

SISTEMA DE VISÃO DE MÁQUINA PARA INSTRUMENTAÇÃO DE PROCESSOS INDUSTRIAIS

THIAGO S. DA FONSECA*, RICARDO N. RODRIGUES*, MÁRIO R. N. M. JÚNIOR, M. R. N.*, ROBBY S. AMARAL*, VAGNER DE B. ASEVEDO*, NATANAEL G. RODRIGUES*, SILVIA S. DA C. BOTELHO*, ADRIANO V. WERHLI*

**Universidade Federal do Rio Grande
Centro de Ciências Computacionais - C3
Rio Grande, RS, Brasil*

Emails: thgfonseca@gmail.com, ricardonagel@furg.br, marioricardo@furg.br, robbysjn25@gmail.com, vagnerasevedo@gmail.com, natanaelgarcia@furg.br, silviacb.botelho@gmail.com, werhli@gmail.com

Abstract— Computer vision techniques have been used in several industrial applications, including in process control and supervision. In this paper we present a complete computer vision system for industrial processes instrumentation. Vision based measurement (VBM) methods make use of computer vision techniques to extract relevant pieces of information from the environment. Five VBM methods were implemented, enabling the extraction of the following process variables: tank level, temperature, presence of objects, angle of analog meters with pointers and presence of fire. The system processes the images captured by one or more cameras in real time and sends the results (measurements) to other automation devices via Modbus communication protocol. To validate the system, tests were carried out on a reduced scale plant, where all the sensory measurements used in PLC and SCADA were extracted through a camera attached to the system proposed and compared with those obtained by conventional transmitters. The experiments have shown satisfactory results.

Keywords— Computer vision, Automation systems, Industrial instrumentation.

Resumo— Técnicas de visão computacional tem sido utilizadas em diversas aplicações industriais, inclusive na área de controle e supervisão de processos. Neste artigo é apresentado um sistema completo de visão computacional para instrumentação visual de processos industriais. A medição baseada em visão (VBM) emprega técnicas de visão computacional para extrair informações do ambiente. Cinco métodos de VBM foram implementados, possibilitando a extração das seguintes variáveis de processo: nível de tanques, temperatura, presença de objetos, ângulo de medidores analógicos com ponteiros e presença de fogo. O sistema 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 validar o sistema, foram realizados testes em uma planta em escala reduzida, onde todas as medições sensoriais utilizadas no CLP e SCADA foram extraídas através de uma câmera conectada ao sistema proposto e comparadas com as obtidas por transmissores convencionais. Os experimentos demonstraram resultados satisfatórios.

Palavras-chave— Visão computacional, Sistemas de automação industrial, Instrumentação.

1 Introdução

Alta qualidade, eficiência, e baixos custos de produção são algumas das principais exigências para que uma indústria sobreviva e se torne mais competitiva nos mercados globalizados (Rosário, 2009; Marino, 2006). Além das questões estratégicas e operacionais o uso de sistemas de automação industrial também devem ser considerados na busca pela competitividade.

Por meio de diferentes tecnologias os sistemas de automação industrial visam fornecer soluções flexíveis, robustas e confiáveis para as indústrias de processo e manufatura, integrando os seus níveis e tornando disponíveis suas informações (Branquinho et al., 2014).

Atualmente com a crescente evolução e barateamento dos sistemas computacionais e eletrônicos novas tecnologias tem sido agregadas aos sistemas de automação industrial, entre elas estão os sistemas de visão computacional, os quais tem se popularizado abrangendo diferentes aplicações e áreas. Os sistemas de visão computacional vi-

sam basicamente a extração automática, análise e compreensão de informações úteis a partir de uma única imagem ou uma sequência de imagens. Tais informações podem ser a localização de objetos em uma imagem (detecção) ou ao longo de um vídeo (rastreamento), a categorização do tipo de objeto (classificação), a medição de tamanhos e distâncias, a extração de contornos ao redor de áreas relevantes, entre outras.

Em aplicações industriais os sistemas de visão computacional são frequentemente chamados de sistemas de visão de máquina, onde segundo Noble (1995) tradicionalmente são centrados na inspeção de produtos ao invés da compreensão do processo e controle.

