



**XXIV SNPTEE
SEMINÁRIO NACIONAL DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

CB/GTL/18

22 a 25 de outubro de 2017
Curitiba - PR

GRUPO - XV

GRUPO DE ESTUDO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO E TELECOMUNICAÇÃO PARA SISTEMAS ELÉTRICOS - GTL

VIDEOMONITORAMENTO COM RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO DE IMAGENS PARA SUPORTE À OPERAÇÃO DE DISPOSITIVOS EM SUBESTAÇÕES

**Lourival Lippmann Jr. (*), Bruno Marchesi,
Rafael Wagner, Eliane Custódio, Felipe Heuer,
Dilmari Seidel, Fábio Salles, Cretan Oliveira**
LACTEC

Luis Gabriel R. Martini

COPEL

Bogdan Tomoyuki Nassu

UTFPR

RESUMO

Os processos de automação têm propiciado a melhoria dos índices de qualidade para os consumidores, ao mesmo tempo em que reduz os custos operacionais. Porém, a ausência completa do ser humano tende a dificultar a observação de situações imprevistas em dispositivos de subestações. O objetivo deste projeto foi desenvolver um sistema de captura e processamento de imagens em tempo real, que permite ao Centro de Operação identificar o real estado dos dispositivos em uma subestação, através do reconhecimento automático de padrões de imagem, mesmo em situações atmosféricas adversas como chuva, neblina ou reflexos de sol com nuvens.

PALAVRAS-CHAVE

Automação, Aprendizado de máquinas, Visão computacional

1.0 - INTRODUÇÃO

Apesar de a maioria das subestações e usinas de energia elétrica em nosso país apresentar um elevado grau de automatização, dispensando a necessidade de operadores locais, existem ainda chaves seccionadoras manuais ou automatizadas que necessitam supervisão visual. Após uma manutenção preventiva ou corretiva, certos estados de dispositivos podem ser alterados devido a manobras locais que não tenham sido porventura corretamente reportadas ao Centro de Operação respectivo. Ou seja, o estado atual pode não conferir com o último estado registrado no Centro de Operação. Independente do motivo que acabou provocando um estado inconsistente em uma chave, quanto antes esta informação estiver disponibilizada ao Centro de Operação, tanto mais rapidamente poderão ser tomadas as medidas corretivas, visando reduzir ao máximo o tempo de indisponibilidade do fornecimento de energia.

O objetivo deste projeto, então, foi desenvolver um sistema de captura e reconhecimento de imagens em tempo real, que permita ao Centro de Operação, remotamente, a qualquer momento, obter informações corretas sobre o real estado dos dispositivos que fazem parte dos circuitos elétricos em uma subestação, através da captura e reconhecimento de imagem, mesmo em situações atmosféricas adversas como chuva, neblina ou reflexos de sol com nuvens. Como subproduto este sistema permite também melhorar a segurança patrimonial.

2.0 - DESENVOLVIMENTO DA PESQUISA

2.1 Abordagem para reconhecimento do estado de chaves a partir de imagens

A análise automática de imagens em ambientes abertos costuma ser desafiadora, por conta de aspectos tais como variações de iluminação, chuva, neblina e a presença de elementos imprevisíveis (animais, vegetação, etc.). No caso específico do reconhecimento do estado de chaves, existem ainda outros desafios adicionais. O ambiente de

(*) Institutos LACTEC Av. Comendador Franco, n° 1341 – CEP 80.215-090 Curitiba, PR, – Brasil
Tel: (+55 41) 3361-6738 – Fax: (+55 41) 3361-6143 – Email: Lourival.lippmann@lactec.org.br

uma subestação possui um grande número de estruturas agrupadas, resultando em imagens com muitos objetos próximos e sobrepostos. Além disso, as chaves e dispositivos a serem identificados não têm muitas características que os distingam dos arredores – elas não possuem uma cor especial, o seu formato é relativamente simples, e mesmo chaves de um mesmo tipo mas de diferentes modelos apresentam variação de aspecto entre si. Dados os desafios mencionados acima, uma abordagem que se baseasse na localização completamente automática das chaves, sem qualquer informação adicional, estaria sujeita a um grande número de problemas, impedindo a sua utilização na prática. Uma estratégia que poderia ser empregada seria adicionar às chaves elementos que as destacassem de outros equipamentos e estruturas, como etiquetas ou marcadores contendo cores ou padrões específicos. Entretanto, este tipo de estratégia levanta preocupações a respeito da instalação e manutenção, já que os identificadores das chaves precisariam se manter visíveis, sem exigir intervenções. A abordagem proposta combina o processamento de imagens com informações iniciais dadas ao sistema sobre as chaves presentes em uma subestação. Estas informações são fornecidas apenas durante a instalação do sistema, e não exigem quaisquer alterações nas chaves propriamente ditas. Além disso, o sistema utiliza técnicas de aprendizado de máquinas para produzir modelos computacionais a partir de chaves cujo estado é conhecido, combinando estes modelos e as informações dadas durante a instalação para reconhecer o estado das chaves em uma imagem de entrada. Os modelos são baseados no formato das chaves, que produz certos padrões de contraste, principalmente ao longo de uma barra alongada e reta.

