82,34	83,08	84,54	85,18	86,82
<b>83,00</b>	84,50	85,67	85,94	84,73	83,15	83,15	85,30	85,99	87,65
<b>84,00</b>	85,27	85,95	86,84	85,17	84,33	84,05	86,32	87,08	88,30
<b>85,00</b>	85,89	86,27	88,25	86,04	85,32	85,13	86,84	87,30	89,62
<b>86,00</b>	88,05	87,58	87,81	87,36	86,97	86,44	87,35	88,51	90,46
<b>87,00</b>	88,28	88,40	89,51	87,98	87,20	87,35	89,07	89,53	91,20
<b>88,00</b>	89,64	89,50	90,79	88,97	88,62	88,60	90,12	90,07	91,47
<b>89,00</b>	89,74	91,00	91,57	89,92	90,21	89,28	90,64	91,17	92,59
<b>90,00</b>	91,01	91,05	92,31	91,01	91,21	90,14	92,28	91,96	94,17
<b>91,00</b>	91,76	92,25	93,59	91,81	92,25	91,38	93,26	93,33	94,53
<b>92,00</b>	93,20	93,51	94,61	93,42	93,25	92,23	93,88	94,52	95,38
<b>93,00</b>	94,19	94,62	96,00	94,37	94,04	93,40	95,06	95,32	96,29
<b>94,00</b>	95,34	96,08	96,91	95,55	94,46	94,14	96,50	96,97	97,58
<b>95,00</b>	96,67	97,12	97,82	96,56	95,62	95,41	97,55	97,41	98,14

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 5: Média dos Sensores Visuais de Temperatura e erro sistemático.

<b>Referência</b>	<b>Média dos SVT</b>	<b>Erro Sistemático</b>
70	75,48	5,48
71	75,94	4,94
72	76,48	4,48
73	76,88	3,88
74	77,91	3,91
75	78,61	3,61
76	79,33	3,33
77	80,10	3,10
78	80,83	2,83
79	81,80	2,80
80	82,52	2,52
81	83,42	2,42
82	84,16	2,16
83	85,12	2,12
84	85,92	1,92
85	86,74	1,74
86	87,84	1,84
87	88,72	1,72
88	89,75	1,75
89	90,68	1,68
90	91,68	1,68
91	92,68	1,68
92	93,78	1,78
93	94,81	1,81
94	95,95	1,95
95	96,92	1,92

---

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 6: Referência e respostas corrigidas de 9 Sensores Visuais de Temperatura, para os 3 níveis de iluminância predeterminados.

<b>Referência</b>	<b>SVT11</b>	<b>SVT21</b>	<b>SVT31</b>	<b>SVT12</b>	<b>STV22</b>	<b>SVT32</b>	<b>SVT13</b>	<b>SVT23</b>	<b>SVT33</b>
<b>70,00</b>	70,00	70,08	71,48	68,49	68,11	67,55	72,73	73,12	73,94
<b>71,00</b>	70,70	71,17	71,91	69,94	68,28	68,32	73,05	73,47	75,42
<b>72,00</b>	71,46	71,83	73,22	70,27	68,69	68,94	73,78	73,88	75,64
<b>73,00</b>	72,63	72,52	73,41	71,40	69,88	70,07	74,69	74,52	76,04
<b>74,00</b>	74,43	74,11	75,30	71,93	71,54	70,36	75,76	75,38	78,00
<b>75,00</b>	74,97	76,01	75,70	73,09	73,12	72,21	76,25	76,57	78,47
<b>76,00</b>	76,01	76,45	76,79	74,73	73,66	73,10	77,19	76,96	79,02
<b>77,00</b>	76,31	77,72	77,87	75,83	75,09	74,69	77,38	78,31	80,00
<b>78,00</b>	77,47	78,61	78,65	77,39	75,88	75,44	78,54	78,46	81,05
<b>79,00</b>	78,94	79,22	79,06	78,47	77,29	77,03	80,07	80,27	82,80
<b>80,00</b>	80,18	79,71	79,52	79,35	77,92	78,53	80,84	81,36	83,45
<b>81,00</b>	80,61	80,69	81,20	80,65	79,30	79,27	82,17	82,25	84,73
<b>82,00</b>	81,10	81,96	82,14	81,59	80,01	80,63	82,57	83,28	85,09
<b>83,00</b>	82,44	83,84	84,15	82,65	80,93	81,14	83,47	84,12	86,07
<b>84,00</b>	83,45	84,37	85,34	83,37	81,82	82,02	84,65	85,42	86,70
<b>85,00</b>	84,18	84,55	86,10	84,32	82,64	83,55	85,20	85,75	87,98
<b>86,00</b>	85,99	86,17	86,42	85,57	83,16	84,71	86,05	87,01	89,00
<b>87,00</b>	86,75	87,07	88,02	86,52	85,19	85,85	87,62	87,86	90,01
<b>88,00</b>	87,94	87,93	88,91	87,54	85,72	86,08	88,72	88,77	90,02
<b>89,00</b>	88,41	89,60	89,93	88,91	87,37	87,37	89,53	89,82	91,14
<b>90,00</b>	89,82	89,74	90,66	89,66	87,37	88,39	90,81	90,60	92,58
<b>91,00</b>	90,38	90,72	91,97	90,34	88,35	89,00	91,67	91,81	92,99
<b>92,00</b>	91,62	92,01	92,82	91,81	89,31	90,41	92,25	92,94	93,85
<b>93,00</b>	92,57	93,01	93,97	92,78	90,55	91,30	93,39	93,59	94,66
<b>94,00</b>	93,60	94,24	94,94	94,01	92,02	92,59	94,71	94,98	95,51
<b>95,00</b>	94,71	95,02	95,68	94,72	92,88	93,83	95,49	95,38	95,98

FONTE: O Autor (2017).

## 7.2 APÊNDICE B

Tabela 7: Dados coletados: Sensor Real de Referência e seis Sensores Visuais de Nível ajustados para o nível de iluminância 1. Os valores contidos na Tabela estão em percentual de nível.

