

DESENVOLVIMENTO DE SISTEMA PARA CONSUMO DE ENERGIA BASEADO EM RECONHECIMENTO DE PADRÃO DE IMAGEM

Antonio Miguel Sapag Neto – amsapagneto@hotmail.com

Bruno Luís Soares de Lima (Orientador) – bruno.lima@mackenzie.br

RESUMO

A leitura dos medidores de energia eletromecânicos tem sido tradicionalmente realizada de forma manual, contando com profissionais qualificados e treinados. Tal tarefa envolve várias ações relacionadas a economia, como o custo envolvido em todo o processo, desde a contratação até a especialização do profissional, assim como aspectos relacionados a confiabilidade dos valores medidos. O objetivo central desse estudo é apresentar a possibilidade do desenvolvimento de um sistema capaz de realizar uma leitura eficiente de um medidor de energia eletromecânico através da programação computacional, com a validação de conceitos que envolvem o reconhecimento de imagem. Para isso, utiliza-se métodos de visão computacional para gerar um reconhecimento dos relógios (círculos), e posteriormente, da posição do ponteiro no medidor. Pode-se dizer que os resultados obtidos no projeto foram satisfatórios, atingindo o principal objetivo do estudo.

Palavras-chave: Medidor de energia eletromecânico. Visão Computacional. Reconhecimento de Imagem.

SYSTEM DEVELOPMENT FOR MEASUREMENT OF ENERGY CONSUMPTION BASED ON IMAGE RECOGNITION

ABSTRACT

The reading of electromechanical energy meters has traditionally been performed manually, with qualified and trained professionals. This task involves several actions related to economy, such as the cost involved in the entire process, from hiring to professional specialization, as well as aspects related to the reliability of the measured values. The main objective of this study is to present the possibility of developing a system capable of performing an efficient reading of an electromechanical energy meter through computer programming, with the validation of concepts involving image recognition. For this, computer vision methods are used to generate a recognition of the clocks (circles), and later, the position of the pointer in the meter. It can be said that the results obtained in the project were satisfactory, reaching the main objective of the study.

Keywords: Electromechanical energy meter. Computer Vision. Image Recognition.

1 INTRODUÇÃO

O ser humano, apesar de racional e crítico, possui limitações superadas por determinados tipos de robôs, como a rapidez de resposta, a facilidade para coletar diversas possibilidades de cenários, a consistência na coleta dos dados, entre outras. Para Brosnan e Sun (2002, p. 193),

A visão computacional é uma técnica de inspeção rápida, econômica, consistente e objetiva, que se expandiu para muitos setores diversos. Sua velocidade e precisão atendem aos requisitos cada vez maiores de produção e qualidade, auxiliando no desenvolvimento de processos totalmente automatizados.

Atualmente, o interesse pela automação de trabalhos e visão computacional tem crescido cada vez mais. Independente da área escolhida, seja segurança digital, serviços públicos, indústria, dentre outros, o mercado enxerga uma oportunidade de melhoria nos seus processos e redução de custos com o uso da Inteligência Artificial. Isso acontece, conforme descrevem Malamas et al (2003), embora o ser humano consiga fazer muitos trabalhos melhores que os robôs, eles se cansam rapidamente e são mais lentos. Além disso, achar e manter profissionais qualificados são tarefas que exigem tempo, treinamento e dinheiro.

Como apresentado por Acemoglu e Restrepo (2018), no mercado atual existem tarefas que são executadas por trabalhadores, e outras que podem ser realizadas por trabalhadores e pelo capital. Desse modo, é vantajoso para a empresa substituir aquela atividade que é feita por trabalhadores humanos por uma forma automatizada, e com isso reduzir os custos da empresa.

Na área de energia, de acordo com a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL, 2009), havia em 2009 cerca de 62 milhões de medidores de energia instalados no Brasil. Além disso, nesse mesmo período, segundo Silva (2010), a porcentagem de medidores eletromecânicos no parque nacional era de 92,61. Como destaca Castro (2019), tratando-se da leitura em campo rural, um leiturista é capaz de realizar, em média, 40 leituras de unidades consumidoras por dia, tendo um custo diário de R\$ 137,59. É preciso lembrar que esse custo diário é em relação ao campo rural, onde há uma dificuldade de acesso devido a distância dos centros urbanos e, também, um menor número de leituras por dia devido a extensão dos lotes, sendo menos eficiente que um sistema inteligente de leitura automática.

