

Luís Fernando Paulista Cotian

(Organizador)

Engenharias, Ciência e Tecnologia 3

Atena Editora 2019

2019 by Atena Editora

Copyright © da Atena Editora

Editora Chefe: Prof^a Dr^a Antonella Carvalho de Oliveira Diagramação e Edição de Arte: Geraldo Alves e Lorena Prestes Revisão: Os autores

Conselho Editorial

Prof. Dr. Alan Mario Zuffo – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul Prof. Dr. Álvaro Augusto de Borba Barreto – Universidade Federal de Pelotas Prof. Dr. Antonio Carlos Frasson – Universidade Tecnológica Federal do Paraná Prof. Dr. Antonio Isidro-Filho – Universidade de Brasília Prof^a Dr^a Cristina Gaio – Universidade de Lisboa Prof. Dr. Constantino Ribeiro de Oliveira Junior – Universidade Estadual de Ponta Grossa

Prof^a Dr^a Daiane Garabeli Trojan – Universidade Norte do Paraná
Prof. Dr. Darllan Collins da Cunha e Silva – Universidade Estadual Paulista
Prof^a Dr^a Deusilene Souza Vieira Dall'Acqua – Universidade Federal de Rondônia
Prof. Dr. Eloi Rufato Junior – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Fábio Steiner – Universidade Estadual de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Gianfábio Pimentel Franco – Universidade Federal de Santa Maria

Prof. Dr. Gilmei Fleck – Universidade Estadual do Oeste do Paraná
Profa Dra Girlene Santos de Souza – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia
Profa Dra Ivone Goulart Lopes – Istituto Internazionele delle Figlie de Maria Ausiliatrice
Profa Dra Juliane Sant'Ana Bento – Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Prof. Dr. Julio Candido de Meirelles Junior – Universidade Federal Fluminense
Prof. Dr. Jorge González Aguilera – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul

Prof. Dr. Jorge Gonzalez Aguilera – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul Profa Dra Lina Maria Gonçalves – Universidade Federal do Tocantins Profa Dra Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte Profa Dra Paola Andressa Scortegagna – Universidade Estadual de Ponta Grossa Profa Dra Raissa Rachel Salustriano da Silva Matos – Universidade Federal do Maranhão

Prof. Dr. Ronilson Freitas de Souza – Universidade do Estado do Pará Prof. Dr. Takeshy Tachizawa – Faculdade de Campo Limpo Paulista Prof. Dr. Urandi João Rodrigues Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará Prof. Dr. Valdemar Antonio Paffaro Junior – Universidade Federal de Alfenas Prof^a Dr^a Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande Prof^a Dr^a Vanessa Lima Gonçalves – Universidade Estadual de Ponta Grossa Prof. Dr. Willian Douglas Guilherme – Universidade Federal do Tocantins

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) (eDOC BRASIL, Belo Horizonte/MG)

E57 Engenharias, ciência e tecnologia 3 [recurso eletrônico] / Organizador Luís Fernando Paulista Cotian. – Ponta Grossa (PR): Atena Editora, 2019. – (Engenharias, Ciência e Tecnologia; v. 3)

Formato: PDF

Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader

Modo de acesso: World Wide Web

Inclui bibliografia. ISBN 978-85-7247-086-5

DOI 10.22533/at.ed.865193101

1. Ciência. 2. Engenharia. 3. Inovações tecnológicas. 4.Tecnologia. I. Cotian, Luís Fernando Paulista. II. Série.

CDD 658.5

Elaborado por Maurício Amormino Júnior - CRB6/2422

O conteúdo dos artigos e seus dados em sua forma, correção e confiabilidade são de responsabilidade exclusiva dos autores.

2019

Permitido o download da obra e o compartilhamento desde que sejam atribuídos créditos aos autores, mas sem a possibilidade de alterá-la de nenhuma forma ou utilizá-la para fins comerciais. www.atenaeditora.com.br

APRESENTAÇÃO

Aobra "Engenharia, Ciência e Tecnologia" aborda uma série de livros de publicação da Atena Editora. O volume III apresenta, em seus 11 capítulos, conhecimentos relacionados a Gestão Energética relacionadas à engenharia de produção nas áreas de Gestão de Recursos Naturais e Produção mais Limpa e Ecoeficiência.