<b>SR</b>	<b>SVN11</b>	<b>SVN11</b>	<b>SVN21</b>	<b>SVN21</b>	<b>SVN31</b>	<b>SVN31</b>
<b>Referência</b>	<b>Subida</b>	<b>Descida</b>	<b>Subida</b>	<b>Descida</b>	<b>Subida</b>	<b>Descida</b>
<b>0</b>	0,24	0,79	0,85	0,84	0,12	0,86
<b>10</b>	11,56	10,27	11,49	10,58	11,27	10,52
<b>20</b>	21,21	20,09	20,83	20,04	21,16	20,24
<b>30</b>	30,18	30,11	30,72	30,29	30,93	30,06
<b>40</b>	40,62	40,15	40,55	40,10	40,96	40,04
<b>50</b>	50,50	50,17	50,74	50,07	50,71	50,08
<b>60</b>	60,44	60,37	60,38	60,01	60,81	60,51
<b>70</b>	70,44	70,29	70,26	70,00	70,64	70,15
<b>80</b>	80,30	80,24	80,54	80,09	80,29	80,53
<b>90</b>	90,41	90,62	90,54	90,60	90,65	90,31
<b>100</b>	100,02	100,02	100,24	100,24	100,30	100,30

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 8: Dados coletados: Sensor Real de Referência e seis Sensores Visuais de Nível ajustados para o nível de iluminância 2. Os valores contidos na Tabela estão em percentual de nível.

<b>SR</b>	<b>SVN12</b>	<b>SVN12</b>	<b>SVN22</b>	<b>SVN22</b>	<b>SVN32</b>	<b>SVN32</b>
<b>Referência</b>	<b>Subida</b>	<b>Descida</b>	<b>Subida</b>	<b>Descida</b>	<b>Subida</b>	<b>Descida</b>
<b>0</b>	0,65	0,73	0,36	0,54	0,48	0,83
<b>10</b>	11,21	10,27	10,60	10,08	11,08	10,39
<b>20</b>	20,68	20,12	20,36	20,13	20,67	20,14
<b>30</b>	30,44	30,07	30,20	30,24	30,44	30,38
<b>40</b>	40,38	40,20	40,22	40,07	40,52	40,32
<b>50</b>	50,15	50,29	50,18	50,19	50,22	50,21
<b>60</b>	60,22	60,39	60,11	60,26	60,26	60,26
<b>70</b>	70,36	70,24	70,19	70,27	70,53	70,09
<b>80</b>	80,45	80,39	80,30	80,18	80,55	80,17
<b>90</b>	90,45	90,45	90,40	90,35	90,65	90,43
<b>100</b>	100,31	100,31	100,05	100,05	100,05	100,05

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 9: Dados coletados: Sensor Real de Referência e seis Sensores Visuais de Nível ajustados para o nível de iluminância 3. Os valores contidos na Tabela estão em percentual de nível.

<b>SR</b>	<b>SVN42</b>	<b>SVN42</b>	<b>SVN52</b>	<b>SVN52</b>	<b>SVN61</b>	<b>SVN61</b>
<b>Referência</b>	<b>Subida</b>	<b>Descida</b>	<b>Subida</b>	<b>Descida</b>	<b>Subida</b>	<b>Descida</b>
<b>0</b>	0,36	0,76	0,48	0,54	0,12	0,82
<b>10</b>	11,08	10,43	11,45	10,07	11,34	10,49
<b>20</b>	20,89	20,22	20,83	20,20	21,16	20,30
<b>30</b>	30,51	30,41	30,82	30,37	31,09	30,31
<b>40</b>	40,37	40,17	40,48	40,52	40,92	40,10
<b>50</b>	50,30	50,50	50,64	50,09	50,81	50,06
<b>60</b>	60,56	60,16	60,49	60,62	60,76	60,28
<b>70</b>	70,33	70,30	70,62	70,41	70,69	70,19
<b>80</b>	80,41	80,09	80,50	80,47	80,58	80,36
<b>90</b>	90,53	90,24	90,42	90,55	90,50	90,21
<b>100</b>	100,40	100,40	100,29	100,29	100,48	100,48

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 10: Dados coletados: Sensor Real de Referência e seis Sensores Visuais de Temperatura ajustados para o nível de iluminância 1

<b>Referência</b>	<b>SVT11</b>	<b>SVT21</b>	<b>SVT31</b>	<b>SVT41</b>	<b>SVT51</b>	<b>SVT61</b>
<b>70</b>	66,51	65,54	69,82	70,96	70,82	69,85
<b>71</b>	66,95	66,77	70,86	71,98	71,96	69,92
<b>72</b>	68,81	68,23	71,55	73,47	72,83	71,63
<b>73</b>	70,71	68,71	72,86	75,02	73,80	72,21
<b>74</b>	70,97	70,23	72,65	75,32	73,92	73,23
<b>75</b>	72,69	71,11	74,93	76,56	76,17	74,72
<b>76</b>	73,80	72,52	75,92	78,13	76,92	75,47
<b>77</b>	74,22	73,59	76,86	79,00	77,92	76,74
<b>78</b>	74,83	74,83	77,02	79,53	78,65	77,64
<b>79</b>	77,43	76,32	79,72	81,91	80,45	79,44
<b>80</b>	78,67	77,64	80,06	82,06	81,22	80,79
<b>81</b>	80,84	79,90	83,15	84,52	83,82	82,68
<b>82</b>	81,97	80,78	84,26	85,54	84,34	84,30
<b>83</b>	82,57	81,62	84,46	86,08	84,57	84,75
<b>84</b>	84,69	83,84	86,37	88,05	86,77	86,36
<b>85</b>	85,56	84,76	87,10	89,08	87,50	87,08
<b>86</b>	86,98	85,64	87,18	89,32	87,95	87,59
<b>87</b>	87,88	87,45	89,52	91,02	89,53	89,11
<b>88</b>	88,92	88,02	90,47	92,00	90,21	90,15
<b>89</b>	90,64	89,37	91,52	92,96	91,34	91,25
<b>90</b>	91,51	91,11	93,12	94,24	92,58	92,48
<b>91</b>	92,18	91,62	93,24	94,66	93,22	94,05
<b>92</b>	93,53	92,69	94,18	95,58	94,53	94,06
<b>93</b>	94,80	94,91	95,47	96,45	94,51	94,93
<b>94</b>	95,56	94,95	96,12	97,46	95,89	96,02
<b>95</b>	96,64	95,73	97,07	98,16	97,36	97,50

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 11: Dados coletados: Sensor Real de Referência e seis Sensores Visuais de Temperatura ajustados para o nível de iluminância 2