Tal sistema, por outro lado, por ser autônomo e sempre presente nos locais, consegue substituir os gastos de transporte e de profissionalização da mão de obra, barateando os custos operacionais da empresa, trazendo melhorias e até impactando no preço da tarifa. Pensando nisso, o atual trabalho tem como proposta o desenvolvimento de um sistema que, através da programação, seja capaz de realizar a leitura de um medidor eletromecânico através de um algoritmo para reconhecimento de imagem.

1.1 PROBLEMA DE PESQUISA

Usualmente, as companhias de energia elétrica, gás e água empregam funcionários para coletar dados de consumo do cliente final. Esses funcionários, chamados de leituristas, realizam o trabalho de forma manual e tendenciosa, desse modo, os dados coletados podem apresentar falhas e erros pessoais, causando prejuízos financeiros e físicos.

Em março de 2020, a Organização Mundial de Saúde (OMS), devido o grau de contaminação e disseminação, considerou a doença causada pelo novo coronavírus (Sars-Cov-2) uma Pandemia, recomendando o isolamento social. Como vários outros trabalhadores, os leituristas tiveram suas atividades afetadas e pausadas por certo período. De modo a evitar a transmissão entre o cliente e o profissional, a ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) divulgou um conjunto de medidas, como por exemplo a possibilidade de o próprio consumidor realizar a leitura do medidor de energia de sua casa, para evitar o aumento do número de casos. (ANEEL, 2020).

A atribuição dessa responsabilidade para os clientes desencadeou algumas dúvidas: Como poderia o usuário fazer a leitura de forma correta, sem nenhum treinamento ou capacitação anterior? Como garantir que os dados coletados não fossem alterados por má-fé ou por falha humana? Existiria alguma outra forma de leitura mais barata, segura e precisa?

Tais questões suscitaram o esboço desse projeto, especialmente a possibilidade de validar a utilização de conceitos de reconhecimento de imagem aplicados a um medidor de energia eletromecânico para realizar uma coleta mais rápida e precisa dos dados, diminuindo possíveis custos de treinamento e outros materiais necessários para a coleta das informações.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo geral

Desenvolver um sistema capaz de coletar dados de consumo de energia através da leitura de um medidor de energia eletromecânico usando o reconhecimento de imagem para a extração dos dados.

1.2.2 Objetivos específicos

- Definir a imagem que será utilizada para coleta dos dados;
- Definir as principais bibliotecas envolvidas para a realização de tratamento de imagem e reconhecimento de imagem;
- Desenvolver um algoritmo com os parâmetros necessários para o reconhecimento de imagem;
- Realizar testes do algoritmo desenvolvido.

1.3 JUSTIFICATIVA

Como apresentado anteriormente, as empresas contratam a mão de obra e fazem um treinamento para permitir a realização de leituras corretas do medidor de energia. Dessa forma, do ponto de vista econômico, as empresas possuem um custo alocado para contratar e treinar os trabalhadores que realizam essa tarefa, além do gasto de deslocamento e de compra dos equipamentos.

Além disso, por ser um trabalho realizado individualmente, algumas leituras podem conter um nível de confiabilidade menor, seja por uma questão ética, como em casos de fraude, ou uma questão de natureza humana, como realizar uma leitura errada por distração e demais fatores.

Há situações, como o surgimento do COVID-19, que apresentam um outro problema, no caso relativo à visita dos profissionais na casa dos consumidores, situação que pode interferir tanto na saúde do trabalhador quanto na do cliente.