A área temática de Gestão Energética trata de temas relevantes para a geração, manutenção e gerenciamento de assuntos relacionados à energia elétrica. As análises e aplicações de novos estudos proporciona que estudantes utilizem conhecimentos tanto teóricos quanto tácitos na área acadêmica ou no desempenho da função em alguma empresa.

Para atender os requisitos do mercado as organizações precisam levar em consideração a área de Gestão Energética, sejam eles do mercado ou do próprio ambiente interno, tornando-a mais competitiva e seguindo a legislação vigente.

Aos autores dos capítulos, ficam registrados os agradecimentos do Organizador e da Atena Editora, pela dedicação e empenho sem limites que tornaram realidade esta obra, que retrata os recentes avanços científicos do tema.

Por fim, espero que esta obra venha a corroborar no desenvolvimento de novos conhecimentos de Gestão Energética e auxilie os estudantes e pesquisadores na imersão em novas reflexões acerca dos tópicos relevantes na área de engenharia de produção.

Boa leitura!

Luís Fernando Paulista Cotian

SUMÁRIO

CAPÍTULO 11
AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DE UM SISTEMA FOTOVOLTAICO DE ALTA CONCENTRAÇÃO NO NORDESTE BRASILEIRO
Hugo Tavares Vieira Gouveia Luiz Fernando Almeida Fontenele Rodrigo Guido Araújo
DOI 10.22533/at.ed.8651931011
CAPÍTULO 2
CONFLITO ENTRE ENERGIA ASSEGURADA E HIDROGRAMA AMBIENTAL: O RIO SÃO FRANCISCO ESTÁ MORRENDO?
Paulo Roberto Ferreira de Moura Bastos Mônica Silveira
DOI 10.22533/at.ed.8651931012
CAPÍTULO 3
DESENVOLVIMENTO DE SISTEMA AUTOMATIZADO DE MONITORAÇÃO CONTÍNUA POR ANÁLISE DE IMAGEM DO ESTADO DE CHAVES DE CIRCUITOS ALIMENTADORES EM SUBESTAÇÃO DE DISTRIBUIÇÃO
Lourival Lippmann Junior Bruno Marchesi
Rafael Wagner
Amanda Canestraro de Almeida Vanderlei Zarnicinski
Bogdan Tomoyuki Nassu
DOI 10.22533/at.ed.8651931013
CAPÍTULO 4 54
DESENVOLVIMENTO DE UM PROTÓTIPO DE PILHA A COMBUSTÍVEL DE ÓXIDO SÓLIDO COM POTÊNCIA DE GERAÇÃO DE 1 KW
Gabriel Leonardo Tacchi Nascimento
Jacqueline Amanda Figueiredo dos Santos Rubens Moreira Almeida
Tulio Matencio
Rosana Zacarias Domingues
DOI 10.22533/at.ed.8651931014
CAPÍTULO 5
EQUIPAMENTO COM RECONHECIMENTO DINÂMICO DE IMAGEM PARA AVALIAÇÃO DE MEDIDORES DE ENERGIA ELÉTRICA EM CAMPO
Fernanda Soares Giannini Ronaldo Borges Franco
Joel Machado Campos Filho
Ricardo Toshinori Yoshioka
Jean Marcos Andery Baracat José Eduardo Bertuzzo
DOI 10.22533/at.ed.8651931015

CAPÍTULO 6 87
GERENCIAMENTO ENERGÉTICO PARA MICRORREDES: DESENVOLVIMENTO E IMPLEMENTAÇÃO PILOTO
Victor Maryama Vítor Seger Zeni Frederico Viveiros Jordan Cesare Quinteiro Pica Erlon Cristian Finardi Gabriel Aurélio de Oliveira
DOI 10.22533/at.ed.8651931016
CAPÍTULO 7 107
INJEÇÃO MÁXIMA DE MW POR GERAÇÃO DISTRIBUÍDA EM ALIMENTADOR PRIMÁRIO
Henrique Mesquita Tonhá Romário Pereira Marinho Antônio César Baleeiro Alves Luis Gustavo Wesz da Silva
DOI 10.22533/at.ed.8651931017
CAPÍTULO 8
SISTEMA DE GESTÃO DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO O ENERGYPLUS: UMA APLICAÇÃO VOLTADA AOS EDIFÍCIOS INTELIGENTES
Abraão Gualbeto Nazário Raimundo Celeste Ghizoni Teive João Zico Oliveira
DOI 10.22533/at.ed.8651931018
CAPÍTULO 9137
VIBRATIONAL ENERGY HARVESTING TO ELECTRIC TRANSDUCTION IN A HIGH EFFICIENCY ELECTRIC VEHICLE
Jólio Ribeiro Maia Neto Ícaro Lofego Mota João Alexandrino Bemfica Neto Douglas da Costa Ferreira Fábio Roberto Chavarette
DOI 10.22533/at.ed.8651931019
CAPÍTULO 10141
MAPEAMENTO DA GOVERNANÇA DO SETOR DE ENERGIA ELÉTRICA PARA A EFICIÊNCIA ENERGÉTICA NO BRASIL
Tássia Fonseca Latorraca Raquel Naves Blumenschein Maria Vitória Ferrari
DOI 10.22533/at.ed.86519310110
CAPÍTULO 11
OTIMIZAÇÃO DA ABSORÇÃO DE ENERGIA SOLAR COM O USO DE PLACAS FOTOVOLTAICAS E REFLETORES MÓVEIS
Cynthia Beatriz Scheffer Dutra Jean Paulo Rodrigues Paulo César Sedor
DOI 10.22533/at.ed.86519310111
SOBRE O ORGANIZADOR167