O diagrama da Figura 1a ilustra os elementos da abordagem completa, que serão detalhados nas próximas seções.

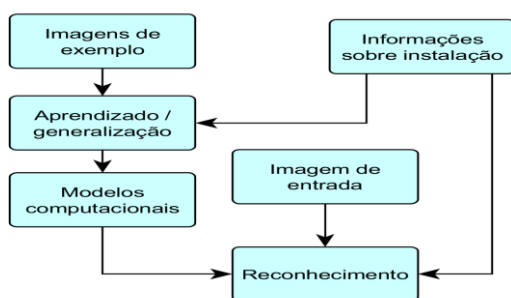


FIGURA 1 – (a).

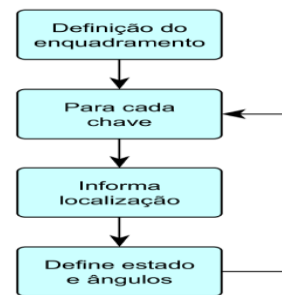


FIGURA 1 – (b).

2.2 Instalação do sistema

O responsável deve fornecer certas informações para que o algoritmo de processamento de imagens saiba onde estão e como são as chaves cujo estado deve ser monitorado posteriormente, conforme os passos da Figura 1b.

São definidos enquadramentos que mostrem grupos de chaves ocupando grande parte da imagem, como mostra a Figura 2. Este tipo de enquadramento pode ser obtido usando câmeras com controle de apontamento (PTZ – pan, tilt & zoom).



FIGURA 2 – Enquadramento de um grupo de 6 chaves.

Tendo definidos os enquadramentos, cada chave deve ser associada a certos dados, todos informados manualmente, via software, pelo responsável pela instalação do sistema: identificador da chave no sistema; dois segmentos de reta sobre as laterais da chave; um ponto central para rotação; estado atual da chave; ângulos para chave aberta / fechada. Os dois segmentos de reta e o ponto central para rotação de uma chave indicam a localização da chave na imagem, como mostra a Figura 3a.



FIGURA 3 – (a).



FIGURA 3 – (b).

Tendo definida a localização da chave na imagem, o responsável pela instalação do sistema informa o estado atual da chave (aberta ou fechada). Com base nos dados já fornecidos, o sistema computa o ângulo do corpo da chave na imagem quando ela está no estado atual. O usuário então informa ao sistema como seria o aspecto aproximado da chave no outro estado. Isto é feito rotacionando o corpo da chave ao redor do ponto central para rotação, como exemplificado na Figura 3b. O ângulo desta rotação também é armazenado.

O procedimento acima deve ser repetido para cada chave. Deve-se ressaltar que ele é realizado uma única vez.

2.3 Aprendizado de máquinas

Antes de entrar em operação, o sistema precisa ser “treinado” por algoritmos de aprendizado de máquinas. O objetivo deste passo é que o sistema generalize, a partir de exemplos, uma descrição para o aspecto das chaves que estão sendo monitoradas. Os algoritmos recebem como entradas as informações fornecidas durante a instalação do sistema, além de um conjunto de imagens de exemplo, capturadas automaticamente. Como saída, são produzidos modelos computacionais que descrevem as chaves. O diagrama da Figura 4 mostra os passos da fase de aprendizado de máquinas.

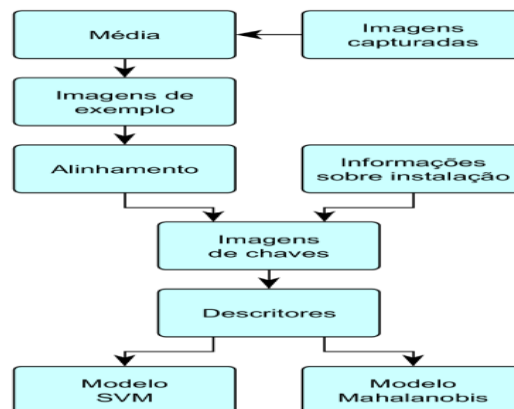


FIGURA 4 – Passos para o treinamento de modelos computacionais.

As imagens usadas durante o treinamento são simplesmente imagens capturadas pelo sistema. É essencial que estas imagens mostrem diversas chaves diferentes – do contrário, os algoritmos podem ser levados a descrever objetos ao redor e ao fundo de uma chave particular como sendo parte da chave. Também é importante que as imagens mostrem chaves sob diferentes condições de iluminação e clima. De forma geral, o ideal é que as imagens de exemplo sejam representativas das possíveis variações de aspecto e posicionamento que podem ser encontradas na prática. Para redução de ruídos, especialmente em condições de baixa iluminação, cada imagem de exemplo é gerada como a média de várias capturas consecutivas (100, nos nossos testes), realizadas em um curto intervalo de tempo. Além de reduzir ruídos, isto faz com que objetos que se movem entre uma captura e outra apareçam de forma tênue nas imagens de exemplo. Isso ajuda a isolar as chaves, que permanecem imóveis, de outros elementos no seu entorno, como chuva e vegetação que balança ao vento. A Figura 5a ilustra a diferença entre uma captura única (à esquerda) e a média de 100 capturas (à direita), realizadas sob baixa iluminação.