Neste contexto, o presente artigo demonstra um sistema de visão de máquina focado no processo industrial, e não no produto. O sistema proposto visa a captura e processamento de imagens de um processo industrial para extração e envio de informações através de rede de comunicação industrial para um controlador lógico programável (CLP) ou um sistema de supervisão controle e

aquisição de dados (SCADA). As informações adquiridas por este sistema são equivalentes as variáveis de processo obtidas por transmissores de sistemas típicos de automação industrial, tais como: níveis de tanques, temperatura, pressão, presença de fogo e presença de objetos.

O restante do artigo está organizado da seguinte forma: na seção 2 são apresentados alguns trabalhos relacionados a área de visão de máquina. Em seguida, na seção 3, é descrita a arquitetura e implementação do sistema de visão de máquina proposto. Na seção 4, são abordados os testes e validações desenvolvidos em uma planta em escala reduzida, onde a instrumentação de um processo industrial é feita através de visão computacional. Finalmente, na seção 5 são expostas as conclusões e trabalhos futuros.

2 Trabalhos relacionados

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 em 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 veículos guiados automaticamente (AGV) (Martínez-Barberá and Herrero-Pérez, 2010).

No controle de processos, as informações visuais podem ser utilizadas para tomar decisões de controle sobre os processos industriais, se enquadrando nesta categoria o trabalho proposto neste artigo, assim como em Yujie et al. (2011) onde

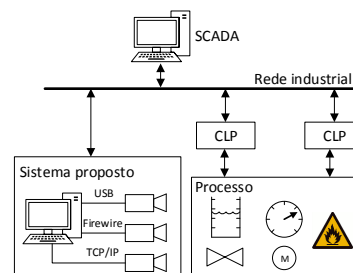


Figura 1: Exemplo de aplicação do sistema proposto.

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 foi 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. Shirmohammadi and Ferrero (2014) discute as técnicas de medição baseadas em visão (VBM, do inglês *Vision Based Measurement*).

3 Sistema proposto

O sistema proposto neste artigo consiste em um sistema baseado em visão de máquina capaz de extrair informações visuais de um processo industrial e disponibilizar estas informações através de uma rede industrial em tempo real. O sistema pode ser facilmente configurado de acordo com as necessidades de cada aplicação através de uma interface homem-máquina (IHM).

A seguir é descrita de forma geral a arquitetura do sistema.

3.1 Arquitetura de hardware e comunicação

A Figura 1 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,

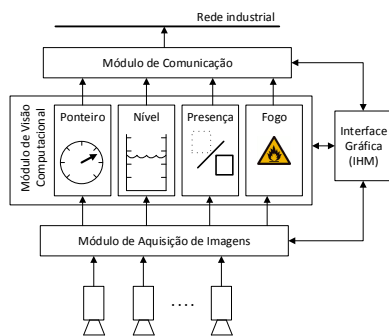


Figura 2: Diagrama ilustrando a arquitetura de *software* proposta.

taxa de atualização, tempo de exposição ou outras características da câmera. Lentes *fish-eye*, angulares e teleobjetivas que apresentam distorção notável 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 supervisor, 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.

3.2 Arquitetura de *software*

A Figura 2 ilustra a arquitetura de *software* do sistema proposto. Existem quatro componentes principais: interface homem-máquina (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 implemen-

tação deste módulo, o qual contempla cinco tipos de VBM:

Medidor analógico com ponteiros. Este método encontra o ângulo de um ponteiro em um medidor circular através um algoritmo de histograma angular. Implementado conforme descrito em Santos (2015).

Detector de objetos. Este método detecta se um objeto está presente ou não em uma determinada região da imagem. Inicialmente, dada uma imagem de entrada, este método calcula a intensidade média dos pixels no espaço de cor Lab de uma sub-região da imagem. A sub-região de interesse deve ser previamente configurada pelo usuário. Em seguida, o método calcula a distância para uma referência de cor positiva - que representa a presença do objeto - e uma referência de cor negativa - que representa a ausência do objeto. Estas referências também são configuradas pelo usuário. O resultado final (presença ou ausência) é atrelado a opção com menor distância.