<b>Referência</b>	<b>SVT12</b>	<b>SVT22</b>	<b>SVT32</b>	<b>SVT42</b>	<b>SVT52</b>	<b>SVT62</b>
<b>70</b>	63,60	62,81	65,32	66,50	67,74	70,47
<b>71</b>	65,68	64,23	66,58	67,98	68,77	71,40
<b>72</b>	67,56	65,69	67,56	68,62	69,90	72,79
<b>73</b>	69,28	67,27	68,90	70,52	71,31	73,77
<b>74</b>	71,29	68,90	69,88	71,33	72,16	74,61
<b>75</b>	73,55	71,43	70,11	72,13	72,61	75,00
<b>76</b>	74,37	72,44	72,07	74,06	74,39	76,69
<b>77</b>	75,10	73,06	74,07	75,85	76,13	78,61
<b>78</b>	77,10	74,80	74,82	76,49	77,21	79,50
<b>79</b>	78,94	76,96	75,82	77,31	77,65	80,22
<b>80</b>	79,61	77,66	77,22	79,04	79,85	82,56
<b>81</b>	81,59	79,40	78,37	79,59	80,31	83,33
<b>82</b>	82,97	80,74	79,98	80,38	81,05	84,22
<b>83</b>	84,69	82,53	81,84	81,46	82,26	84,98
<b>84</b>	85,27	83,39	82,70	82,89	83,61	86,37
<b>85</b>	86,41	84,52	84,13	84,21	84,89	87,52
<b>86</b>	86,86	85,08	84,58	85,98	86,09	88,83
<b>87</b>	87,51	85,85	85,53	86,86	87,33	89,91
<b>88</b>	88,87	87,49	87,15	87,65	88,22	90,36
<b>89</b>	89,57	87,79	87,60	88,92	89,50	91,56
<b>90</b>	90,16	88,82	88,96	90,37	90,67	92,62
<b>91</b>	91,26	89,95	89,90	91,10	91,53	93,51
<b>92</b>	91,82	90,90	91,26	92,65	92,85	94,38
<b>93</b>	92,62	91,76	91,90	93,31	93,53	95,46
<b>94</b>	93,35	92,74	92,86	94,38	94,62	96,27
<b>95</b>	94,28	93,64	93,97	95,38	95,55	96,84

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 12: Dados coletados: Sensor Real de Referência e seis Sensores Visuais de Temperatura ajustados para o nível de iluminância 3

<b>Referência</b>	<b>SVT13</b>	<b>SVT23</b>	<b>SVT33</b>	<b>SVT43</b>	<b>SVT53</b>	<b>SVT63</b>
<b>70</b>	67,46	69,18	69,14	69,96	72,22	73,86
<b>71</b>	68,22	69,64	70,07	71,14	72,94	74,89
<b>72</b>	68,43	69,98	70,27	71,48	73,18	75,16
<b>73</b>	69,62	71,30	71,60	72,35	74,38	76,41
<b>74</b>	70,86	72,93	72,97	73,75	75,63	77,86
<b>75</b>	71,77	73,67	73,88	74,95	76,88	78,86
<b>76</b>	72,94	74,65	74,65	75,72	77,42	79,80
<b>77</b>	73,38	75,47	75,55	76,76	78,56	80,24
<b>78</b>	74,34	76,21	76,20	77,77	79,24	81,50
<b>79</b>	76,23	78,07	77,80	79,25	81,41	83,25
<b>80</b>	77,04	78,87	78,69	79,63	81,71	83,85
<b>81</b>	78,23	80,30	80,00	81,43	82,91	84,62
<b>82</b>	80,18	80,94	80,96	82,24	83,73	85,72
<b>83</b>	81,19	82,60	82,42	83,39	85,04	86,57
<b>84</b>	82,47	83,32	83,20	84,25	86,06	87,72
<b>85</b>	83,26	85,27	85,07	86,18	87,67	89,39
<b>86</b>	84,61	85,94	85,86	87,07	88,26	90,06
<b>87</b>	86,12	86,63	86,36	87,36	88,74	90,60
<b>88</b>	87,31	87,71	87,59	88,91	89,63	91,21
<b>89</b>	88,21	88,99	88,76	89,72	91,09	92,40
<b>90</b>	89,21	89,74	89,76	90,88	91,95	93,47
<b>91</b>	90,67	90,78	90,35	91,41	92,66	93,77
<b>92</b>	91,56	91,65	91,47	92,72	94,01	95,43
<b>93</b>	92,61	92,30	92,27	93,45	94,50	95,77
<b>94</b>	93,62	93,19	93,12	94,28	95,13	96,35
<b>95</b>	94,21	94,53	94,43	95,50	96,10	97,31

FONTE: O Autor (2017).





### 7.3 APÊNDICE C

Tabela 14: Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Temperatura para todos os níveis de iluminância.

<b>Referência</b>	<b>Média</b>	<b>Erro Sistemático</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>Erro Aleatório</b>
<b>70</b>	68,43	-1,57	2,96	6,25
<b>71</b>	69,44	-1,56	2,78	5,86
<b>72</b>	70,40	-1,60	2,53	5,33
<b>73</b>	71,67	-1,33	2,43	5,12
<b>74</b>	72,69	-1,31	2,27	4,79
<b>75</b>	73,95	-1,05	2,29	4,83
<b>76</b>	75,11	-0,89	2,11	4,44
<b>77</b>	76,17	-0,83	2,10	4,43
<b>78</b>	77,09	-0,91	2,02	4,26
<b>79</b>	78,79	-0,21	2,09	4,42
<b>80</b>	79,79	-0,21	1,93	4,07
<b>81</b>	81,39	0,39	2,03	4,28
<b>82</b>	82,46	0,46	1,93	4,08
<b>83</b>	83,50	0,50	1,66	3,50
<b>84</b>	84,85	0,85	1,80	3,79
<b>85</b>	86,09	1,09	1,74	3,67
<b>86</b>	86,88	0,88	1,57	3,32
<b>87</b>	87,96	0,96	1,67	3,53
<b>88</b>	88,99	0,99	1,47	3,10
<b>89</b>	90,07	1,07	1,58	3,34
<b>90</b>	91,20	1,20	1,63	3,44
<b>91</b>	91,99	0,99	1,47	3,11
<b>92</b>	93,07	1,07	1,45	3,07
<b>93</b>	93,92	0,92	1,46	3,08
<b>94</b>	94,77	0,77	1,42	2,99
<b>95</b>	95,79	0,79	1,40	2,95

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 15: Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Temperatura para o nível 1 de iluminância.

