



### Grupo de Estudo de Geração Térmica-GGT

#### Desenvolvimento de Equipamento Nacional para Inspeção e Diagnóstico em Tubos de Pequeno Diâmetro de Caldeiras

**GELSON LUIZ CARNEIRO(1); DANIEL VRIESMAN(1); RODRIGO PALUDO(1); TIAGO FRANCESCONI(1); LACTEC(1);**

#### RESUMO

Este trabalho apresenta o desenvolvimento de um equipamento aplicado à inspeção e diagnóstico automático de tubos de aço carbono com diâmetro nominal de 1 ½". O módulo de inspeção deste equipamento é composto por uma câmera, para realização de inspeção visual, e uma sonda, para realização de inspeção eletromagnética. Um sistema de controle externo é capaz de realizar o monitoramento em tempo real das variáveis lidas por estes sensores e processamento destas informações através de um sistema de inteligência artificial. Assim, realiza-se a indicação de níveis diferenciados de corrosão acelerada por fluxo, ou simplesmente, defeitos tipo FAC – *Flow Accelerated Corrosion*.

#### PALAVRAS-CHAVE

FAC, Inspeção, Diagnóstico, Caldeira, Tubulações

#### 1 INTRODUÇÃO

Pode-se atribuir ao grande número de acidentes graves e frequentes, ocorridos no início da segunda metade do século XIX, como o principal fator para a criação de normas técnicas e leis rígidas de segurança, para projeto de caldeiras e vasos de pressão. Tendo em vista o período econômico evolutivo e próspero que se passava, principalmente na Europa e Estados Unidos, somados aos preparativos para Primeira Guerra Mundial, a demanda por produtos industrializados aumentava a um passo que a indústria se via forçada a atender. Desta forma, o objetivo da alta produtividade precisava ser atingido, mesmo que para isso fosse necessário sobrecarregar equipamentos e trabalhadores, muitas vezes comprometendo a segurança (1). Historicamente, convém ressaltar o acidente que culminou com o desenvolvimento de um conjunto de procedimentos para projeto e construção de caldeiras, que foi o primeiro código ASME (The American Society Of Mechanical Engineers) em 1908. Acidentes como esses, previamente apresentados, demonstram a necessidade de se desenvolver políticas que corroborem para a realização de inspeções e manutenções periódicas.

Diversas aplicações industriais fazem uso de tubulações, sendo essas partes estruturais ou condutos para transporte de fluidos, em geral. Algumas aplicações exigem, por critério de projeto mecânico, tubos metálicos ferrosos, de diversas e mais diferentes ligas, cada qual com sua característica peculiar. Com o tempo de uso ou alguns fatores diferentes dos abordados no projeto da tubulação, as mesmas podem apresentar desgastes. Um exemplo são as tubulações de caldeiras.

Tubulações de caldeiras podem sofrer desgaste principalmente devido à erosão, corrosão ou por contato dos tubos com partes fixas da mesma. Para eliminar esse desgaste nocivo à tubulação pode-se trocá-la ou recuperá-la. De acordo com a Norma Regulamentadora NR-13 (2), caldeiras são equipamentos destinados a produzir e acumular

(\*) Av. Prefeito Lothário Meissner, n° 1 – LACTEC/LEME – Jardim Botânico – CEP 80.210-170 Curitiba, PR, – Brasil

vapor sob pressão superior à atmosférica, utilizando qualquer fonte de energia, excentuando-se os refervedores e equipamentos similares utilizados em unidades de processo. As caldeiras são projetadas considerando os combustíveis a serem utilizados na geração de calor para vaporização da água, bem como identificando se os gases provenientes da combustão percorrem o interior dos tubos (caldeira flamotubular) ou a água percorre o interior dos tubos (caldeira aquotubular).

As usinas termoeletricas de ciclo combinado têm como um dos seus principais elementos um gerador de vapor ou caldeira capaz de recuperar parte do calor dos gases de exaustão das turbinas a gás. Usando uma caldeira, a eficiência térmica eleva-se substancialmente, pois o vapor assim produzido aciona uma turbina, sem necessidade de queima de combustível adicional. A operação de uma caldeira também acontece em usinas apenas à vapor. Para esse tipo de componente, é necessária a realização de inspeções regulares em todo o conjunto e, em especial, nas tubulações, visando a segurança, aumento da vida útil ou, até mesmo, evitando-se paradas indesejadas. Atualmente as inspeções em tubulações de caldeiras são realizadas de maneira visual e enfrentam um agravante que é a disposição das tubulações. Os tubos são arranjados em fileiras com distâncias pequenas entre si, impossibilitando a inspeção interna e externa destes tubos, por conta da dificuldade de acesso.