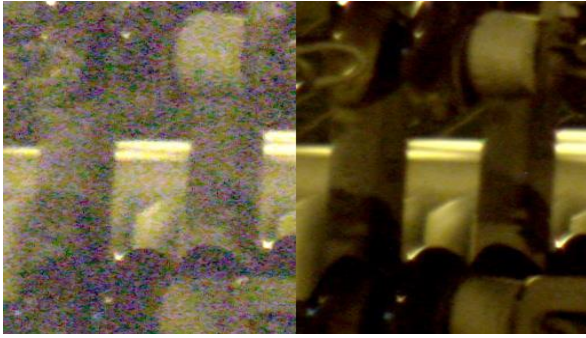


FIGURA 5 – (a).

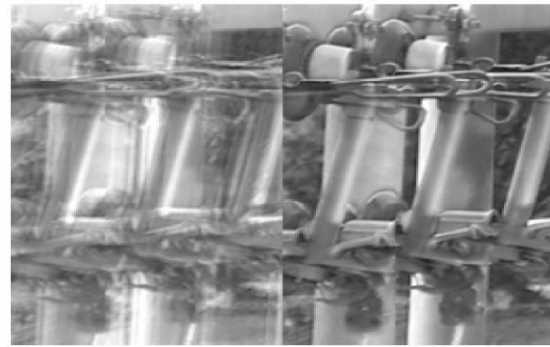


FIGURA 5 – (b).

Reproduzir precisamente os enquadramentos definidos durante a instalação do sistema requer o uso de equipamentos de alta precisão e alto custo. Equipamentos de custo menor são capazes de reproduzir enquadramentos apenas de forma aproximada. Esta imprecisão faz com que a localização de cada chave nas imagens varie, prejudicando a qualidade dos resultados produzidos pelo sistema. Para combater esta limitação, cada imagem de exemplo é alinhada a uma referência antes de ser usada. A imagem de referência é uma imagem obtida durante a instalação do sistema, descrita na seção anterior. Para o alinhamento das imagens, foi utilizado um algoritmo de registro de imagens baseado na correlação de fase [1]. Este algoritmo utiliza a transformada rápida de Fourier bidimensional [2], e se baseia no fato de que imagens que diferem somente por um fator de translação produzem espectros com magnitude semelhante (idêntica, no caso de deslocamentos circulares), mas com diferenças relativas de fase. Em casos reais, as imagens de exemplo e a referência para o alinhamento podem diferir em outros aspectos além da translação, em especial, iluminação e ajustes de foco. Mesmo assim, o conteúdo das cenas é parecido o suficiente para que o algoritmo de correlação de fase funcione. Para ilustrar a redução nas variações de enquadramento obtidas com o uso do algoritmo de alinhamento, a Figura 5b mostra a média de um conjunto de 200 imagens, capturadas sob diferentes iluminações, obtida antes (esquerda) e depois (direita) do alinhamento.

Após o alinhamento, as imagens de exemplo são rotacionadas e recortadas, com base nas localizações e nos ângulos de rotação fornecidos durante a instalação do sistema. Para cada chave em cada imagem de exemplo, é produzida uma imagem contendo o corpo da chave centralizado e mostrado na posição horizontal. A Figura 6a mostra alguns exemplos de imagens produzidas seguindo este procedimento, redimensionadas, rotacionadas e recortadas.

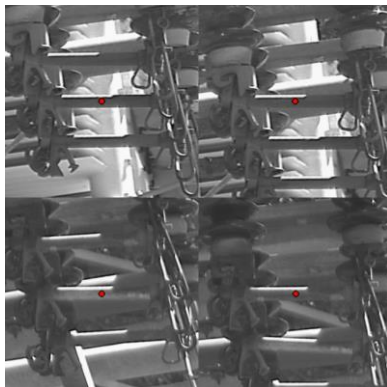


FIGURA 6 – (a).

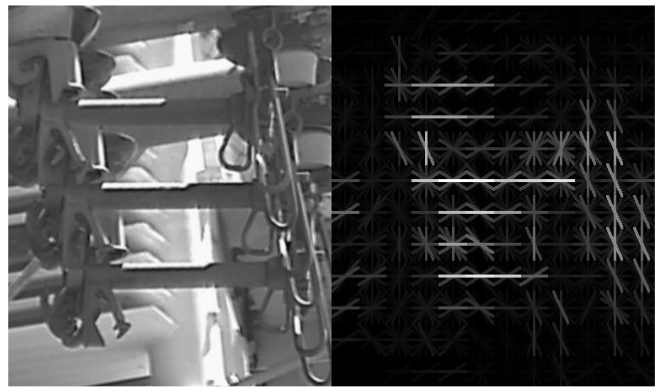


FIGURA 6 – (b).