<b>Referência</b>	<b>Média</b>	<b>Erro Sistemático</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>Erro Aleatório</b>
<b>70</b>	68,92	-1,08	2,31	5,94
<b>71</b>	69,74	-1,26	2,36	6,06
<b>72</b>	71,09	-0,91	2,13	5,46
<b>73</b>	72,22	-0,78	2,25	5,78
<b>74</b>	72,72	-1,28	1,88	4,84
<b>75</b>	74,36	-0,64	2,09	5,38
<b>76</b>	75,46	-0,54	2,04	5,25
<b>77</b>	76,39	-0,61	2,10	5,39
<b>78</b>	77,08	-0,92	1,95	5,00
<b>79</b>	79,21	0,21	2,04	5,23
<b>80</b>	80,07	0,07	1,65	4,25
<b>81</b>	82,48	1,48	1,78	4,56
<b>82</b>	83,53	1,53	1,78	4,58
<b>83</b>	84,01	1,01	1,62	4,17
<b>84</b>	86,01	2,01	1,51	3,88
<b>85</b>	86,84	1,84	1,52	3,90
<b>86</b>	87,44	1,44	1,21	3,12
<b>87</b>	89,09	2,09	1,28	3,30
<b>88</b>	89,96	1,96	1,37	3,52
<b>89</b>	91,18	2,18	1,17	3,02
<b>90</b>	92,51	2,51	1,12	2,89
<b>91</b>	93,16	2,16	1,13	2,90
<b>92</b>	94,10	2,10	0,97	2,49
<b>93</b>	95,18	2,18	0,70	1,80
<b>94</b>	96,00	2,00	0,83	2,14
<b>95</b>	97,08	2,08	0,83	2,13

---

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 16: Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Temperatura para o nível 2 de iluminância.

<b>Referência</b>	<b>Média</b>	<b>Erro Sistemático</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>Erro Aleatório</b>
<b>70</b>	66,07	-3,93	2,82	7,24
<b>71</b>	67,44	-3,56	2,53	6,49
<b>72</b>	68,69	-3,31	2,44	6,28
<b>73</b>	70,18	-2,82	2,24	5,76
<b>74</b>	71,36	-2,64	1,97	5,07
<b>75</b>	72,47	-2,53	1,69	4,35
<b>76</b>	74,00	-2,00	1,65	4,25
<b>77</b>	75,47	-1,53	1,91	4,92
<b>78</b>	76,65	-1,35	1,76	4,52
<b>79</b>	77,81	-1,19	1,55	3,99
<b>80</b>	79,32	-0,68	1,90	4,90
<b>81</b>	80,43	-0,57	1,78	4,56
<b>82</b>	81,56	-0,44	1,67	4,29
<b>83</b>	82,96	-0,04	1,50	3,86
<b>84</b>	84,04	0,04	1,46	3,75
<b>85</b>	85,28	0,28	1,38	3,54
<b>86</b>	86,24	0,24	1,50	3,86
<b>87</b>	87,17	0,17	1,56	4,01
<b>88</b>	88,29	0,29	1,18	3,03
<b>89</b>	89,16	0,16	1,44	3,71
<b>90</b>	90,27	0,27	1,38	3,55
<b>91</b>	91,21	0,21	1,32	3,39
<b>92</b>	92,31	0,31	1,27	3,26
<b>93</b>	93,10	0,10	1,36	3,50
<b>94</b>	94,04	0,04	1,34	3,45
<b>95</b>	94,94	-0,06	1,20	3,09

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 17: Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Temperatura para o nível 3 de iluminância.

<b>Referência</b>	<b>Média</b>	<b>Erro Sistemático</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>Erro Aleatório</b>
<b>70</b>	70,30	0,30	2,33	5,99
<b>71</b>	71,15	0,15	2,42	6,21
<b>72</b>	71,42	-0,58	2,43	6,23
<b>73</b>	72,61	-0,39	2,42	6,22
<b>74</b>	74,00	0,00	2,43	6,26
<b>75</b>	75,00	0,00	2,53	6,49
<b>76</b>	75,86	-0,14	2,42	6,23
<b>77</b>	76,66	-0,34	2,44	6,28
<b>78</b>	77,54	-0,46	2,55	6,55
<b>79</b>	79,33	0,33	2,58	6,63
<b>80</b>	79,97	-0,03	2,43	6,25
<b>81</b>	81,25	0,25	2,27	5,83
<b>82</b>	82,30	0,30	2,09	5,38
<b>83</b>	83,54	0,54	1,96	5,02
<b>84</b>	84,51	0,51	2,00	5,15
<b>85</b>	86,14	1,14	2,15	5,52
<b>86</b>	86,97	0,97	1,95	5,02
<b>87</b>	87,64	0,64	1,73	4,46
<b>88</b>	88,72	0,72	1,51	3,87
<b>89</b>	89,86	0,86	1,59	4,09
<b>90</b>	90,84	0,84	1,63	4,18
<b>91</b>	91,61	0,61	1,34	3,44
<b>92</b>	92,81	0,81	1,61	4,15
<b>93</b>	93,48	0,48	1,41	3,62
<b>94</b>	94,28	0,28	1,26	3,24
<b>95</b>	95,35	0,35	1,20	3,09

---

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 18: Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Nível para todos os níveis de iluminância.

<b>Referência</b> [%]	<b>Média</b> [%]	<b>Erro Sistemático</b> [%]	<b>Desvio Padrão</b> [%]	<b>Erro Aleatório</b> [%]
<b>0</b>	0,52	0,52	0,30	0,63
<b>10</b>	10,71	0,71	0,54	1,15
<b>20</b>	20,46	0,46	0,42	0,89
<b>30</b>	30,38	0,38	0,31	0,65
<b>40</b>	40,33	0,33	0,28	0,60
<b>50</b>	50,29	0,29	0,26	0,55
<b>60</b>	60,34	0,34	0,24	0,50
<b>70</b>	70,30	0,30	0,21	0,44
<b>80</b>	80,32	0,32	0,19	0,39
<b>90</b>	90,42	0,42	0,19	0,40
<b>100</b>	100,21	0,21	0,17	0,35

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 19: Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Nível para o nível 1 de iluminância.