No mercado externo é possível identificar tecnologias que realizam os serviços de visualização e gravação, medição de espessura e transmissão de dados. Porém, para cada serviço é necessário um equipamento distinto. No Brasil, tem-se acesso a essa tecnologia através da importação de tais equipamentos, mas não há tecnologia desenvolvida no país. Devido a esse fato, este trabalho apresenta o desenvolvimento de um equipamento híbrido, aplicado à inspeção e diagnóstico automático de tubos de aço carbono com diâmetro nominal de 1 ½", capaz de realizar a análise visual da parede interna dos tubos, além da medição de trincas e espessura de parede.

## 2 INSPEÇÃO EM CALDEIRAS

Os tubos de uma caldeira devem ser examinados visualmente com foco em corrosão, erosão, abrasão, desalinhamentos, deformações, amassamento, empolamento, inchamento, porosidade, trincas, rupturas, descoloração, alterações da textura do material, etc. Deve-se verificar os tubos também quanto a danos mecânicos decorrentes de possível interferência física indevida entre componentes da própria caldeira, limpeza da caldeira com instrumentos pontiagudos, colisões com sopradores de fuligem, queda de objetos pesados, etc.

A fragilização em função da alta temperatura ocorre em aços carbono e aços liga, sendo que a propriedade mais afetada é a tenacidade. O tempo em que este fenômeno ocorre é função da composição química do aço, condição de tratamento térmico, fabricação e temperatura de serviço.

Durante o ciclo de vida que caracteriza a operação de uma caldeira de recuperação do tipo HRSG (*Heat Recovery Steam Generator*), esta irá estar exposta a inúmeras situações que podem levar à falha prematura de um componente. Esses problemas que podem levar a falhas do equipamento são designados por Métodos de Degradação, podendo ocorrer neste tipo de caldeiras: Fluência, Fadiga, Fadiga-Fluência, Corrosão, Corrosão-Fadiga, Erosão (3). A iniciação e propagação destes processos de degradação dependem de vários fatores, como a seleção do material adequado para cada um dos módulos que compõem a caldeira, o tratamento químico da água de alimentação, a geometria dos tubos, a distribuição dos gases de escape como e.g., a homogeneização da temperatura, tensão de serviço e outras tensões não expectáveis. A aplicação de métodos de inspeção para a prevenção ou detecção da degradação dos componentes vai contribuir para uma menor probabilidade de falha do equipamento (4) (5).

Existem inúmeras técnicas de inspeção e monitoramento de tubos que aumentam a segurança e eficiência do sistema e minimizam potenciais fontes de acidentes e interrupções da linha. Essas técnicas incluem uma grande variedade de medidas que traduzem a condição atual de integridade do tubo e do ambiente o qual está localizado, permitindo identificar, localizar e mapear possíveis defeitos no tubo antes que se transformem em vazamentos ou causem grandes acidentes (6).

Em caldeiras operantes, o risco de explosão nas linhas onde circula a água/vapor é sempre presente, pois a pressão dessas linhas sempre é superior à pressão atmosférica. Pelo fato de o vapor ser um fluido compressível, ele reduz muito o seu volume com o aumento da pressão. Portanto, quando está submetido a pressões maiores que a atmosférica, o vapor procura se deslocar para regiões de menor pressão, o que pode acontecer por meio de rupturas, fendas e, em casos extremos, explosões (6).

Em decorrência disto existe a necessidade de se acompanhar a condição das instalações frequentemente e identificar possíveis indícios falhas antes que elas causem acidentes. A falha de componentes de caldeiras durante a operação pode, não só trazer perdas de produção e de pessoal, como também problemas legais.

A corrosão é um dos principais responsáveis pela degradação das caldeiras. Age como fator de redução da espessura das superfícies submetidas a pressão. Não é sentida pelos instrumentos de operação da caldeira

(pressostatos e válvulas de segurança) porque a corrosão não é acompanhada por elevação de pressão de trabalho. Só pode ser detectado por meio de inspeções minuciosas do equipamento (7).

## 2.1 Inspeção Visual

A Inspeção Visual é uma técnica de avaliação qualitativa de superfícies visíveis, seja pela vista desarmada ou auxiliada por algum instrumento óptico. A visão foi o primeiro método utilizado como técnica de END (Ensaio Não Destrutivo) para avaliar objetos, sendo até os dias atuais ainda largamente utilizada, devido principalmente as características de facilidade na utilização e baixo custo, por exemplo.

Os critérios específicos que subsidiam as inspeções variam desde procedimentos técnicos mais simples até normas técnicas complexas destinadas exclusivamente à um componente ou equipamento. Em ambos os casos, a capacidade, tanto técnica quanto visual, do profissional que realiza a inspeção é o fator predominante para o sucesso da inspeção.

