

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

DESENVOLVIMENTO DE MODELOS E PIPELINE DE VISÃO COMPUTACIONAL PARA CLASSIFICAÇÃO DINÂMICA DE RISCO DURANTE PROCEDIMENTO DE MANUTENÇÃO NO SETOR ELÉTRICO

**NATHALIA BRAGA ANTUNES BEDOR (1); CARLOS AUGUSTO MACHADO GOMES (2); MARCOS VINICIUS DA COSTA PALHÃO (1); SERGIO RICARDO ZERBETTO MASSON (1); FABYANA FREIRE VENTIN (1); BERNARDO RODRIGUES DA ROSA (1); WAGNER LUIZ ORTIZ MARQUES (2); MARCOS PAULO BARCELLOS DE MORAIS (2); RÔMULO DE OLIVEIRA TEIXEIRA (3); MARCIO ROMERO GALARDO JUNIOR (3)
RADIX ENGENHARIA E DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE S/A (1); LIGHT SERVIÇOS DE ELETRICIDADE S.A., (2)**

RESUMO

A utilização de redes neurais para identificação de imagens está se difundindo cada vez mais em diversas áreas, inclusive no suporte à manutenção industrial. É possível verificar que a utilização de visão computacional deixa os processos mais seguros durante sua execução. Dessa forma, o presente trabalho visa o desenvolvimento de uma plataforma de suporte ao técnico de manutenção em campo utilizando tecnologias de realidade aumentada (óculos Hololens) e visão computacional (Azure Custom Vision), a qual deve ser capaz de reconhecer, automaticamente, itens necessários para a realização segura de um procedimento, como a utilização de Equipamentos de Proteção Individual (EPIs) e status de equipamentos.

PALAVRAS-CHAVE: Visão Computacional. Hololens. Manutenção

1.0 INTRODUÇÃO

O setor elétrico brasileiro vem se desenvolvendo de acordo com a crescente demanda energética no país. Atualmente, o Brasil se encontra entre os dez maiores países de gerador de energia cujo consumo nacional tem aumentado em média 1,5% ao ano (EPE, 2020). Em paralelo, aumentam-se também os desafios enfrentados pelo setor, principalmente aqueles relacionados à segurança do trabalho. De 2012 a 2018, foram notificados 10605 acidentes, apenas considerando o setor de distribuição de energia (Organização Internacional do Trabalho, 2021). Em 2019, ocorreram 28 mortes decorrente de acidentes de trabalho nas distribuidoras de energia e de suas instalações, enquanto 215 funcionários sofreram algum tipo de acidente durante a jornada de trabalho (Agência Nacional de Energia Elétrica, 2016).

O uso de Equipamentos de Proteção Individual (EPIs) visa reduzir ou evitar os acidentes durante a realização das operações de manutenção nas subestações elétricas das empresas distribuidoras de energia, de modo que seu uso se torne obrigatório por parte dos técnicos de manutenção. Geralmente a checagem do uso de EPI é feita de modo visual pelos próprios funcionários, o que pode ser uma tarefa ineficiente e exaustiva devido a esse método ser passível de erro humano (Mnemyneh *et al.*, 2019).

Com isso, uso de tecnologias da indústria 4.0, como a realidade aumentada e a inteligência artificial, vem sendo cada vez mais requisitado para resolver questões da indústria que envolvam produtividade e segurança. Podemos citar como exemplo a adoção da manutenção preditiva aliada a essas tecnologias emergentes, que acarretariam melhoria na qualidade da manutenção e segurança dos mantenedores (Baldissarelli e Fabro, 2019).

A empresa de distribuição Light vem nos últimos anos se empenhando na redução do número de acidentes envolvendo sua força de trabalho durante as atividades em campo e nos escritórios. Em 2019 não houve registro de acidente fatal, apesar dos indicadores de frequência e gravidade terem aumentado em comparação aos dois anos anteriores, sendo a maior parte desses acidentes de baixo potencial de gravidade como as contusões, torções e escoriações (Light, 2019).

O presente trabalho é fruto do projeto de pesquisa e desenvolvimento "Assistência Remota em Manutenção em Subestações Elétricas através do uso de Realidade Aumentada" no âmbito do programa de P&D da ANEEL, com apoio financeiro e tecnológico das empresas Light SESA e Light Energia, e execução da empresa RADIX. Este artigo visa o desenvolvimento de uma plataforma de suporte ao técnico de manutenção em campo utilizando realidade aumentada, a qual deve ser capaz de reconhecer, automaticamente, itens necessários para a realização segura de um procedimento, como a utilização de Equipamentos de Proteção Individual (EPIs) e status de equipamentos.