Medidor de nível. Assim como no método anterior, este método utiliza uma referência de cor positiva - que representa quando o tanque ou visor de nível está cheio - e uma referência negativa, representando o tanque ou visor de nível vazio. O método então faz uma busca extensiva, percorrendo cada linha da imagem, pelo nível que minimiza as distâncias entre a imagem observada e as referências.

Detector de fogo. Este método detecta a presença de chamas na imagem. Inicialmente, o método extrai características baseadas na cor dos pixels e utiliza um classificador do tipo *Random Forest* para identificar regiões da imagem que indicam possível presença de chamas. Estas regiões são processadas por um segundo classificador para eliminar falsos positivos. Implementado conforme descrito em Steffens (2015).

Medidor de temperatura. Este método faz inferência da temperatura através da análise da cor de superfícies termocrômicas. O termocromismo é uma propriedade na qual a cor de uma substância é alterada de acordo com a sua temperatura. Nos experimentos foram utilizados adesivos termocrômicos cujo início da mudança de cor se dá aos 70°C e vai até os 95°C, adquirindo então uma coloração escura quando comparado ao estado inicial. O método se baseia na definição prévia das cores de referência para temperatura mínima e máxima da escala de ativação da substância. Dada a cor de um determinado pixel, a inferência de sua temperatura é feita pela interpolação linear entre as cores de referência.

4 Testes do sistema proposto

Após o processamento das imagens, as medidas extraídas são enviadas para um módulo de comunicação. Este módulo transmite os dados via protocolo Modbus TCP/IP. O sistema suporta múltiplas conexões, sendo que cada medida pode ser enviada individualmente a um destino específico, se assim desejado.

3.3 IHM para visualização e configuração

O sistema deve ser configurado especificamente para cada aplicação. Por exemplo, uma aplicação pode consistir de duas câmeras conectadas via USB e Firewire, processando dois medidores com ponteiros cada e uma delas com um detector de nível. Desta forma, um usuário deve ser capaz de configurar o sistema de forma simples e intuitiva, adicionando câmeras e medidores visuais conforme necessário. Além disto, os métodos de processamento descritos na seção anterior possuem alguns parâmetros que podem ser otimizados de acordo com a aplicação. Para isso, foi desenvolvido uma interface homem-máquina (IHM) para configuração e visualização dos resultados.

A Figura 3 demonstra a tela principal da IHM. Nos menus superiores o usuário tem a opção de adicionar novas fontes de imagens (câmeras) e medidores visuais. Ao inserir uma nova câmera, a imagem é exibida na área central da interface e um painel de controle é inserido na aba esquerda. Este painel de controle permite pausar/ativar a captura de frames, dar zoom na imagem, definir a taxa de captura e remover a câmera.

Ao inserir um novo medidor visual, o usuário deve inicialmente especificar qual câmera será utilizada. Após esta seleção, uma aba de controle é inserida na área a direita da interface gráfica. Esta aba de controle contém os parâmetros específicos do medidor visual e os parâmetros da conexão Modbus TCP/IP.

Cada método descrito na seção 3.2 possui parâmetros específicos, sendo que o usuário pode interagir através de botões presentes na aba de controle ou clicando diretamente na imagem quando conveniente. Por exemplo, para o detector de objetos o usuário pode definir a região de interesse na forma de retângulo clicando no canto superior esquerdo e no canto inferior direito, onde será detectada a presença/ausência do objeto. Da mesma forma, o usuário pode definir referências de cor para o valor positivo e negativo.

O resultado do processamento é mostrado diretamente sobre a imagem. Isso propicia um *feedback* imediato ao usuário, permitindo a otimização dos parâmetros do sistema se necessário. O sistema também mantém um registro (log) dos resultados, permitindo a exportação para um arquivo em formato separado por vírgula (CSV).

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

Foi usada para os testes a planta didática do modelo PD3 Series da SMAR que contém diversas malhas de controle para automação de processos industriais e utiliza os mesmos instrumentos de campo que são desenvolvidos para aplicações em larga escala. Quanto a etapa de controle e supervisão foram utilizados o CLP NX3030 e o *software* SCADA BluePlant, ambos da fabricante Altus. Para a aquisição das imagens a câmera utilizada foi a Basler acA1300-30u USB 3.0.