De forma geral, quanto menor o defeito maior a dificuldade de identificação pelo método da inspeção visual, sendo recomendada a distância de no máximo 25 cm de distância para a vista desarmada. Essa distância pode variar dependendo do iluminamento da região a ser inspecionada e do equipamento utilizado pelo profissional. Para a realização de inspeção visual com a vista desarmada o iluminamento da região deve estar compreendido no intervalo entre 750 lux à 1500 lux de acordo com a NBR 5413 (8). O iluminamento se refere à intensidade do fluxo luminoso que incide sobre uma superfície, posicionada a determinada distância da fonte. Para outros casos existe a dependência do equipamento a ser utilizado, que pode variar desde algum modelo de lente, ou associações de lentes, até dispositivos de aquisição de imagem mais complexos, com processamento e reconhecimento de padrões utilizando sensores como CCD ou CMOS.

Assim, devido às restrições impostas pelo projeto, em especial, as características dimensionais e de acesso às tubulações, que impossibilitam a realização de inspeção visual direta, é dada ênfase no tipo de inspeção visual remota.

## 2.2 Inspeção Eletromagnética

Dentre os diversos tipos de métodos de inspeção eletromagnéticos, o método por correntes parasitas, também denominadas correntes de Foucault, (*ECT – Eddy Current Testing*) é um dos métodos eletromagnéticos e possui uma ampla lista de aplicações e engloba diferentes técnicas. Entre as aplicações mais comuns podem ser citadas : inspeção de soldas como teste complementar à inspeção por métodos de ultrassom; teste de condutividade; inspeção de superfícies; detecção de regiões afetadas por corrosão; medidas de espessura e inspeção interna de tubulações.

O ECT é uma técnica do método eletromagnético, que consiste na varredura de todo o comprimento do tubo utilizando-se uma ou mais sondas que geram campos magnéticos que induzem correntes parasitas nos tubos examinados (9). A presença de descontinuidades causa uma perturbação na impedância do sistema de ensaio que é correlacionada à defeitos artificiais com dimensões conhecidas de tubos semelhantes aos ensaiados (tubos padrão).

Dentre diversas técnicas, esta apresenta grande sensibilidade e versatilidade, já que é capaz de detectar e dimensionar (com algumas limitações) a maioria dos tipos de danos encontrados em tubos, desde perdas de espessura localizadas e extensas, até trincas circunferenciais, longitudinais e ramificadas. Estes resultados podem ser obtidos através da utilização equipamentos e softwares que permitam a operação com múltiplas frequências, múltiplos canais e sondas apropriadas (10).

## 2.3 Protótipo Desenvolvido

Observada as características principais da inspeção de tubulações de pequeno diâmetro encontradas em caldeiras utilizadas em Usinas Termoelétricas – UTEs, o equipamento em desenvolvimento é dividido em três componentes principais: a) sistema tracionador; b) sistema de lançamento; c) módulo de inspeção.

A Figura 1 apresenta o conceito principal utilizado no projeto. A tubulação inferior, horizontal, denominada de tubo coletor, possui um diâmetro nominal de 3". As tubulações verticais representam os tubos evaporadores de 1 ½".

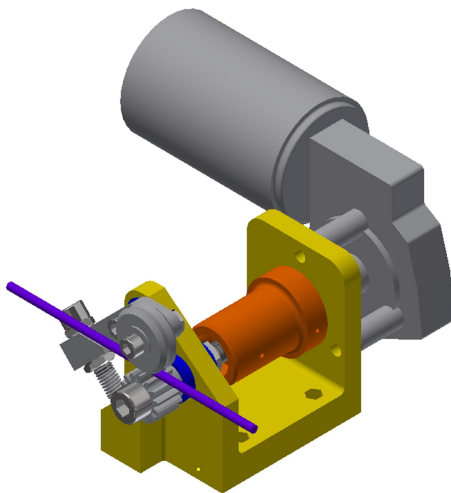
O sistema de lançamento, que carrega o módulo de inspeção, tem capacidade para ser introduzido e de se locomover horizontalmente em uma tubulação de 3". Quando observa automaticamente, através de uma câmera frontal e um sistema de análise de imagem, uma tubulação de 1 ½", o mesmo é travado pelo próprio mecanismo e, então, o sistema tracionador, que é instalado externamente às tubulações, lança o módulo de inspeção

verticalmente à uma velocidade constante. A Figura 2 apresenta as características construtivas do sistema tracionador.