<b>Referência</b> [%]	<b>Média</b> [%]	<b>Erro Sistemático</b> [%]	<b>Desvio Padrão</b> [%]	<b>Erro Aleatório</b> [%]
<b>0</b>	0,61	0,61	0,34	0,88
<b>10</b>	10,95	0,95	0,56	1,44
<b>20</b>	20,59	0,59	0,54	1,38
<b>30</b>	30,38	0,38	0,36	0,92
<b>40</b>	40,40	0,40	0,36	0,94
<b>50</b>	50,38	0,38	0,31	0,80
<b>60</b>	60,42	0,42	0,26	0,66
<b>70</b>	70,30	0,30	0,22	0,57
<b>80</b>	80,33	0,33	0,17	0,45
<b>90</b>	90,52	0,52	0,14	0,35
<b>100</b>	100,19	0,19	0,13	0,34

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 20: Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Nível para o nível 2 de iluminância.

<b>Referência</b>	<b>Média</b>	<b>Erro Sistemático</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>Erro Aleatório</b>
<b>[%]</b>	<b>[%]</b>	<b>[%]</b>	<b>[%]</b>	<b>[%]</b>
<b>0</b>	0,60	0,60	0,17	0,44
<b>10</b>	10,65	0,65	0,51	1,32
<b>20</b>	20,44	0,44	0,36	0,94
<b>30</b>	30,41	0,41	0,29	0,74
<b>40</b>	40,33	0,33	0,25	0,64
<b>50</b>	50,28	0,28	0,23	0,60
<b>60</b>	60,34	0,34	0,22	0,56
<b>70</b>	70,32	0,32	0,20	0,52
<b>80</b>	80,34	0,34	0,18	0,47
<b>90</b>	90,40	0,40	0,17	0,43
<b>100</b>	100,24	0,24	0,18	0,46

FONTE: O Autor (2017).

Tabela 21: Erros Sistemáticos e Aleatórios do Sensor Visual de Nível para o nível 3 de iluminância.

<b>Referência</b>	<b>Média</b>	<b>Erro Sistemático</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>Erro Aleatório</b>
<b>[%]</b>	<b>[%]</b>	<b>[%]</b>	<b>[%]</b>	<b>[%]</b>
<b>0</b>	0,51	0,51	0,26	0,67
<b>10</b>	10,81	0,81	0,56	1,44
<b>20</b>	20,60	0,60	0,41	1,05
<b>30</b>	30,58	0,58	0,31	0,79
<b>40</b>	40,43	0,43	0,29	0,76
<b>50</b>	50,40	0,40	0,30	0,77
<b>60</b>	60,48	0,48	0,22	0,57
<b>70</b>	70,42	0,42	0,20	0,50
<b>80</b>	80,40	0,40	0,17	0,44
<b>90</b>	90,41	0,41	0,15	0,38
<b>100</b>	100,39	0,39	0,08	0,22

FONTE: O Autor (2017).

## 7.4 APÊNDICE D



Referência [°C]	Média [°C]	Erro Sistemático [°C]	Desvio Padrão [°C]	Erro Aleatório [°C]	Incerteza-Padrão			Incerteza Combinada (uc) [°C]	Graus de Liberdade Efetivos (Vef)	Fator de Abrangência (k) [°C]	Incerteza Expandida (U) [°C]
					Tipo A (u1)	Tipo B (u2)	Tipo B (u3)				
					Desvio Padrão da Média (Repetitividade) [°C]	Incerteza de Exatidão (IE) [°C]	Incerteza de Resolução do Padrão (IR) [°C]				
70	68,43	-1,57	2,96	6,25	0,70	0,16	0,0018	0,72	18,83	2,09	1,5
71	69,44	-1,56	2,78	5,86	0,65	0,16	0,0018	0,67	19,12	2,09	1,4
72	70,40	-1,60	2,53	5,33	0,60	0,16	0,0018	0,62	19,61	2,09	1,3
73	71,67	-1,33	2,43	5,12	0,57	0,16	0,0018	0,60	19,87	2,09	1,2
74	72,69	-1,31	2,27	4,79	0,54	0,16	0,0018	0,56	20,34	2,08	1,2
75	73,95	-1,05	2,29	4,83	0,54	0,17	0,0018	0,56	20,34	2,08	1,2
76	75,11	-0,89	2,11	4,44	0,50	0,17	0,0018	0,52	21,01	2,07	1,1
77	76,17	-0,83	2,10	4,43	0,49	0,17	0,0018	0,52	21,10	2,07	1,1
78	77,09	-0,91	2,02	4,26	0,48	0,17	0,0018	0,50	21,51	2,07	1,0
79	78,79	-0,21	2,09	4,42	0,49	0,17	0,0018	0,52	21,22	2,07	1,1
80	79,79	-0,21	1,93	4,07	0,46	0,17	0,0018	0,49	22,07	2,07	1,0
81	81,39	0,39	2,03	4,28	0,48	0,17	0,0018	0,51	21,62	2,07	1,1
82	82,46	0,46	1,93	4,08	0,46	0,17	0,0018	0,49	22,19	2,07	1,0
83	83,50	0,50	1,66	3,50	0,39	0,17	0,0018	0,43	24,30	2,06	0,9
84	84,85	0,85	1,80	3,79	0,42	0,17	0,0018	0,46	23,22	2,06	0,9
85	86,09	1,09	1,74	3,67	0,41	0,18	0,0018	0,45	23,76	2,06	0,9
86	86,88	0,88	1,57	3,32	0,37	0,18	0,0018	0,41	25,51	2,06	0,8
87	87,96	0,96	1,67	3,53	0,39	0,18	0,0018	0,43	24,55	2,06	0,9
88	88,99	0,99	1,47	3,10	0,35	0,18	0,0018	0,39	27,15	2,05	0,8
89	90,07	1,07	1,58	3,34	0,37	0,18	0,0018	0,41	25,73	2,06	0,9
90	91,20	1,20	1,63	3,44	0,38	0,18	0,0018	0,42	25,25	2,06	0,9
91	91,99	0,99	1,47	3,11	0,35	0,18	0,0018	0,39	27,52	2,05	0,8
92	93,07	1,07	1,45	3,07	0,34	0,18	0,0018	0,39	27,95	2,05	0,8
93	93,92	0,92	1,46	3,08	0,34	0,18	0,0018	0,39	27,95	2,05	0,8
94	94,77	0,77	1,42	2,99	0,33	0,18	0,0018	0,38	28,87	2,05	0,8
95	95,79	0,79	1,40	2,95	0,33	0,19	0,0018	0,38	29,37	2,04	0,8

Figura 31: Memorial de cálculo das incertezas do Sensor Visual de Temperatura.  
 FONTE: O Autor (2017).