Para cada imagem contendo uma chave, é computado um descritor. Como todas as imagens são rotacionadas e recortadas para mostrar uma chave centralizada e na horizontal, esperam-se encontrar certos padrões de contraste em comum entre as imagens, especialmente, nas laterais dos corpos das chaves. O objetivo do treinamento é identificar padrões que se repetem entre várias imagens, separando aqueles gerados pelo aspecto das chaves daqueles gerados por objetos ao fundo, sombras, etc. Para computar os descritores, foi utilizada uma versão modificada do algoritmo SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [3]. Esta versão modificada particiona a imagem dada em um grid, contendo 12×12 sub-regiões. Para cada sub-região, é criado um histograma de orientações dos gradientes [2], que codifica a intensidade e a direção do contraste naquela sub-região. O histograma para cada sub-região possui 8 faixas de valores, referentes a orientações em passos de $22,5^\circ$, no intervalo $[0^\circ, 180^\circ)$. Os gradientes são ajustados de forma que variações de claro para escuro e de escuro para claro produzam a mesma orientação (ou seja, uma borda com um determinado ângulo produzirá o mesmo gradiente, independente do corpo da chave ser mais claro ou mais escuro que o fundo). Os descritores são normalizados, para atenuar diferenças causadas por variações globais de iluminação. Ao final do procedimento,

para cada imagem terá sido gerado um vetor contendo $12 \times 12 \times 8 = 1152$ valores, obtido concatenando-se os valores de todos os histogramas. A Figura 6b mostra um exemplo de descritor para uma imagem. Os descritores gerados são então fornecidos como exemplos de treinamento para dois algoritmos de aprendizado de máquinas. O primeiro algoritmo gera uma SVM (Support Vector Machine) [4], um classificador largamente utilizado para reconhecimento de imagens. A SVM é capaz de identificar se um descritor dado é ou não similar aos descritores observados durante o treinamento – ou seja, se ele foi computado de uma imagem contendo uma chave centralizada e na horizontal. Para isso, a SVM exige também exemplos negativos, que foram fornecidos em quantidade igual aos exemplos positivos, com descritores computados a partir de regiões aleatórias da imagem.

O segundo algoritmo de aprendizado de máquinas produz um descritor médio e uma matriz de covariância [6] a partir dos descritores dados como exemplos de treinamento. O descritor médio é um vetor contendo 1152 valores, com a média dos valores dos descritores dados como entrada. A matriz de covariância é uma matriz contendo $1152 \times 1152 = 1.327.104$ valores, que codifica a dispersão dos valores ao redor da média. De forma intuitiva, o descritor médio e a matriz de covariância descrevem uma distribuição Gaussiana com 1152 dimensões. Este modelo computacional pode ser usado em conjunto com a distância de Mahalanobis [5][6], uma generalização multidimensional do conceito de medir a distância de uma amostra (ou seja, um descritor) até o centro de uma distribuição (o descritor médio) em função de um número de desvios-padrão. Assim como a SVM, este modelo computacional permite identificar se um descritor dado é ou não similar aos descritores observados durante o treinamento. Os dois modelos computacionais foram treinados de forma a identificar imagens contendo chaves que aparecem centralizadas e na horizontal, distinguindo estas imagens de outras. Uma abordagem alternativa seria tentar discriminar entre a aparência de chaves abertas e fechadas. Entretanto, em testes iniciais, observou-se que a grande variação de ângulos de inclinação com os quais as chaves podem surgir nas imagens prejudica severamente a capacidade de generalização dos algoritmos de aprendizado de máquinas. Mais que isso, dependendo da posição da câmera, uma chave fechada pode produzir um descritor bastante semelhante àquele produzido por uma outra chave aberta. Desta forma, optou-se por modelos que identificam descritores com características mais restritas, mas com maior robustez. O procedimento para treinamento do sistema é realizado em um estágio anterior à sua operação. Em um cenário ideal, ele será realizado uma única vez, em uma instalação de teste, com os modelos computacionais aprendidos podendo ser reaproveitados nas demais instalações. Entretanto, como discutido na seção de testes e resultados, até o momento foram realizados testes de campo considerando apenas uma localidade e um único modelo de chave. É possível que o treinamento precise ser repetido para cada nova instalação, ou para cada modelo de chave. Estas questões serão investigadas futuramente.

2.4 Reconhecimento do estado das chaves

Durante a operação normal do sistema, ele deve identificar o estado das chaves da subestação com base nos modelos computacionais aprendidos durante o treinamento, assim como nas informações fornecidas durante a instalação.