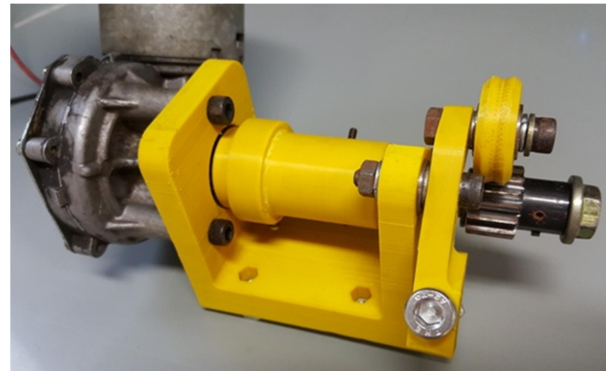


FIGURA 1 – Conceito de inspeção utilizado para o desenvolvimento do equipamento

FONTE: Do autor



(a)



(b)

FIGURA 2 – Sistema tracionador: (a) projeto 3D e (b) conjunto montado

FONTE: Do autor

O sistema tracionador tem como função principal empurrar e puxar o conduíte flexível estrutural conectado ao módulo de inspeção. Além disso, permite que todo o cabeamento dos sistemas de inspeção utilizados no protótipo sejam conduzidos adequadamente ao longo da tubulação.

Durante a movimentação do módulo de inspeção, que é composto por uma segunda câmera e uma sonda (conjunto de duas bobinas, uma de excitação e outra de recepção) para inspeção eletromagnética, um sistema de controle externo é capaz de realizar o monitoramento em tempo real das variáveis lidas por estes sensores, gravação de dados e processamento destas informações através de um sistema de inteligência artificial. A Figura 3 apresenta as características construtivas do módulo de inspeção. Como pode ser observado na Figura 3 (b), a câmera é instalada no centro do invólucro. As bobinas são montadas nos dois canais disponíveis radialmente neste invólucro. O formato do invólucro permite a centralização adequada ao tubo de 1 ½”, pois tanto para o processamento de imagens quanto para a sensibilização da sonda eletromagnética, o posicionamento adequado do módulo de inspeção dentro do tubo evaporador é necessário.

Assim, um algoritmo especialista, através de técnicas de análise de textura, realiza a classificação de segmentos de imagem que apresentam níveis diferenciados de corrosão acelerada por fluxo, mais conhecidos como defeitos do tipo FAC – *Flow Accelerated Corrosion*. Tais defeitos são comuns em linhas de tubulações de evaporadores, devido à velocidade do fluido, perfil de escoamento e possíveis sólidos em suspensão (material particulado) dispersos no fluido.

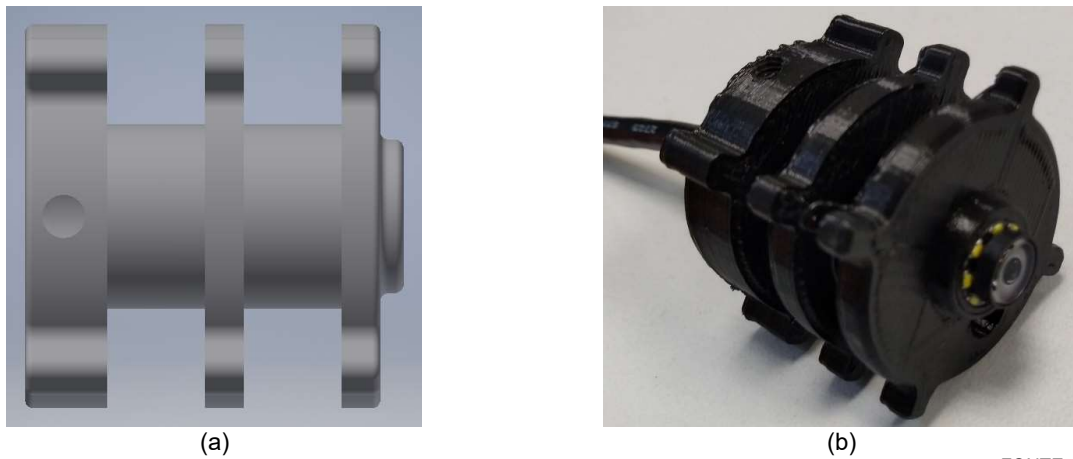


FIGURA 3 – Módulo de inspeção: (a) projeto 3D e (b) conjunto montado

FONTE: Do autor

Juntamente à inspeção visual automática, a sonda eletromagnética é capaz de identificar trincas superficiais e sub superficiais, e até mesmo a observação de redução de espessura da tubulação. A indicação da posição do defeito ao longo da tubulação é realizada através do sistema tracionador que, além de provocar a movimentação do módulo de inspeção, possui sensor capaz de fornecer em que altura o defeito foi identificado.