2.0 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 PROBLEMA DE INTERESSE

As subestações elétricas são compostas por uma diversidade de equipamentos, de diferentes fabricantes, o que, muitas vezes, exigem instruções e tarefas distintas de manutenção. As principais causas de acidentes e falhas em manutenção são a falta de conhecimento, treinamento adequado e realização de práticas adequadas. Para o caso dos disjuntores de baixa tensão, o procedimento de manutenção começa a partir da identificação visual por parte do mantenedor do status do equipamento. Nas subestações da Light, o status vermelho indica que o equipamento se encontra desligado, enquanto o verde, indicaria que o disjuntor estaria ligado. Além disso, podem ocorrer situações em ambos os sinalizadores estejam apagados apresentado nenhum status, apontado, dessa forma, o mal funcionamento dos status dos equipamentos.

Outra etapa essencial em quaisquer operações nas subestações elétricas trata-se da checagem do uso correto dos EPIs. Atualmente, os principais equipamentos utilizados na Light são capacete, óculos de proteção, macacão antichamas, botas e luvas de proteção.

2.2 VISÃO COMPUTACIONAL

A Visão Computacional pode ser entendida como a ciência que desenvolve bases teóricas e algorítmicas nas quais se utilizam informações úteis a respeito do mundo, que podem ser extraídas e analisadas automaticamente de uma imagem observada, um conjunto de imagens ou sequência de imagens feitas por computador. Essas informações podem ser relativas ao reconhecimento de um objeto, a descrição tridimensional de um objeto desconhecido, a posição, orientação de um objeto observado, ou a medida de qualquer propriedade espacial de um objeto (Forsyth e Ponce, 2002).

A Visão Computacional abrange técnicas de processamento de imagens baseadas nas teorias de ótica, luz e superfícies; nos fundamentos estatísticos, propriedades e formas dos modelos e algoritmos baseados em teoria.

2.3 CUSTOM VISION AZURE

O Custom Vision é um serviço cognitivo oferecido pela Microsoft Azure que permite a criação de classificadores de imagens e detectores de objetos. O serviço de visão customizada utiliza um algoritmo de *machine learning* para aplicar os rótulos na imagem e realizar o reconhecimento. O próprio desenvolvedor deve selecionar e enviar as imagens em grupos e rotular em cada uma a região delimitada de interesse no momento de envio. Depois de treinado, o algoritmo pode ser testado, retreinado e até utilizado para classificar e reconhecer novas imagens. Também é possível exportar um modelo ONNX (Open Neural Network Exchange), um formato aberto construído para representar modelos de *machine learning*, facilitando o seu uso no desenvolvimento de API's. para ser utilizado offline ou em outras aplicações (Microsoft, 2020).

O serviço oferece também a possibilidade de o usuário desenvolver sua própria API para criação de um modelo de classificação de imagens, no qual será possível adicionar *labels*, carregar imagens, treinar o projeto, obter a URL do ponto de extremidade de previsão de projeto publicado e utilizá-lo para testar uma imagem de forma programática. É possível desenvolver o aplicativo utilizando C#, Go, Java, JavaScript e Python (Microsoft, 2020).

2.4 REALIDADE AUMENTADA

A realidade aumentada (RA) pode ser definida como um método de projeção que adiciona sons ou imagens sobrepostas aos sons ou imagens originais (Fischer, 2006). As primeiras aplicações da Realidade Aumentada consistiram nos chamados "heads-up-displays" (HUD) utilizados em aviões e tanques militares para a visualização de informações no visor do tripulante. Nos últimos anos, a RA tem sido aplicado para uso recreativo por meio dos jogos eletrônicos (Hosch, 2021) e para uso industrial, principalmente no auxílio de dos de procedimentos de manutenção (Palmarini *et al*, 2018).

2.5 TRABALHOS RELACIONADOS

Foram encontrados alguns trabalhos anteriores que abordaram o uso da detecção de objetos para identificação de EPIs e de componentes de equipamentos de subestações elétricas. Existem também alguns estudos prévios que abordam a realidade aumentada aplicada à indústria, especificamente quando aplicada para o apoio aos procedimentos de manutenção em sistemas elétricos.