Os passos iniciais são semelhantes àqueles seguidos durante o treinamento. Para cada grupo de chaves, o sistema reproduz o enquadramento que havia sido informado durante a instalação. As imagens de entrada são produzidas como a média de várias capturas, para reduzir a presença de ruído e o impacto de objetos que se movem nas proximidades das chaves. Elas são alinhadas a uma imagem de referência, para reduzir o impacto da dificuldade de se reproduzir exatamente os mesmos enquadramentos. Em princípio, seria possível testar somente dois ângulos de inclinação para cada chave – referentes à chave fechada e aberta. Entretanto, na prática é necessário realizar mais testes, sob o risco de falhas causadas por detecções espúrias ("falsos positivos"). Desta forma, são testados dois conjuntos de ângulos de inclinação: um para ângulos próximos àquele que a chave tem quando está fechada, e outro para ângulos próximos àquele que a chave tem quando está aberta. A Figura 7a mostra algumas imagens geradas seguindo este procedimento, com 3 imagens de cada conjunto de chaves, aberta (à esquerda) e fechada (à direita). Nos testes realizados, consideramos 7 ângulos de inclinação para cada conjunto, variando em passos de 1° .



FIGURA 7 – (a).

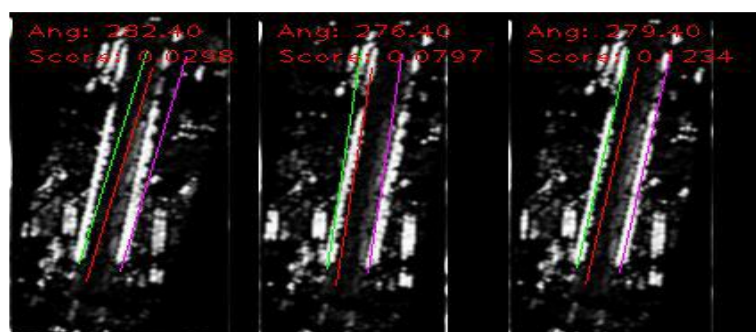


FIGURA 7 – (b).

Para cada imagem de teste gerada, é computado um descritor, seguindo o mesmo procedimento adotado durante o treinamento. Os descritores então podem ser testados usando os modelos computacionais aprendidos. Estes testes produzem uma pontuação para cada descritor, com as melhores pontuações sendo obtidas pelos descritores computados a partir de imagens semelhantes aos exemplos positivos usados no treinamento. Por exemplo, na Figura 7a, mostrada anteriormente, as melhores pontuações seriam obtidas para os descritores computados do conjunto de imagens à direita. Isto indica que é mais provável que esta chave esteja fechada. Quando identifica-se que uma chave está provavelmente fechada, o sistema segue para um passo de refinamento, que tenta indicar o ângulo de inclinação exato da chave. Neste passo, novamente são testados diversos ângulos de inclinação possíveis, com uma pontuação sendo calculada para cada posição. Nos testes, o refinamento foi realizado considerando 13 inclinações, com passos de $0,5^\circ$ no intervalo $[\theta-3^\circ, \theta+3^\circ]$, onde θ é o ângulo que a chave tem quando está fechada (dado fornecido durante a instalação do sistema). Para determinar a pontuação para uma inclinação testada durante o refinamento, localizamos apenas os dois segmentos de reta nas laterais do corpo da chave. Para isso, para cada ângulo de inclinação α , computamos a magnitude dos gradientes cuja orientação está nos intervalos $[\alpha+80^\circ, \alpha+100^\circ]$ ou $[\alpha-80^\circ, \alpha-100^\circ]$. Escolhemos estes valores porque os gradientes sobre um segmento de reta em uma imagem possuem magnitude alta e orientação aproximadamente perpendicular ao ângulo da reta [2]. Somamos então as magnitudes dos gradientes próximos aos dois segmentos de reta que estariam sobre a lateral da chave se ela estivesse com o ângulo de inclinação testado. A pontuação final é dada por esta soma. Quando a inclinação testada for próxima à inclinação real da chave, esta abordagem produzirá muitos gradientes com magnitude alta e orientação aproximadamente perpendicular sob os segmentos de reta nas laterais da chave, resultando em uma pontuação mais alta. A Figura 7b mostra a pontuação calculada para 3 inclinações.

A posição com a maior pontuação é tomada como a provável posição da chave naquele instante. Para obter uma precisão maior do que seria possível apenas testando posições em passos discretos (por exemplo, de $0,5^\circ$), é realizada uma interpolação dos resultados, encontrando-se o vértice de uma parábola ajustada ponto a ponto, junto das posições vizinhas. Com isso, tem-se o ângulo provável da chave em um dado instante de tempo. Este ângulo pode ser então comparado com o ângulo que a chave teria se estivesse fechada, e pode-se determinar se ela está de fato fechada, ou se está apenas tocando no ponto de contato, mas sem encaixe completo.