Com esses motivadores, vê-se cada vez mais necessário a presença de um sistema de leitura do consumo de energia, que tenha maior taxa de acerto, não demande um treinamento ou conhecimento prévio nem deslocamento para a execução da tarefa.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Como o objeto principal de análise deste projeto é o medidor de energia eletromecânico, é necessário entender anteriormente quais são seus principais componentes. Além disso, será abordado qual é a homologação para que os equipamentos estejam aptos a realizar as medições e quem é o órgão responsável por essa validação.

Em relação a forma como será realizada a leitura dos valores, é preciso apresentar também os principais tipos de filtros e procedimentos que uma imagem é submetida, possibilitando assim, uma leitura eficaz e correta pelo algoritmo.

2.1 MEDIDOR DE ENERGIA ELÉTRICA

Os medidores de energia elétrica são equipamentos necessários para a verificação de consumo de energia elétrica dos materiais dentro de uma residência, indústria ou qualquer outra propriedade que tenha um sistema elétrico ativo. Com esse material, pode-se perceber a quantidade de potência (kW), energia consumida (kW/h) ou energia reativa (kVAr/h) que sua locação está utilizando. Dessa forma, é possível perceber possíveis fraudes e desperdícios que não seriam vistos sem um medidor.

É possível encontrar diversos modelos de medidores de energia dependendo da sua utilização, visto que, por exemplo, no meio industrial a sua classificação é diferente do meio residencial, devido a diferença de potência e energia gerada. Neste trabalho, será abordado o medidor de energia eletromecânico.

2.1.1 Medidor Eletromecânico

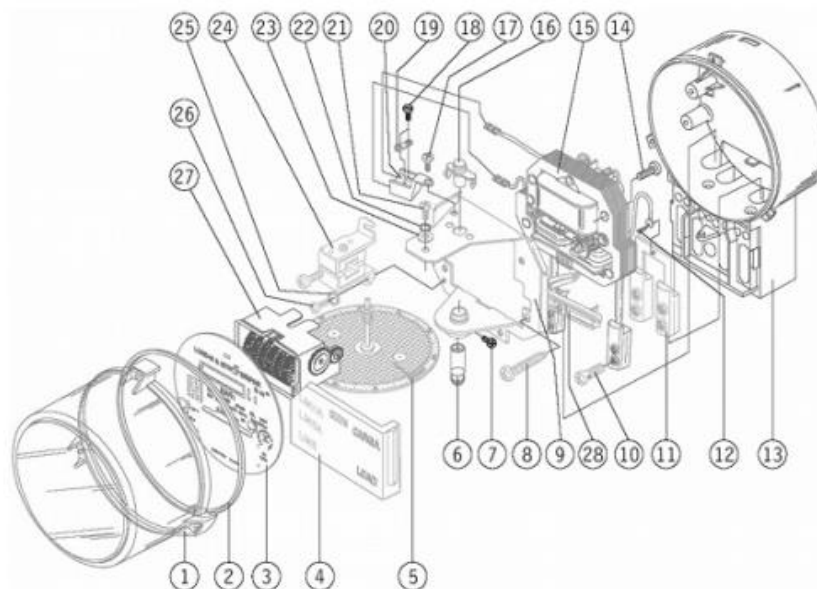
Dentre os principais modelos de medidor de energia elétrica, o mais antigo e mais utilizado no Brasil é o eletromecânico. De acordo com o Miyasaka (2020, p.19),

Atualmente, cerca da metade do parque de medição brasileiro ainda é composto por medidores eletromecânicos, porém a tendência é que esse tipo de medidor seja substituído cada vez mais por medidores eletrônicos por este ter um melhor custo-benefício.

Este tipo de medidor funciona através do princípio de indução eletromagnética, ou seja, ao passar corrente elétrica nas bobinas internas do medidor, o disco de metal localizado na parte central efetua um giro devido ao campo magnético gerado pela corrente e, conseqüentemente, movimenta as engrenagens internas e os ponteiros do medidor. Ressalta-se que, quanto mais intenso o campo magnético for, ou seja, quanto mais corrente elétrica passar naquela bobina, mais rápido o disco gira e, portanto, o ponteiro também. Dessa forma, entende-se de forma simples o funcionamento do

medidor eletromecânico e como é contabilizado o seu consumo de energia elétrica. Na Figura 1 a seguir, é possível observar cada peça que compõe o medidor eletromecânico, como o estator, rotor, carcaça, registrador, entre outros.