No trabalho de Lima (2018) é proposto um sistema de visualização para sistemas elétricos de energia capaz de realizar detecção de componentes de equipamentos elétricos em áreas abertas. A tela de exibição utilizaria marcadores naturais baseados em recursos do tipo Haar com objetivo de desenvolver um ambiente de realidade aumentada. O protótipo desenvolvido por Lima (2018) apresentou bons resultados na taxa de detecção de objetos para o transformador de energia, que foi utilizado como prova de conceito.

Além da realidade aumentada, existem também trabalhos que utilizam visão computacional aliada com *deep learning*. No estudo de Oliveira *et al.* (2020), foi verificado uma prova de conceito que desenvolveu um detector de objetos para identificar quatro componentes em alimentadores de subestações elétricas. O detector foi baseado no algoritmo Yolo que resultou em um valor de mAP (média de precisão) de 99 %, comprovando a eficácia do algoritmo. Já no trabalho de Liu e Wang (2018) foi desenvolvido um modelo Faster R-CNN para a detecção automatizada dos componentes de um transformador considerando as diferenças nos tamanhos dos componentes e na informação das posições relativas entre eles. O estudo de Liu e Wang (2018) mostrou que o modelo é capaz de melhorar a acurácia na detecção dos componentes.

A detecção de EPIs também já foi objeto de estudo de alguns trabalhos publicados. Entre eles, podemos citar o artigo de Mneymneh *et al.* (2019) que buscou criar um framework integrado capaz detectar automaticamente qualquer violação das regras de segurança, principalmente aquelas envolvendo o não uso do capacete de segurança. [?] realizou diversos experimentos nos quais elucidou que o framework proposto se provou ser acurado, rápido e robusto frente as diferenças condições e foi capaz de detectar capacetes com alta precisão e sensibilidade.

Ainda sobre EPI, temos também o estudo de Nath *et al.* (2020) que propõe três modelos de *deep learning* baseados na arquitetura YOLO a fim de verificar se os operários de um campo de construção estão utilizados os capacetes de proteção, as vestes de proteção ou ambos, partindo de imagens e vídeo em tempo real.

3.0 MÉTODOS

3.1 DATASET UTILIZADO

Para o desenvolvimento dos modelos de detecção de EPI e do status do disjuntor foram coletadas imagens obtidas em campo, capturadas nas subestações da Light por meio de fotos e frames de vídeos gravados no local. Como a principal função dos modelos é detectar componentes que fazem parte da rotina de trabalho dos técnicos da empresa, a captura dos dados ficou limitada, inicialmente, para esse universo de modo que os modelos fossem especializados em detectar objetos relacionados à Light. Entretanto, foi notada que a quantidade de imagens coletadas poderia não ser suficiente para o desenvolvimento do modelo. Desta forma, foram também utilizadas fotos e frames de vídeos tirados de um membro da equipe do projeto utilizando os EPIs da Radix.

Após a coleta, foi dado início a uma seleção das imagens. Os critérios para a escolha dos melhores dados representativos são baseados nos diferentes fatores que influenciam na qualidade da imagem, como ângulo, luz, saturação das cores entre outros. Em seguida, os objetos de interesse contidos no *dataset* resultante dessa seleção foram delimitados manualmente por caixas e categorizada por sua respectiva classe utilizando a ferramenta VoTT. As classes que compõe o modelo de detecção de EPIs são: capacete, óculos, macacão antichamas, luvas e botas. Já para a detecção do status do disjuntor, temos o status ligado, desligado e não-status.

Como em todo projeto que envolva *machine learning*, é necessário que o *dataset* seja dividido, no mínimo, entre conjunto de treino e conjunto de teste. Para o desenvolvimento dos modelos em questão, foi determinada uma razão de 80% das imagens para treino e 20% para teste. Para o modelo de detecção de EPI foram utilizadas um total de 1110 imagens, enquanto para o modelo do disjuntor, foram 1260 imagens.

3.2 IMPLEMENTAÇÃO VIA API DO CUSTOM VISION

O treinamento dos modelos foram realizados utilizando a API do Custom Vision via python SDK, que, como citado anteriormente, já utiliza o algoritmo YOLO para geração dos modelos. Com isso, o treinamento pode ser influenciado por alguns fatores como o equilíbrio entre as classes do *dataset*, a quantidade de iterações e imagens de treinamento por iteração e o tempo de treino. O Custom Vision permite que seja escolhido o modo básico de treinamento ou o modo avançado, que costuma demandar mais de uma hora de treinamento por iteração.