Referência [%]	Média [%]	Erro Sistemático [%]	Desvio Padrão [%]	Erro Aleatório [%]	Incerteza-Padrão				Incerteza Combinada (uc) [%]	Graus de Liberdade Efetivos (Vef)	Fator de Abrangência (k) [%]	Incerteza Expandida (U) [%]
					Tipo A (u1)	Tipo B (u2)	Tipo B (u3)	Tipo B (u4)				
					Desvio Padrão da Média (Repetitividade) [%]	Histerese [%]	Incerteza de Exatidão (IE) [%]	Incerteza de Resolução do Padrão (IR) [%]				
0	0,58	0,58	0,25	0,54	0,06	0,10	0,04	0,0018	0,12	276,76	2,00	0,2
<b>10</b>	<b>10,79</b>	<b>0,79</b>	<b>0,51</b>	<b>1,09</b>	<b>0,12</b>	<b>0,26</b>	<b>0,04</b>	<b>0,0018</b>	<b>0,29</b>	<b>524,80</b>	<b>2,00</b>	<b>0,6</b>
20	20,52	0,52	0,41	0,87	0,10	0,20	0,04	0,0018	0,23	510,47	2,00	0,5
30	30,42	0,42	0,29	0,62	0,07	0,10	0,04	0,0018	0,13	184,44	2,00	0,3
40	40,37	0,37	0,28	0,58	0,06	0,11	0,04	0,0018	0,13	281,41	2,00	0,3
50	50,33	0,33	0,25	0,53	0,06	0,08	0,04	0,0018	0,11	189,43	2,00	0,2
60	60,38	0,38	0,22	0,46	0,05	0,04	0,04	0,0018	0,07	74,38	2,00	0,1
70	70,33	0,33	0,19	0,41	0,05	0,07	0,04	0,0018	0,09	261,45	2,00	0,2
80	80,36	0,36	0,16	0,33	0,04	0,04	0,04	0,0018	0,07	202,32	2,00	0,1
90	90,46	0,46	0,13	0,28	0,03	0,02	0,04	0,0018	0,05	165,09	2,00	0,1
100	100,24	0,24	0,16	0,34	0,04	0,00	0,04	0,0018	0,05	68,33	2,00	0,1

Figura 32: Memorial de cálculo das incertezas do Sensor Visual de Nível.

FONTE: O Autor (2017).

## 8 ANEXOS

### 8.1 ANEXO A - DOCUMENTAÇÃO DOS INSTRUMENTOS UTILIZADOS COMO PADRÃO SECUNDÁRIO


<b>smar</b>		<b>TT301 - CERTIFICADO DE VERIFICAÇÃO</b>	
<b>INFORMAÇÕES GERAIS</b>			
<b>Equip. nº Série:</b>	A79496	<b>O.S.:</b>	2014/01474
<b>Cliente:</b>	INSTRUMATIC MEDIÇÃO E CONTROLE LTDA - EPP		
<b>Modelo:</b>	TT301-12-10/BU/15/L3/P0/T4/Y3	<b>TAG:</b>	TIT-31
<b>Faixa de Entrada:</b>	0.0 a 100.0 ºC		
<b>Tipo Sensor:</b>	P1100 (IEC)		
<b>Tipo Conexão:</b>	3fios	<b>Versão Software:</b>	3.03
<b>DESCRIÇÃO</b>			
<b>TRANSMISSOR INTELIGENTE DE TEMPERATURA C/ CONTROLE PID INCORPORADO - HART</b>			
[ 1 ] INDICADOR LOCAL		COM INDICADOR LOCAL	
[ 2 ] SUPORTE DE FIXAÇÃO		COM SUPORTE EM AÇO INOX 316	
[ 1 ] AJUSTE DE ZERO E SPAN		COM AJUSTE LOCAL	
[ 0 ] CONEXÃO ELÉTRICA		1/2 - 14 NPT	
<b>OPÇÕES</b>			
[ T4 ] TIPO DE SENSOR		PT100 - IEC	
[ Y3 ] UNIDADE DO DISPLAY		1: TEMPERATURA (UNIDADE DE ENGENHARIA)	
[ BU ] BURN-OUT		FIM DE ESCALA	
[ I5 ] PLAQUETA DE IDENTIFICAÇÃO		CEPEL: EX-D, EX-IA	
[ L3 ] CONEXÃO DO SENSOR		3 FIOS	
[ P0 ] PINTURA		CINZA MUNSELL N 6,5	
<b>INFORMAÇÃO DA CALIBRAÇÃO</b>			
<b>Data de calibração:</b> 27/MAI/2014			
A Smar certifica que o TRANSMISSOR INTELIGENTE DE TEMPERATURA C/ CONTROLE PID INCORPORADO - HART foi inspecionado e testado antes de ser expedido. O produto foi ensaiado e testado de acordo com os procedimentos, usando equipamentos de teste e medição certificados, estando dentro dos requerimentos especificados nas suas publicações mecânicas, elétricas e características operacionais de performance.			
por: Jorge Luis Joaquim			
Serviço de Atendimento ao Cliente: sac@smar.com.br +55.16.3946-3509		Data de emissão: 31/AGO/2017	

Figura 33: Certificado de calibração do transmissor de temperatura.

FONTE: Extraído de SMA (2017).