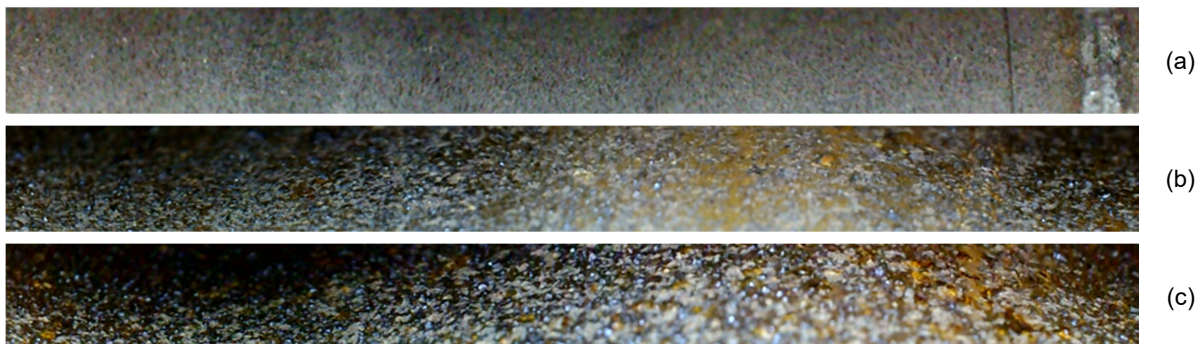
### 3 DIAGNÓSTICO DE DEFEITOS POR IMAGEM

Para a aplicação de um reconhecimento automático da condição interna da tubulação, torna-se necessária uma extração de características da superfície. Este artifício pode ser aplicado por meio de alguns tipos de metodologias, sendo uma delas a análise de textura. A definição da técnica mais adequada para a análise de textura, deve levar em consideração algumas características do sistema e do ambiente de inspeção. Por exemplo, devido ao movimento do sistema ao longo do trajeto de inspeção, a imagem pode apresentar falta de foco em algumas regiões em função da irregularidade do ambiente de inspeção. Deste modo, deve-se aplicar um algoritmo que seja intolerante à imagens borradas e turbulências causadas pela movimentação.

#### 3.1 Banco de Imagens e Pré-Processamento

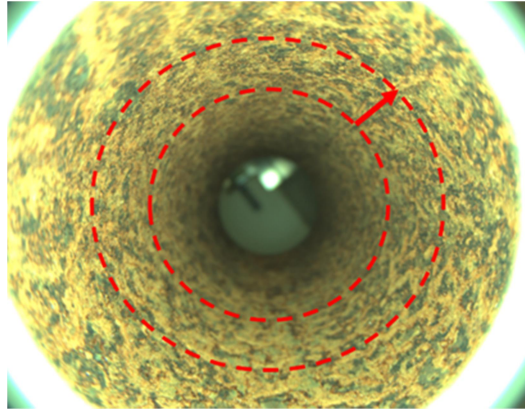
Para a construção de um banco de imagens, amostras de tubulações foram geradas em laboratório. Os tubos utilizados possuem o tamanho da aplicação real. Sendo assim, três situações internas foram avaliadas, sendo elas: tubo sem defeito (Figura 4 (a)), tubo com corrosão média (Figura 4 (b)) e corrosão agravada (Figura 4 (c)).

As imagens presentes na Figura 4 são resultantes de uma tarefa anterior de pré-processamento, que faz com que a imagem adquirida dentro da tubulação, torne-se com uma aparência planificada, preservando a região mais nítida da imagem. Aplica-se a metodologia inspirada no sistema de reconhecimento de íris, cujo a etapa principal é a transformação da imagem de coordenadas cartesianas para polares. A aplicação desta etapa torna o processo de reconhecimento e extração de características da imagem mais robusto, uma vez que a representação da textura presente na imagem torna-se invariante a mudanças de tamanho, posição e orientação. Analisando a imagem como um todo, pode-se observar que ao longo da imagem, apenas uma região encontra-se em foco (região pontilhada representada na Figura 5).



FONTE: Do autor

FIGURA 4 – Imagens pré-processadas das regiões internas de três tipos de tubo: (a) sem defeito, (b) corrosão média e (c) corrosão agravada



FONTES: Do autor

FIGURA 5 – Representação da região de interesse para a etapa de pré-processamento

Uma vez adquirida as imagens, após o pré-processamento, cada imagem resulta em um segmento planificado de 98x768 pixels, que é segmentado em quatro imagens menores de espessura de 20 pixels, conforme a Figura 6.