Além disso, para garantir um modelo minimamente satisfatório, a API impõe um limite de quinze imagens por classe para cada iteração, e sinaliza quando o *dataset* se encontra desbalanceado. Dessa forma, os parâmetros usados para testar o melhor modelo obtido basearam-se no critério de delimitação da área de interesse.

3.3 EXPERIMENTOS

Para o desenvolvimento do modelo de detecção de EPI foram utilizadas 944 imagens para treino e 236 imagens para teste. Para os equipamentos que são compostos por pares, foram adotadas diferentes formas de delimitação. Para as luvas de proteção, a abordagem escolhida foi considerar duas classes "luva esquerda" e "luva direita", enquanto para marcação das botas, foi considerada toda a área que abrange o par, de modo que a região seria classificada com uma única classe "botas". A figura 1 apresenta como as EPI's foram demarcadas.



Figura 1 – Delimitação dos EPIs de interesse

Já para o modelo de detecção do status do disjuntor, havia a necessidade de identificar três possíveis condições: disjuntor ligado, disjuntor desligado e disjuntor sem status. A demarcação foi feita modo que ambos os status fossem delimitados dentro da mesma região como pode ser visto nas figuras 2.A, 2.B e 2.C.



Figura 2 - A - Disjuntor com status vermelho ligado (aberto); B - Disjuntor com não-status (não funcionando); C - Disjuntor com status verde ligado (fechado)

A fim de comparar o desempenho entre os modelos de mesma natureza, foram adotados aqueles que são mais empregados para a detecção de objetos. Nesse caso, o presente trabalho utilizou a acurácia, precisão e sensibilidade.

3.4 CONSUMO DO MODELO PELA APLICAÇÃO

Os modelos desenvolvidos na plataforma Azure Custom Vision pode ser exportados para uso offline em uma variedade de formatos. Optou-se por utilizar o formato ONNX (Open Neural Network Exchange) devido ao suporte pelo seu consumo direto através da API nativa do Hololens.

Também é possível realizar várias otimizações que podem ser feitas para agilizar a execução do modelo em ambientes de performance restrita, dentre elas podem ser destacadas: utilização de *float* de tamanho 16 bits, exportar o modelo selecionando a opção "geral (compacto)".

O uso do float16 reduz em aproximadamente 50% o tamanho final do arquivo ONNX final, além de representar uma redução no tamanho da instalação do aplicativo no Hololens, essa mudança também terá impacto no uso de memória RAM necessária para a utilização do modelo em tempo de execução.

Uma vez exportado, o modelo é adicionado ao projeto Unity da aplicação Hololens onde uma biblioteca C++ para a plataforma UWP faz o gerenciamento do acesso aos quadros da webcam. Para cada componente da aplicação que

deseje ter acesso os quadros da câmera, é criada um thread de trabalho onde será realizado o processamento. Dessa forma, a demora no processamento dos quadros por uma componente não terá impacto na taxa de quadros das demais.

Foi desenvolvida uma componente C++ que receberá os quadros da câmera em tempo real e executará o reconhecimento de imagem utilizando o modelo ONNX quadro a quadro. Essa componente faz uso da API Windows ML para a plataforma Hololens. Caso o processamento do quadro anterior ainda não tenha sido finalizado ao receber um novo quadro, esse será ignorado.

4.0 RESULTADOS

4.1. DESEMPENHO DOS MODELOS

Como ponto de partida, foi determinado que as luvas de proteção seriam detectadas por meio de duas classes, "luva esquerda" e "luva direita", pois caso fosse utilizado apenas a classe "luva", o modelo poderia apontar a presença de luva mesmo se o técnico estivesse utilizando apenas um dos pares, o que não seria um resultado desejado.

Analisando as métricas obtidas do modelo treinado para identificar os EPIs, pode-se constatar que o modelo apresentou um baixo desempenho para a detecção de todas as classes. Apesar do índice de acurácia ter se mostrado superior a 80 %, vale ressaltar que a acurácia indica, dentre todas as classificações feitas, quantas o modelo previu corretamente. Nesse cálculo, é incluído também todas as vezes que o modelo previu que a classe alvo não estava presente na imagem de teste, o que certamente, contribuiu para o alto valor desta métrica.