## DATA SHEET

 DOC.: EA - FD - 2014/01474 - 1  
 REVISION A COMMERCIAL SHEET 3

HART INTELLIGENT TEMPERATURE TRANSMITTER						
<b>CUSTOMER INSTRUMENTATION MEDIÇÃO E CONTROLE LTDA - EPP</b>						
<b>MODEL</b>	TT301-12-10 . BU/H0/I5/L3/M0/P0/S0/T4/Y3/J0				<b>QTY.</b>	001
<b>REF.</b>	Transmissores		<b>TYPE FF</b>	PRODUTO COMPLETO PARA MONTAGEM MECÂNICA		
EQUIPMENT FEATURES						
[ TT301 ] - HART INTELLIGENT TEMPERATURE TRANSMITTER						
[ 1 ]	LOCAL INDICATOR				WITH DIGITAL INDICATOR	
[ 2 ]	MOUNTING BRACKET				316 SST BRACKET	
[ 1 ]	LOCAL ADJUSTMENT				WITH LOCAL ADJUSTMENT	
[ 0 ]	ELECTRICAL CONNECTION				1/2 - 14 NPT	
OTHER FEATURES						
[BU]	BURN-OUT				UPSCALE	
[H0]	HOUSING MATERIAL				ALUMINIUM (IP/TYP)	
[I5]	IDENTIFICATION PLATE				CEPEL: EX-D, EX-IA	
[L3]	SENSOR CONNECTION				3 WIRES	
[M0]	MEMORY CONFIGURATION				WITH PID (AVAILABLE AND DISABLED)	
[P0]	PAINING				GRAY MUNSELL N 6,5	
[S0]	STANDARD				SMAR	
[T4]	SENSOR TYPE				PT100 - IEC	
[Y3]	DISPLAY UNIT				1: TEMPERATURE (TEMPERATURE)	
[J0]	TAG PLATE				WITH TAG	
PROCESS DATA						
QT	RANGE			TAG	SERVICE	
	0%	100%	UN.			
1	0	100	oC	TIT-31	----	
Notes						
Sensor PT100						

REV.	DATE	BY	APPR. BY	REV.	DATE	BY	APPR. BY	REV.	DATE	BY	APPR. BY
0	09/APR/2014	FERNANDA.MICHEL	ROBERTO.GENARI	A	10/APR/2014	ALEXANDRE.ALVES	ALEXANDRE.ALVES				

OS:2014/01474 ITEM:009

Figura 34: Data sheet do transmissor de temperatura.

FONTE: Extraído de SMA (2017).

**smar****LD301 - CERTIFICADO DE CALIBRAÇÃO****INFORMAÇÕES GERAIS**

**Equip. nº Série:** U335172 **O.S.:** 2014/01474  
**Sensor nº Série:** U564931 **TAG:** LIT-31  
**Cliente:** INSTRUMATIC MEDIÇÃO E CONTROLE LTDA - EPP  
**Modelo:** LD301D-211-BU11-012/A1/I5/P0  
**Faixa de Entrada:** 0.0 a 527.0 mmH<sub>2</sub>O@20°C  
**Faixa de Saída:** 4 a 20 mA **Função de Saída:** Linear  
**Versão Software:** 7.00

**DESCRIÇÃO****TRANSMISSOR PRESSAO DIFERENCIAL COM CONTROLE PID INCORPORADO - HART**

[ 2 ] FAIXA	4,16 A 500 MBAR
[ 1 ] MATERIAL DO(S) DIAPRAGMA(S) E FLUIDO DE ENCHIMENTO	ACO INOX 316 L - OLEO SILICONE
[ I ] MATERIAL DO(S) FLANGES, ADAPTADOR(ES) E PURGA(S)	CF 8M / AÇO INOX 316
[ B ] MATERIAL DO(S) ANEL(IS) DE VEDACAO DA CELULA	BUNA N
[ U ] POSICAO DA PURGA	SUPERIOR
[ 1 ] INDICADOR LOCAL	COM INDICADOR DIGITAL
[ 1 ] CONEXAO AO PROCESSO	1/2 - 14 NPT (COM ADAPTADOR)
[ 0 ] CONEXAO ELETRICA	1/2 - 14 NPT
[ 1 ] AJUSTE DE ZERO E SPAN	COM AJUSTE LOCAL
[ 2 ] SUPORTE DE FIXACAO	PLANO, EM ACO INOX 316. ACESSORIOS: AI316

**OPÇÕES**

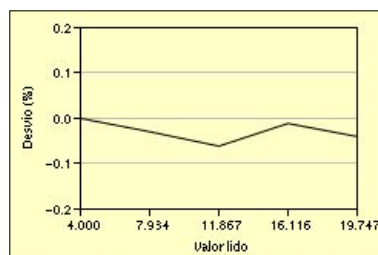
[ A1 ] MATERIAL DOS PARAFUSOS E PORCAS DA FLANGE/ADAPT.	EM ACO INOX 316
[ I5 ] PLAQUETA DE IDENTIFICAÇÃO	CEPEL: EX-D, EX-IA
[ P0 ] PINTURA	CINZA MUNSSELL N 6,5

**INFORMAÇÃO DA CALIBRAÇÃO**

**Data de calibração:** 02/JUN/2014 **Temp:** 25 °C

PADRÃO DE TRABALHO			PADRÃO PRIMÁRIO		
Código	Descrição	Validade	Código	Descrição	Certificado
024-0009	BALANÇA PESO MORTO - RK 4000Cm	Fevereiro/2015	024-0367	SENSOR DE PRESSÃO - HEISE	107887-101
			024-0384	SENSOR DE PRESSÃO - HEISE	107888-101
030-0024	MULTÍMETRO DIGITAL - HP34401A	Agosto/2014	030-0001	MULTÍMETRO DIGITAL MODELO HP 34401A	RBC1-120050
			035-0046	CALIBRADOR DIGITAL - MODEL: 521	RBC1-120143

Valor de Referência (mmH <sub>2</sub> O@20°C)	Valor lido (mmH <sub>2</sub> O@20°C)	Valor de Referência (mA)	Valor lido (mA)	Erro (% do Span)
0.00000	0.00000	4.0000	4.0000	0.0000
129.71700	129.56295	7.9383	7.9336	-0.0294
259.43400	259.11274	11.8766	11.8668	-0.0612
399.12900	399.07072	16.1178	16.1160	-0.0113
518.86800	518.65694	19.7531	19.7467	-0.0400



por:  
Lazaro Roberto Pereira

*Lazaro Roberto Pereira*

Serviço de Atendimento ao Cliente: sac@smar.com.br +55.16.3946-3509

Data de emissão: 31/AGO/2017

Figura 35: Certificado de calibração do transmissor de nível.

FONTE: Extraído de SMA (2017).