Figura 1 – Detalhamento de cada componente de um medidor de energia eletromecânico.



Fonte: Silva (2010:p.20).

Nessa figura, destacam-se os principais componentes: a placa de identificação (3), o disco de metal (5), o elemento motor que contém as bobinas de potencial e corrente e o núcleo laminado de ferro magnético (15) e o registrador (27), responsável por contabilizar o número de rotações do rotor e que pode ser do tipo ponteiro ou ciclométrico. É preciso ressaltar que todas as peças têm sua devida importância, visto que sua funcionalidade depende inteiramente do conjunto delas.

2.1.2 Normas e Classificação

Dentro das categorias dos medidores de energia, é possível encontrar diversas classificações, como as listadas a seguir:

- Tipo de energia a ser medida: nessa classificação, entram as medições de energia ativa (kW/h) e energia reativa (kVAr/h);
- Quantidade de motores ou número de fios: pode ser monofásico ou polifásico;
- Tipo de ligação à rede: os medidores diretos são aqueles que podem ser ligados direto à rede ou à carga, pois devido a baixa tensão, não é preciso passar por um transformador; o do tipo indireto, por sua vez, é aquele que precisa ser conectado à um transformador, pois se conectam em clientes que fornecem alta tensão;

- Índice de classe: baseado na energia em que está medindo, o medidor de energia possui limites de erros percentuais diferentes, dentre eles tem-se a classificação A, B, C e D, como mostra a Tabela 1 a seguir.

Tabela 1 – Limites de Erro Percentual para Medidores de Energia Ativa e Reativa

Medidores	% In	cos ϕ	Classificação			
			D	C	B	A
Energia Ativa	100	1	± 0.2	± 0.5	± 1	± 2
Energia Reativa	100	1	± 0.4	± 1	± 2	± 4

Fonte: modificado a partir do INMETRO (BRASIL, 2012, p.31)

2.2 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

Apesar da alta tecnologia e da qualidade das câmeras atuais, muitas vezes a imagem fica longe da perfeição devido aos fatores externos, como por exemplo, a iluminação, o foco, a habilidade do fotógrafo, entre outros. Dessa forma, para que o algoritmo consiga fazer um reconhecimento adequado, a imagem precisa passar por uma série de tratamentos, filtragens e correções, e só assim, chegar no valor desejado com uma alta taxa de acerto.

Dentro do campo de processamento digital de imagens, existem diversas técnicas para realizar a melhor adequação da imagem final. Neste trabalho será abordado apenas as diretamente relacionadas e específicas para o projeto.

2.2.1 Filtro de Canny

Assim como o Filtro de Sobel, o Filtro de Canny foi criado para realizar detecção de bordas em uma imagem. No entanto, por ser um algoritmo multi-estágios, o seu criador, John Canny, elenca os principais critérios para uma detecção bem-sucedida: Taxa de Erro (Relação Sinal-Ruído), Localização e Resposta.

Para o primeiro critério, define-se que, maximizando a razão sinal-ruído, há uma queda no ruído da imagem e, conseqüentemente, as chances de uma confusão pelo algoritmo e detectar bordas falsas diminui, aumentando a sua assertividade.

No segundo critério, Canny especifica a necessidade de que os pontos de borda devem estar bem localizados, ou seja, a distância entre o ponto extraído pelo detector e a sua verdadeira posição devem ser mínimas.

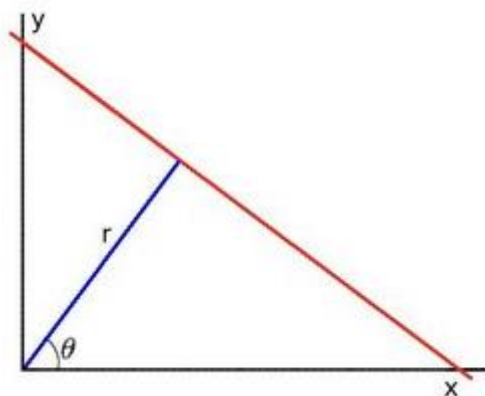
Por fim, o último critério corresponde ao critério de respostas múltiplas e está parcialmente relacionado com o primeiro ponto apresentado. Nesse quesito, o detector não pode encontrar mais de um pixel de borda em um mesmo ponto, logo, ao encontrar dois pixels em uma mesma resposta, assume-se que uma delas é falsa.