CAPÍTULO 3

DESENVOLVIMENTO DE SISTEMA AUTOMATIZADO DE MONITORAÇÃO CONTÍNUA POR ANÁLISE DE IMAGEM DO ESTADO DE CHAVES DE CIRCUITOS ALIMENTADORES EM SUBESTAÇÃO DE DISTRIBUIÇÃO

Lourival Lippmann Junior

Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento – LACTEC

Curitiba - PR

Bruno Marchesi

Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento –

LACTEC

Curitiba - PR

Rafael Wagner

Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento – LACTEC

Curitiba - PR

Amanda Canestraro de Almeida

Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento -

LACTEC

Curitiba - PR

Vanderlei Zarnicinski

Companhia Paranaense de Energia - COPEL

Curitiba - PR

Bogdan Tomoyuki Nassu

Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR

Curitiba - PR

RESUMO: A implantação contínua dos processos de automação de subestações de distribuição tem propiciado a melhoria sensível dos índices de qualidade e continuidade do fornecimento de energia elétrica para os consumidores, ao mesmo tempo em que reduz

os custos operacionais das concessionárias de distribuição. Mesmo assim, na maioria das subestações ainda existem chaves de operação manual nas saídas dos troncos alimentadores. normalmente operando na faixa de tensão de 13,8 kV. A operação manual está sujeita a erro humano, talvez provocado por condições adversas tais como: chuva, iluminação precária, ou até mesmo estresse do operador. Este trabalho apresenta a aplicação de um método baseado na captura de imagens remota e reconhecimento de padrões, viabilizando ao centro de operação a certificação em tempo real do estado das chaves de operação manual de maneira automatizada através de câmeras posicionadas estrategicamente na subestação. PALAVRAS-CHAVE: Automação; Swarm Intelligence; Visão computacional.

ABSTRACT: The continuous improvement in the automation processes for power distribution substations has played a major role in the enhancement of quality indexes, while reducing the companies operational costs. Even though, in most of the substations there still are switches that are wholly manual operated in the feeders output circuits, mainly for regulated voltages of 13.8kV. Manual operations are subject to a large number of errors, mainly because of weather conditions, low visibility or even psychological states. This paper presents the application of

pattern recognition via a remotely and automated multi-camera based image capture and recognition system, giving to the Operations Center the current state of switches in real-time.

KEYWORDS: Automation; Swarm Intelligence; Computer Vision.

1 I INTRODUÇÃO

Apesar de a maioria das subestações de transmissão e distribuição de energia elétrica em nosso país apresentarem um elevado grau de automatização, dispensando a necessidade de operadores locais, existem ainda chaves de operação manuais que necessitam operação humana no local.

Ao término de cada intervenção humana existe o risco de o estado das chaves que direcionam os blocos de energia para os circuitos alimentadores não estarem de acordo com o programado, risco que os operadores dos centros de distribuição remotos devem considerar.

Os procedimentos, normas e protocolos operacionais visam garantir que, ao término da intervenção, as chaves devam estar nas posições de acordo com a orientação dos centros de operação e/ou despacho de ordens de serviço. Ocorre, porém, que, sob condições de emergência, onde diversos serviços devem ser realizados no mais curto espaço de tempo, normalmente em condições atmosféricas adversas, somado ao estresse dos técnicos eletricistas, podem ocorrer erros operacionais. Tais erros só costumam ser determinados posteriormente devido à observação de mau funcionamento, ou até mesmo em casos extremos devido à reclamação de clientes consumidores.