FONTES: Do autor

FIGURA 6 – Processo de transformação: (a) em coordenadas polares e (b) segmentação

### 3.2 Extração de Características

Considerando o ambiente de inspeção, algumas condições devem ser consideradas, como mudanças na iluminação, devido a variação da refletância de luz da superfície, e algumas regiões fora de nitidez devido ao desfoque parcial. O algoritmo conhecido como Local Phase Quantization é capaz de operar sob essas condições, devido a isso, ele é amplamente utilizado em questões como reconhecimento facial ou detecção de expressões faciais (11). Uma janela de  $M \times M$  pixels (ilustrada na Figura 7) é passada por toda a imagem. Dentro dessa janela, é aplicado sob o pixel analisado e seus vizinhos uma transformada de Fourier de Curto Termo, a qual gera um sinal do domínio do espaço para o domínio da frequência (12). Para o algoritmo são utilizados apenas 4 coeficientes complexos que correspondem as frequências em 2 dimensões. Para cada coeficiente é então analisado os sinais dos valores reais e imaginários que retornam da função, sendo designados os valores de 0 e 1 dependendo do sinal que acompanha o resultado. Sendo assim, são retornados oito valores que variam entre 0 e 1 constituindo assim um valor de 8 bits. Esse código então irá variar de acordo com a textura analisada na janela de pixels e depois da janela passar por toda a imagem é feita então uma quantização de todos os códigos gerados ao longo da imagem. Uma vez que um valor de 8 bits represente o domínio dos números decimais de 0 a 255, o algoritmo retorna um vetor de 256 posições, onde cada posição desse vetor possui a contagem da quantidade de que determinado padrão apareceu no decorrer da imagem.



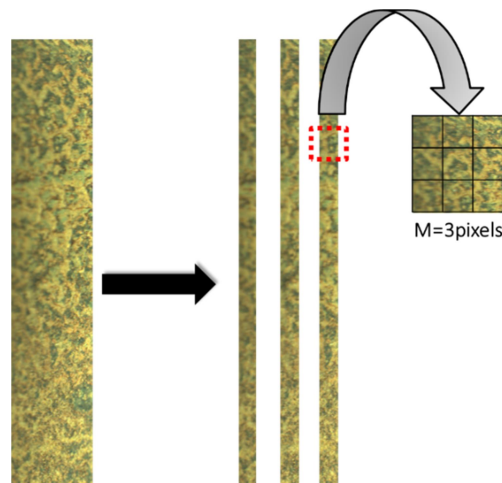


FIGURA 7 – Aplicação do algoritmo LPQ

FONTE: Do autor

Outro descritor robusto de textura foi proposto por Haralick, o qual extrai informações da textura presente na imagem de acordo com a dependência espacial das tonalidades de cinza. Baseado na matriz de co-ocorrência da imagem, métodos estatísticos de segunda ordem são aplicados para calcular alguns parâmetros. Estes parâmetros são relacionados a características da textura e totalizam em 14 diferentes tipos, que são: contraste, entropia, variância, diferença de variância, soma da variância, energia, soma da entropia, diferença de entropia, correlação, homogeneidade, dissimilaridade, inércia, soma da média e segundo momento angular (13). Por meio destes parâmetros é possível associar imagens semelhantes com uma boa acurácia.

### 3.3 Classificadores

Uma vez que são extraídas as características de uma imagem, estas podem ser usadas como alimentação para treinamento de modelos matemáticos capazes de associar imagens desconhecidas com imagens conhecidas. Testes empíricos demonstraram que a solução para a problemática em questão possui linearidade, sendo assim para a etapa de validação foram escolhidos dois modelos de classificadores baseados em modelos lineares que são: Análise Discriminante Linear e Máquinas de Vetor de Suporte, utilizando um kernel linear.

#### 3.3.1 Análise Discriminante Linear – ADL

Este algoritmo possui um modelo matemático robusto o qual possui uma baixa complexidade computacional e não oferece risco de ocorrer um overfit (não generalização de classificação do modelo). Este classificador possui bom desempenho em tarefas como reconhecimento de objetos, faces e bioinformática. Quando o problema a ser resolvido possui mais de 2 classes diferentes, o ADL se torna uma extensão da Discriminante Linear de Fisher, reduzindo a dimensionalidade dos dados por meio da geração de um modelo de transformação linear, que discrimina as classes com o maior espaço entre as classes, para uma maior acurácia no acerto de classificação de dados desconhecidos. A geração do modelo linear é baseada na maximização das distâncias entre as classes e minimização das distâncias dos dados intraclasses (14) (15).

#### 3.3.2 Máquinas de Vetor de Suporte

São algoritmos amplamente difundidos no meio computacional, como tarefas de reconhecimento e mineração de dados, e se baseiam em funções discriminantes lineares. Este algoritmo consiste em modelos de redes neurais do tipo feedforward, projetando um hiperplano, baseado em vetores de pesos, que separam os dados com a maior distância possível entre as classes, aumentando então a probabilidade de acerto para novos dados. Além disso, oferecem uma boa adaptabilidade para dados com alta dimensionalidade, fazendo com que não haja influência desse fator na complexidade computacional dos modelos. O kernel de uma máquina de vetor de suporte é que determina o modelo matemático utilizado para gerar o hiperplano e os vetores de pesos, dentre os modelos existentes encontram-se os baseados em polinômios, função sigmoid, linear, entre outros (16) (17).