2.2.2 Transformada Hough para retas e circunferências

Para facilitar o reconhecimento de imagem em relação as retas, circunferências ou outras formas simples, utiliza-se normalmente a Transformada Hough. Como explicam Bradski e Kaehler (2008), a Transformada Hough originalmente foi criada para detectar retas em imagens binárias, porém, atualmente, seu algoritmo foi ampliado para encontrar outros padrões geométricos. É preciso ressaltar que para aplicar esse algoritmo, recomenda-se que a imagem tenha passado por um tratamento anterior, como uma conversão da imagem RGB para tons de cinza, ou até mesmo os filtros de detecção de borda citados anteriormente.

De maneira resumida, entende-se o funcionamento da Transformada aplicando princípios básicos de trigonometria. Inicialmente, imagina-se um ponto em um plano cartesiano e considera-se que esse ponto tenha o seu coeficiente angular α e um coeficiente linear β . Além disso, ele esteja no cruzamento de uma semirreta azul com uma reta vermelha, conforme mostra a Figura 2 a seguir.

Figura 2 – Plano cartesiano com duas retas se cruzando e um ponto na intersecção.



Fonte: OpenCV (2019).

Através de deduções simples de trigonometria, chega-se na equação geral da reta e, após as simplificações, obtém-se a equação de posição para cada ponto em forma polar, como representa a Figura 3 a seguir.

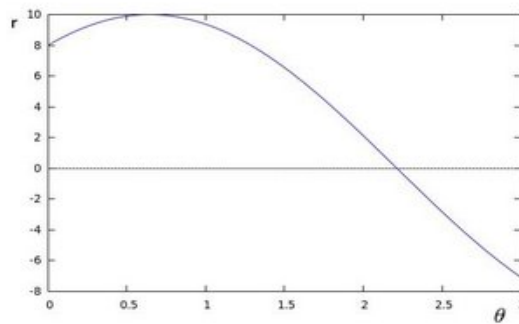
Figura 3 – Equação geral da reta e equação da posição do ponto na forma polar.

$$y = \left(-\frac{\cos \theta}{\sin \theta} \right) x + \left(\frac{r}{\sin \theta} \right)$$
$$r_{\theta} = x_0 \cdot \cos \theta + y_0 \cdot \sin \theta$$

Fonte: OpenCV (2019).

Para ter uma visualização em gráfico, definem-se dois valores fixos para os parâmetros x_0 e y_0 , como por exemplo, respectivamente, 8 e 6, e deixa o parâmetro angular θ variando entre 0 e 360° . Dessa forma, consegue-se o seguinte gráfico, ilustrado na Figura 4 a seguir.

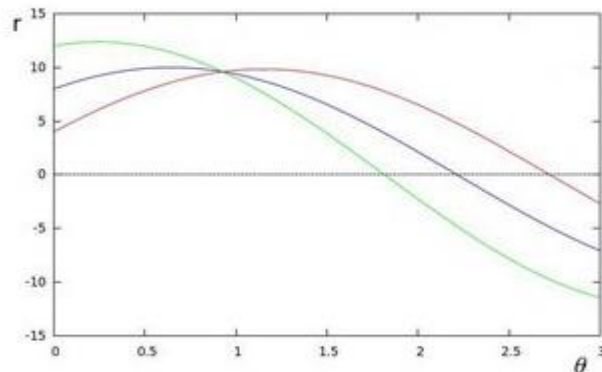
Figura 4 – Curva gerada através dos valores fixos inseridos em x_0 e y_0 .



Fonte: OpenCV (2019).