Em outras ocasiões também é comum a quebra de componentes das chaves, falhando na abertura ou fechamento indevido, pelas mais diversas razões que provocam a alteração abrupta e inesperada no seu funcionamento.

Independentemente do motivo que provocou a mudança no estado de uma chave, quanto antes esta informação estiver disponibilizada ao centro de operação, mais rapidamente poderão ser tomadas as medidas corretivas, visando reduzir ao máximo o tempo de indisponibilidade do fornecimento de energia para o consumidor.

Este projeto de P&D teve como objetivo empregar as técnicas mais avançadas de captura e processamento de imagens para determinar remotamente o estado de todas as chaves nas subestações não atendidas por operador próprio e que estejam sujeitas à operação manual.

2 I DESENVOLVIMENTO DA PESQUISA

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

A análise automática de imagens em ambientes abertos e descontrolados costuma ser desafiadora, por conta de aspectos tais como variações de iluminação, chuva, neblina e a presença de elementos indesejáveis (animais, vegetação, etc.). No caso específico do reconhecimento do estado de chaves, existem ainda outros desafios adicionais. O ambiente de uma subestação possui um grande número de estruturas agrupadas em espaços pequenos, resultando em imagens com muitos objetos próximos e sobrepostos. Além disso, as chaves a serem identificadas não têm muitas características que as distinguem 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 grande variação de aspecto entre si. A Figura 1 mostra um exemplo do tipo de ambiente que pode ser encontrado na prática.



Figura 1. Ambiente de uma subestação

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 trocas ou limpezas frequentes. Diante disso, optou-se por uma estratégia não invasiva.

A abordagem proposta combina o processamento de imagens com informações dadas ao sistema sobre as chaves presentes em uma subestação específica. 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 2 ilustra os elementos da abordagem completa, que serão discutidos nas próximas seções.

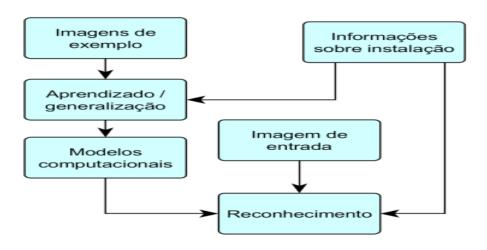


Figura 2. Visão geral da abordagem para reconhecimento do estado de chaves.

2.2 Instalação do Sistema

O responsável pela instalação do sistema 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. O diagrama da Figura 3 mostra os passos que devem ser seguidos durante a instalação.



Figura 3. Passos durante a instalação do sistema.

Em primeiro lugar, o responsável pela instalação do sistema deve definir enquadramentos que mostrem grupos de chaves ocupando grande parte da imagem, como mostra a Figura 4. Este tipo de enquadramento pode ser obtido usando câmeras

com controle de apontamento (PTZ – pan, tilt & zoom). O sistema deve ser capaz de memorizar o enquadramento para cada grupo de chaves, e reproduzi-lo durante a operação. Este tipo de função já está disponível em algumas câmeras disponíveis comercialmente, portanto não será descrito em detalhes aqui.



Figura 4. 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.
- 2 segmentos de reta sobre as laterais da chave.
- 1 ponto central para rotação.
- Estado atual da chave.
- Ângulos para chave aberta / fechada.

O identificador da chave é usado somente para a comunicação posterior de resultados. 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 5.



Figura 5. Segmentos de reta e ponto central para rotação de uma chave.

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 6. O ângulo desta rotação também é armazenado.



Figura 6. Definindo o aspecto aproximado da chave em um estado diferente do atual. Neste caso, a chave está atualmente fechada.

O procedimento acima deve ser repetido para cada chave. Deve-se ressaltar que ele é realizado uma única vez, durante a instalação do sistema, ou se houver alterações na posição das câmeras dentro da subestação.

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 7 mostra os passos da fase de aprendizado de máquinas.