Os testes foram elaborados em 3 etapas:

Medições individuais Cada medidor visual foi individualmente comparado com sensores e transmissores reais devidamente aferidos. Foram capturadas imagens da planta com diferentes condições de iluminação, bem como com a câmera posicionada em diferentes ângulos.

- Medidor de nível: para validação dos resultados foi utilizado o sensor e o transmissor de nível da planta em conjunto com o medidor de nível proposto, para que, a partir de curvas de subida de 0 a 100% e de descida de 100 a 0% em intervalos de 10%, fosse feita a comparação entre os dois resultados. O procedimento foi repetido sob 4 diferentes condições de iluminação com 250, 110, 50 e 15 LUX;
- Medidor de temperatura: para a análise do medidor de temperatura foram comparados os sinais obtidos do sensor e transmissor de temperatura planta e o medidor de temperatura proposto, tendo como base curvas de subida de 70 a 95°C em intervalos de 1°C, com as mesmas condições de iluminação aplicadas ao medidor de nível;
- Detector de objetos: foram utilizadas as válvulas manuais da planta didática para validação do medidor de presença de objetos, onde a finalidade era o reconhecimento do estado destas válvulas, retornando um resultado binário para válvula aberta ou fechada;
- Detector de fogo: o detector de fogo foi validado em (Steffens, 2015) utilizando-se um dataset com vídeos de fogo (Steffens et al., 2015);
- Medidor de ponteiros: este medidor foi validado em (Santos, 2015) através da compara-

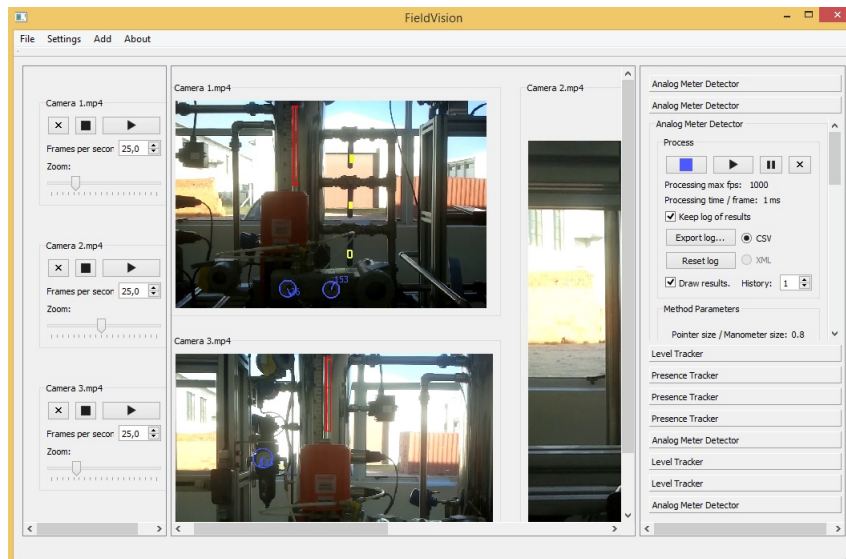


Figura 3: Exemplo da IHM.

ção do medidor de ponteiros com um manômetro padrão.

Como resultados das medições de nível, temperatura e detecção de objetos, foram observados que nos casos em que iluminação do ambiente excedia valores abaixo de 15 LUX ou acima de 1500 LUX, os medidores começavam a fornecer leituras incorretas das variáveis. Para o medidor de nível outro problema encontrado foi em relação ao líquido do tanque, no qual apresentava um erro de medição mais elevado com o uso de líquido totalmente incolor. Já em relação ao medidor de temperatura foi observado que o tempo de contato do adesivo termocromico com o tanque também influenciava nas medições.

A tabela 1 apresenta o erro médio percentual dos medidores visuais.