3.0 - TESTES E RESULTADOS

Testes de campo foram realizados com a abordagem proposta, com imagens capturadas na subestação dos Institutos Lactec, na cidade de Curitiba/PR. A implementação foi feita em um computador pessoal comum, usando a linguagem C++ e a biblioteca OpenCV [6] para manipulação básica de imagens. Quanto às câmeras usadas, após extensa pesquisa no mercado, incluindo-se fornecedores internacionais, foi selecionado o modelo VIP E5220 Intelbras que, além de apresentar resolução e qualidade de imagem adequadas às demandas deste projeto, tem mostrado excelentes características adicionais, como resolução e precisão do PTZ em décimo de grau angular. Uma unidade VIP E5220 foi instalada na SE Lactec, cuja visão panorâmica (abertura máxima) é apresentada na Figura 8. O ponto de instalação foi determinado com base no que se estima ser o pior caso a ser encontrado em campo, isto é, a maior distância linear e a maior angulação câmera-chave. Considera também a necessidade da cota vertical de instalação ser superior ao plano das chaves, de modo a evitar que o sensor da câmera seja, a qualquer momento, apontado diretamente para o Sol, com risco de dano ao seu sensor óptico. Além disso, após testes de captura durante a noite, identificou-se a necessidade de instalação de iluminadores. Assim, foram pesquisadas diferentes tecnologias de iluminadores, quais sejam: vapor de sódio (HST – High Pressure Sodium Tubular), infravermelho e LED, sendo que estes a LED com certificação de uso IP65 e potências de 50W e 100W mostraram-se com excelente relação custo/benefício, 7500 lumens de fluxo luminoso (para a de 100W) e 12 anos de vida útil para uma relação diária de 8 horas aceso e 16 horas apagado. A iluminação é setorial angular, motivo pelo qual não é requerido um iluminador para cada chave, reduzindo-se assim os custos de implantação do projeto.



FIGURA 8 – Visão panorâmica a partir da câmera usada nos testes de campo na SE dos Institutos Lactec.

Foram capturadas imagens usando dois enquadramentos diferentes, mostrando dois conjuntos de chaves, cada um contendo 9 chaves. As imagens foram obtidas em dois intervalos de tempo distintos, primeiro entre 01/07/2016 e 12/07/2016, e depois entre 16/08/2016 e 31/08/2016. Isto permitiu a aquisição de imagens em uma grande variedade de condições climáticas e níveis de iluminação. As imagens possuem resolução de 1920x1080 pixels, e são disponibilizadas pela câmera já comprimidas, no formato JPEG. As Figuras 9a e 9b mostram exemplos de imagens capturadas nos dois enquadramentos.



FIGURA 9 – (a).



FIGURA 9 – (b).

Foram usadas 1000 imagens de entrada, todas diferentes dos exemplos usados no treinamento, resultando em um total de 9000 imagens de 18 chaves diferentes. Destas, 9 chaves (4500 imagens) são mostradas com o mesmo enquadramento dos exemplos de treinamento (ver Figura 9a), enquanto que as outras 9 chaves (também 4500 imagens) são chaves diferentes daquelas observadas no treinamento (ver Figura 9b). Este conjunto permite avaliar o desempenho da abordagem não somente para diferentes condições de iluminação e clima, mas também o poder de generalização dos modelos para chaves nunca observadas.

A Figura 10a mostra uma região de uma imagem, contendo 3 chaves, cujo enquadramento original foi com nove chaves, na qual a detecção foi realizada.

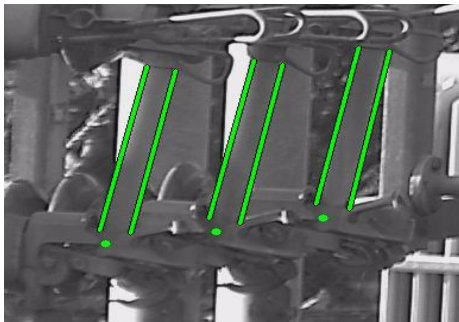


FIGURA 10 – (a).

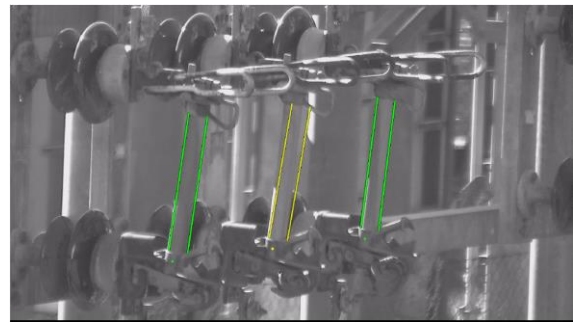


FIGURA 10 – (b).