Se repetir a lógica, mas dessa vez fixando 2 valores em x_0 (4,9) e dois valores em y_0 (12,3), é possível observar um ponto de intersecção entre as curvas geradas, como mostra a Figura 5 a seguir.

Figura 5 – Curva gerada através dos valores fixos inseridos em x_0 e y_0 .

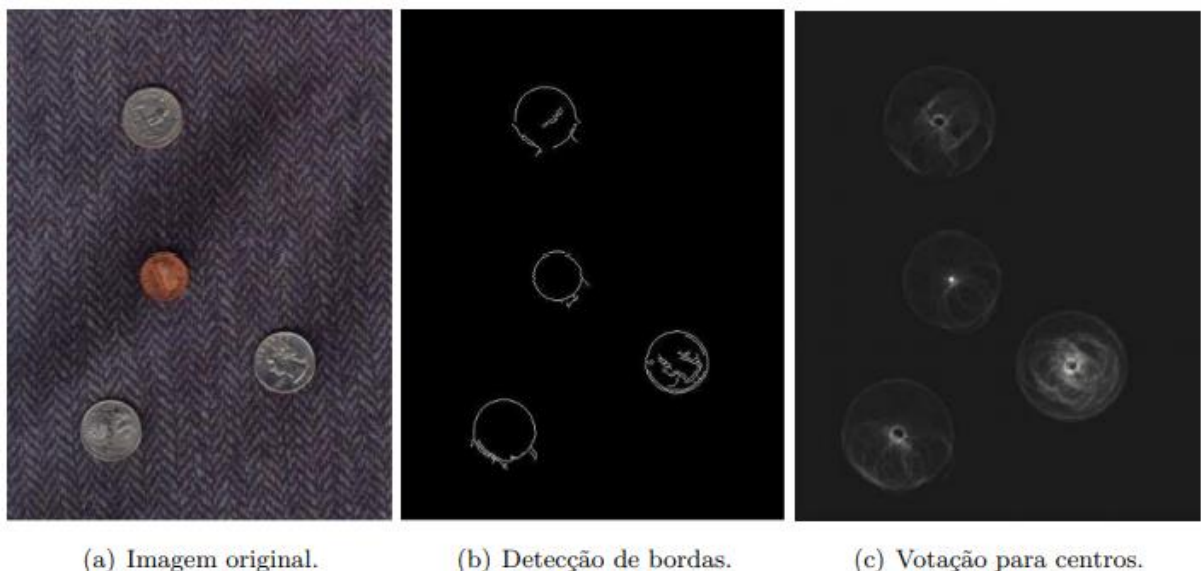


Fonte: OpenCV (2019).

Desse modo, ao imaginar o plano cartesiano representado anteriormente como uma imagem observada pelo algoritmo, e comparar os pontos de coordenadas x_0 e y_0 com os pixels da imagem, entende-se o funcionamento da Transformada de Hough de maneira simples. Isto é, quanto mais curvas senoidais se cruzarem em um ponto comum, maior a chance de os pixels correspondentes daquele cruzamento serem parte de uma mesma reta, gerando um reconhecimento de imagem ideal. Para saber quantas vezes um ponto precisa se cruzar com o outro no mesmo local para o algoritmo considerar de vez uma reta, estabelece-se uma quantidade mínima chamada de quantidade de votos. Desse modo, toda vez que um pixel se cruzar com o outro, eles recebem um voto e só são considerados como reta após ultrapassar o valor estabelecido como quantidade mínima.

De maneira semelhante, o mesmo tipo de abordagem matemática acontece para a Transformada de Hough em círculos de uma imagem. No entanto, como há mais uma dimensão a se considerar, utiliza-se outros métodos de processamento digital de imagem para reconhecer a borda do objeto analisado antes de aplicar Hough. Explicando de forma rasa, após o reconhecimento do círculo na imagem, acha-se o seu ponto central através da escolha do pixel com maior número de votos computados e com a distância mínima entre todos os pontos. Assim, é possível saber que, por ter uma distância mínima em relação a todos os outros pixels, aquele pixel é então o centro da circunferência. Para maior entendimento, a Figura 6 a seguir mostra as duas etapas citadas anteriormente.