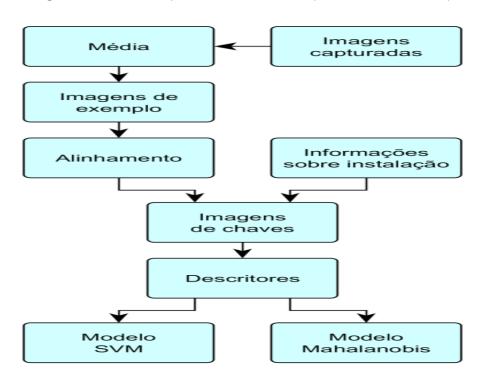


Figura 7. Passos para o treinamento de modelos computacionais.

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 8 ilustra a diferença entre uma captura única e a média de 100 capturas.

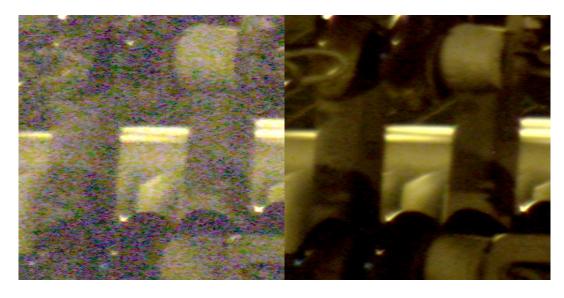


Figura 8. Captura única (esquerda) e média de 100 capturas (direita), realizadas sob baixa iluminação. O contraste foi ampliado igualmente para ambas as imagens, para permitir a comparação do nível de ruído.

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 (STONE). Este algoritmo utiliza a transformada rápida de Fourier bidimensional (GONZALEZ), 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 9 mostra a média de um conjunto de 200 imagens de exemplo, capturadas sob diferentes iluminações, computada antes e depois do alinhamento.



Figura 9 – Média de 200 imagens de exemplo, obtida antes (esquerda) e depois (direita) do alinhamento. A figura mostra que o algoritmo de alinhamento é capaz de reduzir consideravelmente as variações de enquadramento causadas por limitações dos equipamentos utilizados.

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 10 mostra alguns exemplos de imagens produzidas seguindo este procedimento.

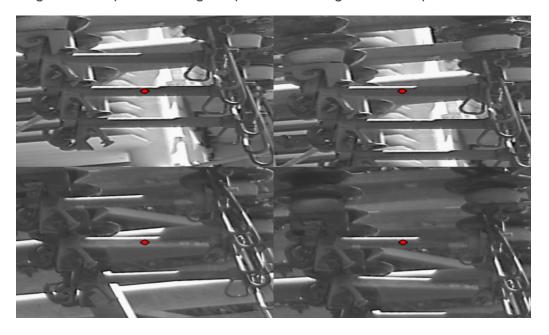


Figura 10 – Quatro imagens redimensionadas, rotacionadas e recortadas, mostrando chaves com o corpo centralizado e na posição horizontal. Os pontos destacados indicam o centro de cada uma das imagens.

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) (LOWE). 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 (GONZALEZ), 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 22,5o, no intervalo [00,180o). 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 12×12×8 = 1152 valores, obtido concatenando-se os valores de todos os histogramas. A Figura 11 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) (CORTES), 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.

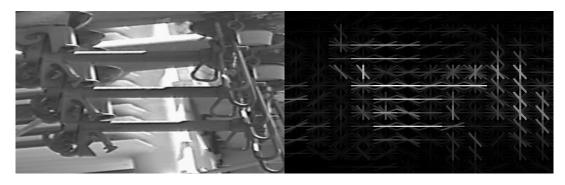


Figura 11. Descritor computado para uma imagem. O descritor contém 1152 valores, que descrevem a direção e a intensidade do contraste em 12×12 sub-regiões, com cada região sendo associada a um histograma de orientações de gradientes com 8 faixas.

O segundo algoritmo de aprendizado de máquinas produz um descritor médio e uma matriz de covariância (BRADSKI) 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 1152×1152=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 (MAHALANOBIS)(BRADSKI), 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 em instalações futuras. 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 dos Estados 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 da operação são ilustrados no diagrama da Figura 12.

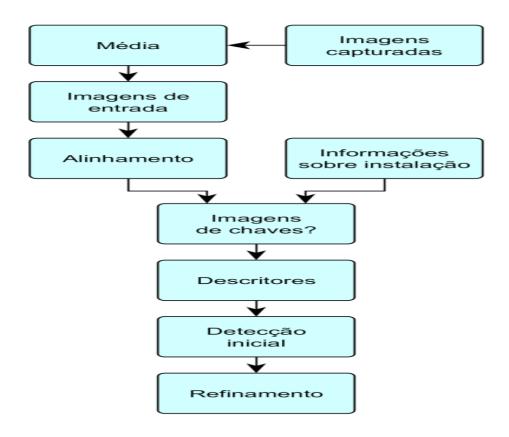


Figura 12. Passos para o reconhecimento do estado das chaves.