### 3.4 Resultados

Dados os passos de processamento apresentados, 291 imagens que representam as regiões internas das três amostras de tubo, resultaram em um total de 1164 segmentos, dos quais 70% foram utilizados para treinar o algoritmo classificador e 30% para testar a capacidade de acerto do modelo treinado, quando posto para classificar

novas imagens. A distribuição dos segmentos de imagens pode ser observada na Tabela 1, com suas respectivas quantidades para treinamento e teste.

TABELA 1 – Distribuição das imagens conforme a situação interna da tubulação

Tipo	Sem Defeito	Corrosão Média	Corrosão Agravada
Treinamento	272	272	272
Teste	116	116	116

FONTE: Do autor

O modelo de classificação, baseado no algoritmo de Análise Discriminante Linear, e com seus pesos ajustados com base nas imagens de treinamento, quando posto para classificar as imagens de teste, resultam nas taxas de acerto conforme a Tabela 2.

TABELA 2 – Taxa de acerto (número de imagens) do algoritmo de classificação em relação as imagens de teste

Classificação	Sem Defeito	Corrosão Média	Corrosão Agravada	Total [%]
Sem Defeito	105	10	0	91
Corrosão Média	6	106	3	92
Corrosão Agravada	0	1	114	99

Fonte: Do autor

Como se pode observar, o modelo gerou uma acurácia média de 94% levando em conta a classificação dos três tipos de situação interna.

#### 4 CONCLUSÃO

Tratando-se da inspeção automática, a porcentagem de acerto do algoritmo (94%) indicou a robustez da metodologia proposta. Além deste fator, notou-se a capacidade do algoritmo de separar imagens de um mesmo defeito, porém com intensidades diferentes (média e alta corrosão), demonstrando a capacidade da metodologia de classificar o nível de intensidade de um mesmo mecanismo de ataque.

Para a integração de todos os componentes, projetou-se um suporte manuseável e confortável, comportando a tela de visualização e operação do sistema, além de servir como case de proteção ao sistema de processamento e demais componentes necessários. A Figura 8 apresenta o manípulo desenvolvido.

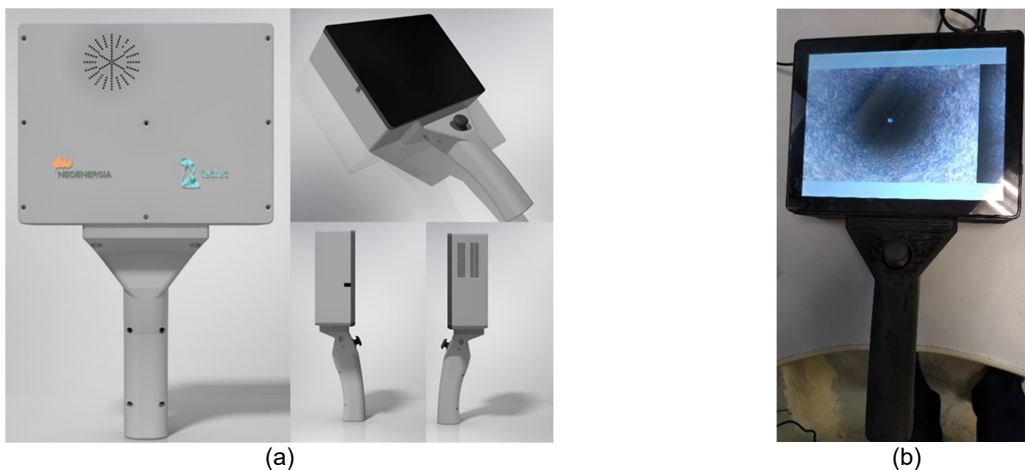


FIGURA 8 – Manípulo de operação: (a) em projeto 3D e (b) conjunto montado

FONTE: Do autor

A inovação principal aqui apresentada, é o desenvolvimento de um equipamento nacional com tecnologia capaz de possibilitar a inspeção de pequenas tubulações em locais de acesso restrito, além do diagnóstico automático de danos destas tubulações.

Com a disponibilização deste tipo de tecnologia nacional para inspeção industrial, abre-se a possibilidade de que as inspeções em tubulações de caldeiras sejam mais frequentes e mais decisivas. Desta forma, contribui com a redução de custos nas atividades de manutenção corretiva nos empreendimentos ligados à geração termoelétrica.