Analisando a precisão do modelo para a detecção dos EPIs, podemos perceber que foram obtidos, no geral, bons índices. A precisão indicaria, dentre todas as previsões realizadas pelo modelo que apontaram a presença do objeto alvo, quantas, de fato, estavam corretas. Um alto índice de precisão significa que não houve muitos casos nos quais o modelo apontou a presença do objeto quando na realidade ele não estava presente na imagem.

Para esse caso, a sensibilidade seria a melhor medida de desempenho do modelo, já que ela indica, dentre todas as situações nas quais o objeto estava realmente contido na imagem, quantas o modelo foi capaz de identificar a presença do EPI alvo. Com isso, pode-se verificar que para quase todas as classes, o desempenho obtido foi muito baixo, o que aponta a ineficiência do modelo em reconhecer os EPIs que são apresentados.

O desempenho aquém do esperado pode ter explicação na qualidade dos dados utilizados, tanto para treino quanto para teste, já que o primeiro conjunto é composto exclusivamente de imagens de EPIs da Light, enquanto o segundo é formado por imagens de EPIs da Radix. Os EPIs se diferem por formato e cor, que são características que impactam de forma significativa na qualidade da previsão do modelo.

| Classe | Precisão (%) | Sensibilidade (%) | Acurácia (%) |
|----------------------|--------------|-------------------|--------------|
| Botas | 98,23 | 40,81 | |
| Capacete | 98,91 | 30,95 | |
| Luva direita | 0 | 0 | |
| Luva esquerda | 100 | 31,67 | |
| Macacão | 65,00 | 19,52 | |
| Óculos | 100 | 52,77 | |
| Sem capacete | 100 | 55,55 | |
| Global | 93,06 | 36,45 | 36,46 |

Tabela 1 - Resultado das métricas para o modelo de detecção de EPIs

Em relação ao desempenho do modelo de detecção do status do disjuntor, pode-se verificar pela tabela 2 que as métricas obtidas foram bastante satisfatórias apresentando valores superiores a 90 %. Tal elevado desempenho pode ser justificado pela simplicidade do problema já que só é possível ter um status por imagem. Além disso, o cenário onde se encontra o disjuntor é geralmente sempre o mesmo, assim como os componentes adjacentes ao objeto alvo a ser detectado, de modo que a variedade depende da posição e cor do status, facilitando, assim, o seu reconhecimento.

| Classe | Precisão (%) | Sensibilidade (%) | Acurácia (%) |
|---|--------------|-------------------|--------------|
| Não-status (apagado) | 100 | 94,835 | |
| Status verde (disjuntor desligado) | 100 | 100 | |
| Status vermelho (disjuntor ligado) | 100 | 100 | |
| Global | 100 | 98,81 | 98,81 |

Tabela 2 - Resultado das métricas para o modelo de detecção do status do disjuntor

4.2. EXECUÇÃO DO MODELO NO HOLOLENS 2

Utilizando a abordagem mencionada previamente, os modelos foram utilizados na aplicação Hololens para a classificação das imagens da webcam quadro a quadro. Os dois modelos tiveram desempenho idêntico e seus respectivos desempenhos, quando executados na aplicação, estão descritos na tabela abaixo:

| Codec | Intervalo entre quadros (ms) | Uso de CPU médio (%) |
|------------|------------------------------|----------------------|
| Hololens 1 | 3000 | 80 |
| Hololens 2 | 900 | 60 |

Tabela 3 - Impacto do Codec na performance da aplicação Hololens para transmissão de vídeo na resolução 640 por 360.

5.0 CONCLUSÃO

O presente trabalho teve como objetivo desenvolver dois modelos capazes de identificar os status de funcionamento de disjuntores de uma subestação elétrica, assim como o uso correto do EPI. Os resultados foram satisfatórios para o modelo de detecção de status devido à simplicidade da natureza do problema. Por outro lado, o desenvolvimento do modelo de detecção de EPIs se mostrou desafiador por causa da quantidade de classes a serem identificadas (no total sete EPIs) e pela quantidade ineficiente de dados para o treinamento.

Como forma de desenvolver um modelo que apresente, no mínimo, sensibilidade superior a 90%, serão coletados mais fotos e vídeos tirados na subestação, com todos os modelos e cores de EPIs utilizados atualmente pela Light. Com isso, é possível obter um modelo altamente especializado em detectar EPIs da Light de modo que possa ser empregado pelos seus técnicos e mantenedores.