Os passos iniciais são semelhantes àqueles seguidos durante o treinamento, descrito na seção anterior. 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.

Durante o treinamento, a localização de cada chave nas imagens de exemplo era conhecida. Entretanto, quando o sistema entra em operação, a localização não é conhecida – de fato, o objetivo do sistema é determiná-la. Para isso, são testados diversos ângulos de inclinação possíveis para cada chave. Para testar um ângulo de inclinação, é gerada uma imagem, que é rotacionada de acordo com o ângulo sendo testado, ao redor do ponto central para rotação, que foi informado durante a instalação do sistema, e permanece imóvel mesmo quando a chave muda de estado.

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 a ângulos próximos àquele que a chave tem quando está aberta. A Figura 13 mostra algumas imagens geradas seguindo este procedimento, com 3 imagens de cada

conjunto de chaves. Nos testes realizados, consideramos 7 ângulos de inclinação para cada conjunto, variando em passos de 1o.



Figura 13. Imagens testadas durante o reconhecimento. São gerados conjuntos de imagens para o ângulo de inclinação que a chave teria se estivesse aberta (esquerda) e fechada (direita).

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 durante o treinamento. 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 13, 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.

Como descrito na seção de testes e resultados, atualmente somente um dos modelos computacionais foi utilizado de cada vez – produzimos dois modelos apenas para realizar comparações. Futuramente, os resultados produzidos por múltiplos modelos, ou mesmo usando tipos diferentes de descritores, podem ser combinados para aumentar a robustez, caso um modelo ou tipo de descritor único se mostre incapaz de localizar uma chave em determinadas circunstâncias.

Dado que o treinamento tem como objetivo produzir modelos computacionais que generalizam propriedades referentes ao aspecto das imagens, os testes realizados com eles são capazes apenas de indicar o estado provável de cada chave: aberta ou fechada. Estes testes não indicam, entretanto, o ângulo de inclinação exato de cada

chave. Conhecer este ângulo é ser útil para detectar casos onde uma chave está "quase fechada", por uma falha humana.

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 nossos testes, o refinamento foi realizado considerando 13 inclinações, com passos de 0,50 no intervalo $[\theta$ -30, θ +30], 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 [α+80ο, α+100ο] ou [α-80ο, α-100ο]. 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 (GONZALEZ). 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 14 mostra a pontuação calculada para 3 inclinações.

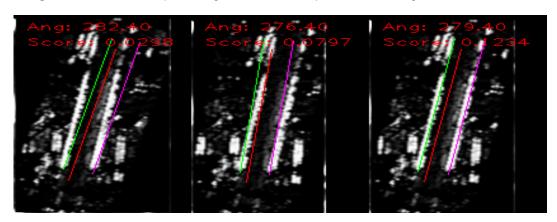


Figura 14 – Refinando resultados, localizando em torno de segmentos de retas gradientes com magnitude alta e orientação aproximadamente perpendicular a três possíveis inclinações. Neste exemplo, o terceiro caso, que tem os segmentos de reta melhor alinhados às laterais da chave, produzirá uma pontuação maior.

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 0,50), 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 | TESTES E RESULTADOS

Testes de campo iniciais já foram realizados com a abordagem proposta, com imagens capturadas na subestação dos Institutos Lactec, em Curitiba, PR. A implementação foi feita em um computador pessoal comum, usando a linguagem C++ e a biblioteca OpenCV (BRADSKI) para manipulação básica de imagens. Quanto às câmeras usadas, após extensa pesquisa no mercado, incluindo-se fornecedores internacionais, foi selecionado o modelo VIP E5220 Intelbrás 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 15. 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 disto, após testes de captura durante à 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. Nesta etapa de testes, foram instalados dois iluminadores, que podem ser observados na Figura 15, de potências 100W (posição 1) e 50W (posição 2), de forma a se estabelecer que potência mínima seria suficiente, tendo sido selecionado o de 100W. A iluminação será setorial angular, motivo pelo qual não será requerido um iluminador para cada chave, reduzindo-se assim os custos de implantação do projeto.



Figura 15 – Visão panorâmica obtida a partir da câmera usada nos testes de campo iniciais, instalada na subestação dos institutos Lactec.