## DATA SHEET

 DOC.: EA - FD - 2014/01474 - 1  
 REVISION A COMMERCIAL SHEET 2

HART INTELLIGENT DIFFERENTIAL PRESSURE TRANSMITTER										
<b>CUSTOMER INSTRUMENTAL MEDIÇÃO E CONTROLE LTDA - EPP</b>										
<b>MODEL</b>	LD301D-21I-BU11-012 . A1/D0/G0/H0/I5/M0/P0/S0/Y0/J0							<b>QTY.</b>	001	
<b>REF.</b>	Transmissores			<b>TYPE FF</b>	PRODUTO COMPLETO PARA MONTAGEM MECÂNICA					
EQUIPMENT FEATURES										
[ LD301D ] - HART INTELLIGENT DIFFERENTIAL PRESSURE TRANSMITTER										
[ 2 ]	RANGE				1.67 TO 200 INH2O					
[ 1 ]	DIAPHRAGM MATERIAL AND FILL FLUID				316L SST - SILICONE OIL					
[ 1 ]	FLANGES, ADAPTERS AND DRAIN/VENT VALVES MATERIAL				CF 8M / 316 SST					
[ B ]	WETTED O-RINGS MATERIAL				BUNA N					
[ U ]	DRAIN/VENT POSITION				TOP					
[ 1 ]	LOCAL INDICATOR				WITH DIGITAL INDICATOR					
[ 1 ]	PROCESS CONNECTION				1/2 - 14 NPT (WITH ADAPTER)					
[ 0 ]	ELECTRICAL CONNECTION				1/2 - 14 NPT					
[ 1 ]	WITH LOCAL ADJUSTMENT				WITH LOCAL ADJUSTMENT					
[ 2 ]	MOUNTING BRACKET				316 SST BRACKET					
OTHER FEATURES										
[ A1 ]	FLANGES BOLTS AND NUTS MATERIAL				316 SST					
[ D0 ]	FLANGE TYPE				SMAR STANDARD					
[ G0 ]	OUTPUT SIGNAL				4 - 20 MA					
[ H0 ]	HOUSING MATERIAL				ALUMINIUM (IP/TYPED)					
[ I5 ]	IDENTIFICATION PLATE				CEPEL: EX-D, EX-IA					
[ M0 ]	MEMORY CONFIGURATION				WITH PID (AVAILABLE AND DISABLED)					
[ P0 ]	PAINTING				GRAY MUNSELL N 6,5					
[ S0 ]	STANDARD FEATURES				SMAR					
[ Y0 ]	DISPLAY UNIT				PERCENTAGE					
[ J0 ]	TAG PLATE				WITH TAG					
PROCESS DATA										
QT	RANGE			TAG	SERVICE	PROCESS FLUID	PRESSURE	PRESSURE UNIT	TEMP.	TEMP. UNIT
	0%	100%	UN.							
1	0	527	mmH2O	LIT-31	NIVEL DO TANQUE DE AQUECIMENTO	ÁGUA	----	----	----	----

REV.	DATE	BY	APPR. BY	REV.	DATE	BY	APPR. BY	REV.	DATE	BY	APPR. BY
0	09/APR/2014	FERNANDA.MICHEL	ROBERTO.GENARI	A	10/APR/2014	ALEXANDRE.ALVES	ALEXANDRE.ALVES				

OS:2014/01474 ITEM:007

Figura 36: Data sheet do transmissor de nível.

FONTE: O Autor (2017).

## 8.2 ANEXO B - TABELAS DE COEFICIENTES

$V_{ef}$	$K_{95}$	$V_{ef}$	$K_{95}$
1	12,71	17	2,11
2	4,30	18	2,10
3	3,18	19	2,09
4	2,78	20	2,09
5	2,57	21	2,08
6	2,45	22	2,07
7	2,36	23	2,07
8	2,31	24	2,06
9	2,26	25	2,06
10	2,23	26	2,06
11	2,20	27	2,05
12	2,18	28	2,05
13	2,16	29	2,05
14	2,14	30	2,04
15	2,13	Infinito	2,00

Figura 37: Graus de liberdade efetivos

FONTE: Extraído de Neto (2013).

Graus de liberdade	Faixa de abrangência / probabilidade				
	$\sigma$ 68,27%	1,96 $\sigma$ 95%	2,00 $\sigma$ 95,45%	2,58 $\sigma$ 99,00%	3,00 $\sigma$ 99,73%
1	1,837	12,706	13,968	63,656	235,811
2	1,321	4,303	4,527	9,925	19,206
3	1,197	3,182	3,307	5,841	9,219
4	1,142	2,776	2,869	4,604	6,620
5	1,111	2,571	2,649	4,032	5,507
6	1,091	2,447	2,517	3,707	4,904
7	1,077	2,365	2,429	3,499	4,530
8	1,067	2,306	2,366	3,355	4,277
9	1,059	2,262	2,320	3,250	4,094
10	1,053	2,228	2,284	3,169	3,957
11	1,048	2,201	2,255	3,106	3,850
12	1,043	2,179	2,231	3,055	3,764
13	1,040	2,160	2,212	3,012	3,694
14	1,037	2,145	2,195	2,977	3,636
15	1,034	2,131	2,181	2,947	3,586
16	1,032	2,120	2,169	2,921	3,544
17	1,030	2,110	2,158	2,898	3,507
18	1,029	2,101	2,149	2,878	3,475
19	1,027	2,093	2,140	2,861	3,447
20	1,026	2,086	2,133	2,845	3,422
25	1,020	2,060	2,105	2,787	3,330
30	1,017	2,042	2,087	2,750	3,270
35	1,014	2,030	2,074	2,724	3,229
40	1,013	2,021	2,064	2,704	3,199
50	1,010	2,009	2,051	2,678	3,157
60	1,008	2,000	2,043	2,660	3,130
70	1,007	1,994	2,036	2,648	3,111
80	1,006	1,990	2,032	2,639	3,097
90	1,006	1,987	2,028	2,632	3,086
100	1,005	1,984	2,025	2,626	3,077
150	1,003	1,976	2,017	2,609	3,051
200	1,003	1,972	2,013	2,601	3,038
1000	1,000	1,962	2,003	2,581	3,008
10000	1,000	1,960	2,000	2,576	3,001
100000	1,000	1,960	2,000	2,576	3,000

(\*) Algumas vezes denominado de "fator de abrangência".

Figura 38: Tabela com os coeficientes t de *Student*.

FONTE: Extraído de Neto (2013).