## 5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) C. C. Ferreira, "Inspeção de Equipamentos: Estudo de Casos," 2013.
- (2) R. Sampaio, "Inspeção visual," 2014.
- (3) P. C. da S. Telles, Tubulações Industriais - Cálculo, 9th ed. Rio de Janeiro, 2006.
- (4) A. F., J. P., and M. D., "HRSG Tube Failure Diagnostic Guide." Tetra Engineering Group, p. p 3-1 p 3-95, 2002.
- (5) K. Fujimoto, "VII Recommended Guidelines for the Care of Power Boilers," in ASME Boiler and Pressure Vessel Code - An International Code, no. March, 2010, pp. 1–4.
- (6) H. L. D. Cabral, "Desenvolvimento de Ferramentas Computacionais para Modelagem e Análise Automática de Defeitos de Corrosão em Dutos," Universidade Federal de Pernambuco, 2007.
- (7) C. R. Altafíni, "Curso de engenharia mecânica disciplina de máquinas térmicas apostila sobre caldeiras."
- (8) Associação Brasileira De Normas Técnicas (Abnt), "NBR 5413: Iluminância de interiores," p. 13, 1992.
- (9) M. D. de Araujo and A. R. da Silva, "Aplicação Conjugada das Técnicas de IRIS, Correntes Parasitas, Campo Remoto e MFL na inspeção de Tubos de Troca Térmica," 7o encontro Reg. end e Inspeção, no. September, pp. 0–15, 2009.
- (10) M. D. de Araujo and A. R. da Silva, "Exame Não Destrutivo de Tubos de Condensadores de Turbinas," 2015.
- (11) Y.-P. H. Y.-P. Huang, S.-W. L. S.-W. Luo, and E.-Y. C. E.-Y. Chen, "An efficient iris recognition system," Proceedings. Int. Conf. Mach. Learn. Cybern., vol. 1, no. November, pp. 4–5, 2002.
- (12) J. G. Martins, L. S. Oliveira, and R. Sabourin, "Combining textural descriptors for forest species recognition," IECON Proc. (Industrial Electron. Conf.), pp. 1483–1488, 2012.
- (13) R. Subban, N. Susitha, and D. P. Mankame, "Efficient iris recognition using Haralick features based extraction and fuzzy particle swarm optimization," Cluster Comput., pp. 1–12, 2017.
- (14) T. Li, S. Zhu, and M. Ogihara, "Using discriminant analysis for multi-class classification: An experimental investigation," Knowl. Inf. Syst., vol. 10, no. 4, pp. 453–472, 2006.
- (15) A. R. Yadav, R. S. Anand, M. L. Dewal, and S. Gupta, "Multiresolution local binary pattern variants based texture feature extraction techniques for efficient classification of microscopic images of hardwood species," Appl. Soft Comput. J., vol. 32, pp. 101–112, 2015.
- (16) S. Haykin, Redes Neurais: Princípios e Prática, 2a. Bookman, 2001.
- (17) M. R. Halfawy and J. Hengmeechai, "Automated defect detection in sewer closed circuit television images using histograms of oriented gradients and support vector machine," Autom. Constr., vol. 38, pp. 1–13, 2014.

## 6 DADOS BIOGRÁFICOS



GELSON LUIZ CARNEIRO – Possui graduação em Engenharia de Controle e Automação (Mecatrônica) pela Pontifícia Universidade Católica do Paraná (2004). É pesquisador pleno do LACTEC. Atua na coordenação de projetos de PD&I e atua com o desenvolvimento de sistemas de condicionamento e processamento de sinais, desenvolvimento de sistemas embarcados, controle de processos, instrumentação, robótica e inteligência artificial.



RODRIGO PALUDO – É formado em Física pelo Centro Universitário Diocesano do Sudoeste do Paraná UNICS (2003). Possui especialização em Ensino de Física pela Faculdade Estadual de Educação Ciências e Letras de Paranavá FAFIPA (2004) e Mestrado pela UFPR no programa de Pós Graduação em Engenharia (2009). Atualmente leciona Física e atua como pesquisador do LACTEC. Desde 2007 trabalha no desenvolvimento e coordenação de projetos de P&D nas áreas de energias Solar, Eólica e Hidráulica.



TIAGO FRANCESCOINI – É doutor em Engenharia de Produção e Sistemas (2018) e Engenheiro de Controle e Automação (2004). Todos os títulos foram obtidos na Pontifícia Universidade Católica do Paraná (PUCPR). Atua nas áreas de desenvolvimento de produto, simulação de eventos discretos e projeto mecânico. É pesquisador pleno do LACTEC. Professor adjunto na PUCPR ministra aulas na graduação e especialização, foi integrante da comissão estratégica de coordenadoria de carga horária e atualmente atua como coordenador do núcleo comum das engenharias na PUCPR.

DANIEL VRIESMAN – Formado em Engenharia de Computação na Universidade Estadual de Ponta Grossa (UEPG) e mestre em Engenharia Elétrica com ênfase em visão computacional e *machine learning* pela Universidade Federal do Paraná (UFPR). Atualmente atua como pesquisador no *Technische Hochschule Ingolstadt* (Alemanha), atuando em projetos na área de visão computacional, aprendizado de máquina, reconhecimento de

imagens, processamento digital de imagens.