Para os testes, 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 1920×1080 pixels, e são disponibilizadas pela câmera já comprimidas, no formato JPEG. As Figuras 16 e 17 mostram exemplos de imagens capturadas nos dois enquadramentos.



Figura 16 Enquadramento mostrando um conjunto de 9 chaves.



Figura 17 – Enquadramento mostrando um conjunto de 9 chaves. Note que este é um grupo de chaves diferentes daquele mostrado na Figura 16.

Para o treinamento, foram usadas 200 imagens de exemplo, todas com um mesmo enquadramento, mostrado na Figura 16. Cada imagem mostra 9 chaves, resultando em 1800 exemplos de treinamento.

Para os testes, 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 16), enquanto as outras 9 chaves (também 4500 imagens) são chaves diferentes daquelas observadas no treinamento (ver Figura 17). 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 18 mostra uma região de uma imagem, contendo 3 chaves, na qual a

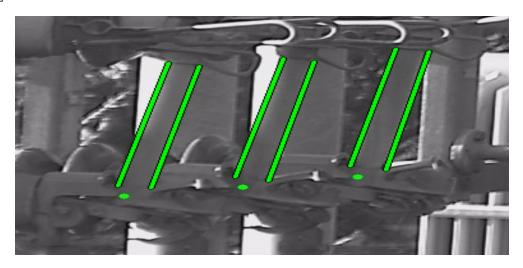


Figura 18 – Resultado da detecção para um conjunto de 3 chaves. A imagem foi recortada para facilitar a visualização, o enquadramento mostra 9 chaves.

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 2,94o. 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 2o ou 3o 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 19. Foram usadas 650 imagens, com um total de 1950 amostras, todas mostrando chaves fechadas. 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. Mesmo nestes casos, a diferença entre o ângulo medido e o ângulo real da chave foi inferior a 0,56°.

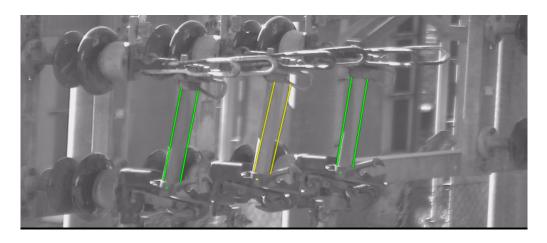


Figura 19. Enquadramento alternativo, com nível maior de zoom. A chave no centro teve o seu ângulo detectado com mais de 0.5°. de erro, por causa de uma sombra com alto contraste no corpo da chave.

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 e no custo computacional.

Para os testes iniciais descritos nesta seção, 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 pode funcionar para qualquer tipo de chave, desde que sejam fornecidos exemplos de treinamento adequados. Entretanto, é possível que ajustes sejam necessários. Para isso, serão realizados novos testes em outro ambiente. No comissionamento definitivo deste projeto, na Subestação Copel Parolin, em Curitiba, estão sendo instaladas seis câmeras no total, sendo quatro com PTZ, e duas 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 uma câmera fixa para cada transformador. A Figura 20 ilustra o projeto de monitoração de 100% das chaves de operação manual na SE Parolin, 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 20 – Imagem geral do posicionamento 3D.

4 I CONCLUSÕES

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 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 de P&D. O término da instalação da totalidade de câmeras e iluminadores na SE Parolin da COPEL está prevista para março/2017 e a redação do relatório final conclusivo deste projeto de P&D está previsto para outubro/2017.

REFERÊNCIAS

BRADSKI, G; KAEHLER, A. Learning OpenCV: Computer Vision in C++ with the OpenCV Library.

CORTES, C.; VAPNIK, V. Support-vector networks. Machine Learning, 20, 3, pp.273–297, 1995.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. Processamento Digital de Imagens, 3a ed. Pearson, 2008.

LOWE, D. **Distinctive image features from scale-invariant keypoints**. International Journal of Computer Vision, 60, 2 (2004), pp. 91-110, 2004.

MAHALANOBIS, P. C. **On the generalised distance in statistics**. Proceedings of the National Institute of Sciences of India. 2 (1), pp.49–55, 1936.

STONE, H. **A Fast Direct Fourier-Based Algorithm for Subpixel Registration of Images**. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, V. 39, No. 10, pp.2235-2242, Oct. 2001.

Agência Brasileira do ISBN ISBN 978-85-7247-086-5

9 788572 470865