6.0 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agência Nacional de Energia Elétrica. **Segurança do Trabalho e das Instalações**. 2016. Disponível em: <<https://www.aneel.gov.br/seguranca-do-trabalho-e-das-instalacoes>>.
- BALDISSARELLI, L.; FABRO, E. **Manutenção Preditiva na indústria**4.0. Scientia cum Industria, v. 7, n. 2, p. 12–22, 2019. ISSN 2318-5279.
- EPE – Empresa de Pesquisa Energética. **2020 Statistical Yearbook of electricity: 2019 baseline year**. 2020. Disponível em: <<http://www.epe.gov.br>>.
- FISCHER, R. B. **Dictionary of Computer Vision and Image Processing**. 2ª. ed. Edinburgh: Willey, 2006. v. 15.
- FORSVTH, D. A.; PONCE, J. **Computer Vision - A Modern Approach**. 1ª. ed. Edinburgh: Prentice Hall, 2002.
- HOSCH, W. L. **Augmented reality**. Encyclopedia Britannica, 2021. Disponível em: <<https://www.britannica.com/technology/augmented-reality>>.
- LIGHT. **Relatório Anual 2019**. Rio de Janeiro, 2019. Disponível em: <<http://ri.light.com.br/sustentabilidade/relatorios/>>.
- LIMA, D. et al. **Computers in Industry Augmented visualization using homomorphic filtering and Haar-based natural markers for power systems substations**. Computers in Industry, Elsevier B.V., v. 97, p. 67–75, 2018. ISSN 0166-3615. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.compind.2018.01.010>>.
- LIU, Z.; WANG, H. **Automatic Detection of Transformer Components in Inspection Images Based on Improved Faster R-CNN**. 2018.
- MICROSOFT. **What is Custom Vision?** 2020. Disponível em: <<https://docs.microsoft.com/pt-br/azure/cognitive-services/custom-vision-service/overview>>.
- MNEYMNEH, B. et al. **Vision-Based Framework for Intelligent Monitoring of Hardhat Wearing on Construction Sites**. Journal of Computing in Civil Engineering, v. 33, n. 2, p. 04018066, 2019. ISSN 0887-3801.
- NATH, N. et al. **Deep learning for site safety: Real-time detection of personal protective equipment**. Automation in Construction, Elsevier, v. 112, n. January, p. 103085, 2020. ISSN 09265805. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103085>>.
- Oliveira, B. A. S. et al. **Visão Computacional e Aprendizado de Máquina para Classificação de Componentes em Alimentadores de Subestações Elétricas**. 2020.
- Organização Internacional do trabalho. **Observatório de Segurança e Saúde no Trabalho**. 2021. Disponível em: <<https://smartlabbr.org/sst>>.

PALMARINI, R. *et al.* **A systematic review of augmented reality applications in maintenance.** **Robotics and Computer-Integrated Manufacturing**, Elsevier Ltd, v. 49, n. March 2017, p. 215–228, 2018. ISSN 07365845. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rcim.2017.06.002>>.

DADOS BIOGRÁFICOS

**(1) NATHALIA BRAGA ANTUNES BEDOR**

Formada, em 2020, em Engenharia Química pela UFRJ. Fez estágio na GlaxoSmithKline entre 2019 e 2020 na área de análise de dados. Iniciou na Radix em novembro de 2020 como estagiária atuando no projeto de P&D de Realidade Aumentada na Light. Hoje, ainda atua no projeto da Light e em outro projeto de Data Science.

(2) CARLOS AUGUSTO MACHADO GOMES

Carlos Augusto Machado Gomes - Engenheiro eletricista, com mestrado em Engenharia Elétrica pela UFRJ. Possui experiência na área de projetos focados para os setores de distribuição e geração. Atua na área de pesquisa e desenvolvimento da Light desde 2018, dando suporte técnico aos projetos de P&D ANEEL desenvolvidos pela companhia.

(3) MARCOS VINICIUS DA COSTA PALHÃO

Cursando o 7º período de Engenharia Elétrica na CEFET-RJ. Estagiou por 2 anos na LIGHT SESA, atuando no setor de Manutenção de redes aéreas. Atualmente estagiário da Radix desde novembro de 2019 atuando no projeto de P&D de Realidade Aumentada para a Light onde participou das etapas de desenvolvimento, pesquisa, testes e documentação técnica.