Tabela 1: Erro médio percentual dos medidores visuais

Medidor Visual	Erro Médio [%]
Fogo	6,30
Temperatura	3,22
Ponteiros	0,62
Nível	0,43
Presença	0

Controle da planta Os medidores visuais foram inseridos na malha de controle da planta como meio exclusivo de sensoramento, visando manter a planta estabilizada, mesmo esta submetida a diferentes distúrbios. Nesta etapa o sistema proposto foi integrado ao CLP Next3030 via comunicação Modbus TCP/IP, onde foram implementados algoritmos de controle PID para manter a planta estável, assim como também foi feita a integração ao *software* SCADA BluePlant para super-

visão das variáveis, especificação de setpoints entre outros. Várias simulações e parâmetros foram aplicadas ao sistema, a fim de analisar o comportamento e os valores retornados pelos medidores visuais. Pode-se observar que o sistema demonstrou ser robusto à maioria dessas variações, apresentando apenas alguns atrasos para estabilizar a medição quando submetido a variações bruscas de iluminação ou da própria variável medida.

Redundância Os medidores visuais foram inseridos na malha de controle da planta como método redundante de sensoramento, objetivando manter o sistema em funcionamento mesmo com a falha ou desconexão dos sensores e transmissores físicos. Assim como na etapa anterior, os medidores visuais foram integrados ao processo juntamente com o CLP e SCADA. Um total de 30 simulações onde o sensor físico é desconectado foram feitas para testar a transição entre os sensores físicos e visuais. Observou-se que o sistema foi capaz de manter a planta em operação em todas as situações testadas.

5 Conclusão

Neste trabalho foi apresentado um sistema para instrumentação de processos industriais baseado em visão computacional. Também Foi demonstrada a arquitetura geral de *software* e *hardware* do sistema, além de testes aplicados em um processo em laboratório.

O sistema foi capaz de processar múltiplas câmeras em tempo real e extrair informações de presença de objetos, nível de líquidos, ângulo de ponteiros, temperatura e presença de fogo. Estas informações foram enviadas para um controlador, permitindo o controle e supervisão da planta sem

a necessidade de sensores com transmissão eletrônica ou digital. A IHM do sistema permitiu que um operador, sem conhecimentos de programação, configurasse rapidamente sistema.

Apesar de testes mais intensivos e abrangentes ainda serem necessários, principalmente considerando ambientes industriais reais e adversos, a área é promissora, viável tecnicamente e pode vir a reduzir os custos e agilizar a instrumentação de sistemas de automação.

Referências

- Alegria, F. C. and Serra, A. C. (2000). Computer vision applied to the automatic calibration of measuring instruments, *Measurement* **28**(3): 185–195.
- Balabantaray, B. K., Jha, P. and Biswal, B. B. (2013). Application of edge detection algorithm for vision guided robotics assembly system, *Sixth International Conference on Machine Vision (ICMV 13)*, International Society for Optics and Photonics, pp. 906713–906713.
- Borangi, 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.
- Branquinho, M., Branquinho, T. and Junior, J. (2014). *Segurança de Automação Industrial e Scada*, Elsevier Brasil.
URL: 1
- Golnabi, H. and Asadpour, A. (2007). Design and application of industrial machine vision systems, *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* **23**(6): 630–637.
- 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.
- 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* p. 2.
- 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.
- 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.
URL: 1
- Rosário, j. M. (2009). *Automação industrial*, Editora Baraúna.
- Sablatnig, R. and Hansen, C. (1995). Machine vision for automatic calibration of analog display instruments, *IS&T/SPIE's Symposium on Electronic Imaging: Science & Technology*, International Society for Optics and Photonics, pp. 356–366.
- Santos, E. S. F. d. (2015). *Sensor visual: Mensuração de instrumento de ponteiro a partir de vídeo*, Master's thesis, Universidade Federal do Rio Grande.
- 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.
- Steffens, C. (2015). *Um sistema de detecção de fogo baseado em vídeo*, Master's thesis, Universidade Federal do Rio Grande.
- Steffens, C. R., Rodrigues, R. N. and da Costa Botelho, S. S. (2015). An unconstrained dataset for non-stationary video based fire detection, *2015 12th Latin American Robotics Symposium and 2015 3rd Brazilian Symposium on Robotics (LARS-SBR)*, IEEE, pp. 25–30.
- Sun, D.-W. (2011). *Computer vision technology for food quality evaluation*, Academic Press.
- 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, *Electronic Measurement & Instruments (ICEMI), 2011 10th International Conference on*, Vol. 4, IEEE, pp. 304–307.