A classificação inicial, considerando apenas chaves abertas e fechadas, se mostrou satisfatória neste cenário – nos 9000 casos de teste, não ocorreu nenhuma classificação incorreta, mesmo usando somente um dos modelos computacionais aprendidos (SVM ou descritor médio + matriz de correlação). Nos exemplos usados não existiam chaves “quase fechadas”. Para avaliar o refinamento, foi medida a diferença entre os ângulos detectados e os ângulos reais das chaves nas imagens. Nestes casos, em 8,64% dos casos de teste o sistema indicou erroneamente que chaves fechadas estavam “quase fechadas”. Em mais de 99% destes casos, a diferença entre o ângulo medido e o ângulo real ficou abaixo de $2,94^\circ$. Dois motivos principais foram observados para estes erros. O primeiro motivo é a presença de sombras no corpo da chave, que gera retas com alto contraste que são confundidas com as laterais da chave. O segundo motivo são pequenas variações de enquadramento, que permanecem mesmo com o uso do algoritmo de alinhamento – como as chaves ocupam uma região pequena das imagens, mesmo variações de poucos pixels podem levar as diferenças em torno de 2° ou 3° entre o ângulo medido e o real. Para reduzir os problemas causados por pequenas variações no alinhamento, foram realizados testes usando um enquadramento diferente, mostrando grupos de apenas 3 chaves, com um nível maior de zoom, exemplificado na Figura 10b. Nos testes realizados com estas imagens, o número de erros caiu para apenas 6 casos (0,31% do total), todos causados pela presença de sombras sobre o corpo da chave.

Os testes realizados com o enquadramento sugerem que resultados melhores podem ser obtidos simplesmente mostrando menos chaves por enquadramento. Esta decisão deve também levar em conta o aumento no número de imagens a se processar, e consequente aumento no uso de banda de dados e no custo computacional. Foram capturadas imagens de chaves fusível, diferentes das chaves seccionadoras que são o alvo final do projeto. Esta escolha foi feita por conta da facilidade de acesso e da indisponibilidade de um ambiente preparado para capturar imagens de chaves seccionadoras. Mesmo assim, convém ressaltar que o ambiente ao redor das chaves observadas é o mesmo; que foi observada uma grande variedade de condições de iluminação; e que as chaves presentes nas imagens possuem várias características em comum com as chaves seccionadoras, como a existência de uma barra central e a presença de uma argola para manipulação por uma vara de manobra. A

princípio, a abordagem proposta funciona para qualquer tipo de chave, desde que sejam fornecidos exemplos de treinamento adequados. Entretanto, é possível que ajustes sejam necessários durante a validação. Para validar o conceito da aplicação desta tecnologia de reconhecimento de padrões, foi escolhida uma subestação localizada em Curitiba (SE Parolin). Nesta SE estão sendo instaladas oito câmeras no total, sendo quatro com PTZ (pan, tilt & zoom) e quatro fixas. Nesta subestação têm-se duas linhas horizontais formadas por 12 alimentadores, com 3 chaves de cada lado do barramento, totalizando, portanto, 72 chaves a serem monitoradas pelas câmeras PTZ. Além disso, serão monitoradas também as chaves gerais dos dois transformadores principais da SE, com duas câmeras fixas para cada transformador. A Figura 11 ilustra o projeto de monitoração de todas as chaves de operação manual nesta SE, na qual se observa: em primeiro plano, a linha de chaves manuais a serem observadas e monitoradas; nos setores 1 e 2 indicados estão as estruturas dos suportes e postes de sustentação para câmeras e iluminadores.



FIGURA 11 – Imagem geral do posicionamento 3D.

4.0 - CONCLUSÃO

O resultado prático obtido com mais de 9000 imagens capturadas sob condições adversas provou que é possível o reconhecimento do real estado (aberto ou fechado) de chaves seccionadoras de operação manual com taxa de erro inferior a 0,07%, desde que sejam implantados mecanismos de captura de imagem com iluminadores adequados e algoritmos de processamento de imagem como os desenvolvidos e avaliados neste projeto.

5.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) STONE, H. A Fast Direct Fourier-Based Algorithm for Subpixel Registration of Images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, V. 39, No. 10, Oct. 2001, pp.2235-2242.
- (2) GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. Processamento Digital de Imagens, 3a ed. Pearson, 2008.
- (3) LOWE, D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International Journal of Computer Vision, 60, 2 (2004), pp. 91-110.
- (4) CORTES, C.; VAPNIK, V. Support-vector networks. Machine Learning, 20, 3, pp.273–297, 1995.
- (5) MAHALANOBIS, P. C. On the generalised distance in statistics. Proceedings of the National Institute of Sciences of India. 2 (1), pp.49–55, 1936.
- (6) BRADSKI, G; KAEHLER, A. Learning OpenCV: Computer Vision in C++ with the OpenCV Library.
- (7) NASSU, B. T.; UKAI, M. . Rail Extraction for Driver Support in Railways. In: IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2011, Baden-Baden. Proceedings of the 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2011.
- (8) LIPPMANN JR, L. ; WAGNER, R. ; CUSTODIO, E. S. ; ARAUJO, D. F. ; CESCHIN, J. G. . Diminuição dos custos de manutenção com a substituição de baterias por supercapacitores. In: Anais do XXIII SNTPEE, 2015.
- (9) MARCHESI, B.; STELLE, A. L. ; LOPES, H. S. . Detection of Epileptic Events using Genetic Programming. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, v. 1, p. 1198-1201, 1997.
- (10) ONS ; Agentes ; MARTINI, L. G. R. . Proposta Anual de Ampliações e Reforços nas Instalações de Transmissão não Integrantes da Rede Básica - PAR DIT 2009-2011 (Região Sul e Mato Grosso do Sul). 2008.