(4) SERGIO RICARDO ZERBETTO MASSON

Formado (2017) em Engenharia Biomédica pela UFABC e com graduação sanduíche pela Universidade de Toronto. Em 2014 teve trabalho premiado no Canadá, utilizando visão computacional e realidade aumentada para auxiliar fisioterapia de crianças com paralisia cerebral.

Entre 2015 e 2019 trabalhou como desenvolvedor de aplicação em realidade para treinamento médico, e visualização de exames médicos com foco na plataforma Hololens.

De 2019 a 2021 atuou na Radix como especialista em realidade aumentada no projeto de P&D de Realidade Aumentada da Light, desenvolveu as principais funcionalidade na integração com a plataforma Hololens e implementação da video chamada em tempo real.

(5) FABYANA FREIRE VENTIN

Engenheira Química formada em 2004 pela UFRJ com Mestrado em Engenharia Química pela COPPE/UFRJ e MBA em Gerenciamento de Projetos pela FGV-RJ. Experiência de mais de 15 anos em projetos de Engenharia, Software e Tecnologia, trabalha na Radix Engenharia desde 2016 atuando como Gerente de Projetos. Teve como principais clientes Petrobras, ONS e Light.

(6) BERNARDO RODRIGUES DA ROSA

Formado, em 2015, em Engenharia Química pela UFRJ. Iniciei meu trabalho na Radix Engenharia e Desenvolvimento de Software SA em dezembro/2013, como estagiário. Sendo contratado como engenheiro em maio/2015. Trabalhando inicialmente no setor comercial e desde 2018 venho trabalhando como coordenador de projetos para diversos clientes e tipos de projeto: ciência de dados, engenharia e desenvolvimento de software. Atuo desde outubro/2020 no projeto de P&D para a Light, cujo título é "ASSISTÊNCIA REMOTA EM MANUTENÇÃO EM SUBESTAÇÕES ELÉTRICAS ATRAVÉS DO USO DE REALIDADE AUMENTADA", realizando atividades de acompanhamento junto a equipe de desenvolvimento das soluções

(7) WAGNER LUIZ ORTIZ MARQUES

Possui graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade Estácio de Sá (2010). Atualmente é Coordenador de manutenção e operação de AT da LIGHT Serviços de Eletricidade. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, com ênfase em Sistemas Elétricos de Potência.

(8) MARCOS PAULO BARCELLOS DE MORAIS

Possui mestrado profissional em Engenharia de Produção (2016) e Graduação de Engenharia Elétrica pela Universidade Federal Fluminense, Especialização em Sistemas de Potência pela COPPE/UFRJ. Coordenador de Expansão de Rede, Engenheiro de Campo Sênior de Alta Tensão na Light, atuação na Manutenção de Equipamentos de Alta Tensão da Light. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica em comissionamento de Equipamentos de Alta Tensão, Projetos de Pesquisa e Desenvolvimento e aplicação de Inteligência Artificial em Manutenção e Projetos com ênfase em Sistemas de Potência abrangendo Geração, Transmissão e Distribuição de Energia Elétrica.

(9) RÔMULO DE OLIVEIRA TEIXEIRA

Meu nome é Rômulo, sou casado, formado em Engenharia Elétrica na Universidade Severino Sombra (hoje Universidade de Vassouras) em 2010, possuo MBA em Gestão de Pessoas pela Centro Universitário de Volta Redonda (Unifoa) em 2012, Pós graduado em Sistema Elétricos da Geração pela COPPE/ UFRJ em 2014. Atuo como Engenheiro de Campo na área de Geração, Subestações e Linhas de Transmissão na Light Energia SA desde 2011, onde já exerci a função de Eletromecânico de Usinas e Subestações Especializado (2007 até 2010) e Técnico de Campo na área de Geração, Subestações e Linhas de Transmissão (2010 até 2011).

(10) MARCIO ROMERO GALARDO JUNIOR

Márcio Romero Galardo Junior – Engenheiro Mecânico, com mestrado em Engenharia Metalúrgica (Soldagem) ambos pela UFF, curso de aperfeiçoamento em Sistemas Elétricos - Geração na COPPE/ UFRJ e MBA em Gerenciamento de Projetos no IBMEC. Possui experiência na área de geração de energia, sendo responsável técnico de usina hidrelétrica. Possui atuação em projetos de usinas hidrelétrica, eólica e solar. Possui conhecimento em ensaios e comissionamento em equipamentos eletromecânicos. Atuou como responsável por projetos de pesquisa e desenvolvimento (P&D) e estágio em Siderúrgica.