6.0 - DADOS BIOGRÁFICOS



Lourival Lippmann Junior, nascido em Curitiba/PR em 1956, graduado em Engenharia Eletrônica pelo Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA) em 1980, pós-graduado Mestre em Engenharia Elétrica e Informática Industrial pela UTFPR em 1993. Tem experiência na área de Energia e Computação, com ênfase em Arquitetura de Sistemas, redes de comunicação, redes inteligentes para setor elétrico - smart grids, instrumentação, medição, supervisão e automação de sistemas de energia, processamento de imagens e arquiteturas paralelas com DSP.



Luís Gabriel Rodrigues Martini, nascido em Jacarezinho/PR em 1982, graduado em Engenharia Industrial Elétrica – Ênfase em Eletrotécnica pela Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) em 2007, pós-graduado Especialista em Automação Industrial pela UTFPR em 2012. Tem experiência nas seguintes áreas relacionadas à distribuição de energia elétrica: automação e proteção de redes e subestações, redes e protocolos de comunicação, redes inteligentes – smart grids, redes subterrâneas e processamento de imagens.



Bruno Marchesi, nascido em Curitiba/PR em 1973, graduado em Engenharia Industrial Elétrica – Eletrônica/Telecomunicações pela UTFPR em 1996, pós-graduado Mestre em Engenharia pela UTFPR em 1998. Atua com P&D em algoritmos para processamento de sinais, imagens e de inteligência artificial, desenvolvimento de softwares aplicativos e embarcados em C, C++, projetos, testes e desenvolvimento de circuitos analógicos e digitais, desenho de placas de circuito impresso e acompanhamento de processos.



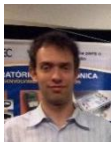
Rafael Wagner, nascido em Curitiba/PR em 1976, graduado em Engenharia de Computação pela PUC-PR em 1999, pós-graduado Especialista em Engenharia de Produção pela PUC-PR em 2001. Atua com P&D há mais de 16 anos em eletrônica e informática. Premiado em 2016 com o Smart Grids Excellence Awards da 14th Latin American Utility Week.



Eliane Silva Custodio, nascida em Ivaiporã/PR em 1980, graduada em Engenharia Elétrica pela Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) em 2008, pós-graduada Mestre em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Paraná (UFPR) em 2013. Experiente em eletrônica aplicada, principalmente em microcontroladores, firmware, eletrônica analógica, engenharia de proteção e sistemas de potência.



Dilmari Seidel, nascida em Curitiba/PR em 1981, graduada em Bacharelado em Ciência da Computação pela Universidade Federal do Paraná (UFPR) em 2004 e pós-graduada Especialista em MBA de Gestão de Projetos pela Universidade Positivo em 2015. Atua em P&D em softwares embarcados, sistemas operacionais Linux, linguagens orientadas a objetos Java, C/C++, Python, bancos de dados relacionais, sistemas inteligentes de comunicação, automação e aplicação de ferramentas de inteligência artificial para tomada de decisão.



Felipe Heuer, nascido em Curitiba/PR em 1982, graduado em Engenharia de Computação pela Universidade Católica do Paraná em 2006, pós-graduado Especialista em Projeto e Construção de Sistemas Embarcados pela Universidade Positivo em 2012, pós-graduado MBA em Gestão de Projetos pela Universidade Positivo em 2015. Atua em Engenharia Eletrônica e Computação, com ênfase em Sistemas Embarcados, redes de comunicação, redes inteligentes, automação de sistemas e redes neurais.



Cretan Pires de Oliveira, nascido em Curitiba/PR em 1980, graduado em Engenharia de Computação pela Universidade Positivo em 2009, pós-graduado Especialista em Desenvolvimento de Sistemas Embarcados pela Universidade Positivo em 2012. Atua com P&D em eletrônica e informática, realizando: desenvolvimentos de softwares aplicativos e embarcados em linguagem C, C++, C#, bancos de dados SQL, desenvolvimento de hardware analógico e digital microprocessado.



Bogdan Tomoyuki Nassu, nascido em Curitiba/PR em 1980, possui graduação (2003) e mestrado (2005) em Ciência da Computação pela Universidade Federal do Paraná, e doutorado em Estudos Avançados Interdisciplinares pela Universidade de Tokyo (2008). Tem experiência na área de Ciência da Computação, com ênfase em visão e inteligência computacional.



Fábio Andrey Salles, nascido em 30 de junho de 1982. Graduado em Engenharia de Computação pela Pontifícia Universidade Católica do Paraná (PUC-PR) em 2009, e Técnico em Eletrônica pelo CEFET-PR em 2002. Mestrando em Desenvolvimento de Tecnologias nos Institutos LACTEC. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica e de Computação, com ênfase em desenvolvimento de Sistemas Multiplataforma, redes de comunicação, redes inteligentes para setor elétrico - smart grids, processamento de imagem, visão e inteligência computacional.