Figura 6 – Representação da imagem a ser analisada, aplicação da detecção de borda e a definição do ponto central de uma circunferência.



Fonte: Santiago (2017).

3 METODOLOGIA

A metodologia adotada para esse trabalho divide-se em três grandes frentes: o processamento da imagem, o reconhecimento dos círculos e a trigonometria utilizada para determinação do valor final.

3.1 LINGUAGEM ESCOLHIDA E BIBLIOTECAS UTILIZADAS

Para este projeto, foi-se escolhido Python como linguagem principal de desenvolvimento do sistema. Esta escolha foi baseada na facilidade de aprendizado pelo usuário assim como a vasta gama de bibliotecas que ela suporta.

3.1.1 NumPy

A principal biblioteca para computação científica em Python. Através desse pacote, pode-se realizar operações matemáticas envolvendo matrizes e objetos multidimensionais. Além disso, ela possibilita o uso da álgebra linear, transformadas de Fourier e diversas funções matemáticas.

3.1.2 OpenCV

Esse pacote é fundamental para o projeto. Dentro dessa biblioteca, encontra-se diversas funções voltadas para o campo de visão computacional, reconhecimento de imagem e aprendizado de máquina. Como abordado anteriormente, o reconhecimento de imagem é fundamentado em funções trigonométricas e diversas transformadas matemáticas. O que esse pacote faz, de maneira simples, é concatenar a matemática envolvida por trás desse processo e transformar em uma simples função. Dessa forma, ela é utilizada para reconhecimento de faces, reconhecimento de cenários e movimento, identificação de objetos e processamento de imagem.

3.2 PROCESSAMENTO DA IMAGEM

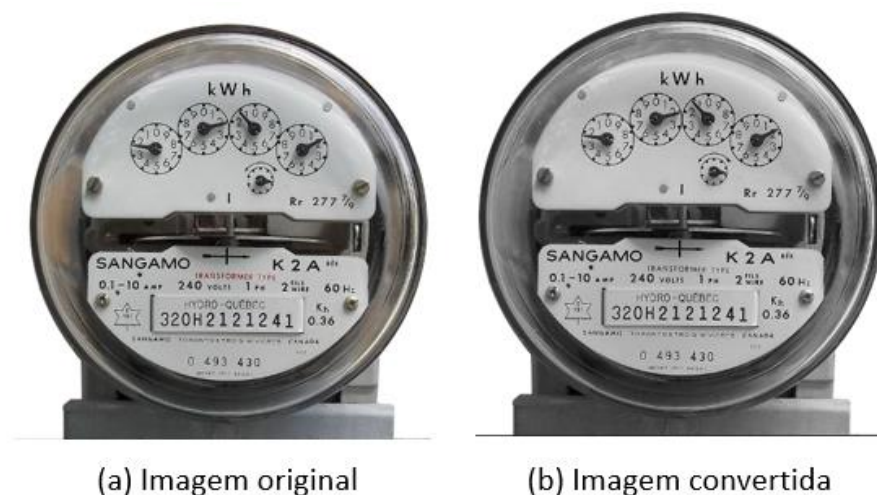
Nesse projeto, foi utilizado três principais etapas de processamento da imagem: a conversão da imagem para uma escala de cinza, o uso do efeito borrado para eliminação de ruídos brancos e, por fim, a utilização do Filtro de Canny para detecção de bordas.

3.2.1 Conversão da imagem para escalas de cinza

Para facilitar a detecção da imagem observada pelo algoritmo, é preciso transformar o que está sendo observado em escalas de cinza. Além de diminuir drasticamente a complexidade computacional envolvida e o uso de memória do computador, a conversão de uma imagem RGB para

cinza limita o range dos pixels entre 0 e 255 (ou seja, 256 valores únicos). Para maior entendimento, a Figura 7 a seguir mostra uma comparação da imagem original e sua conversão em escalas de cinza.

Figura 7 – Representação da imagem a ser analisada e sua conversão para escalas de cinza.



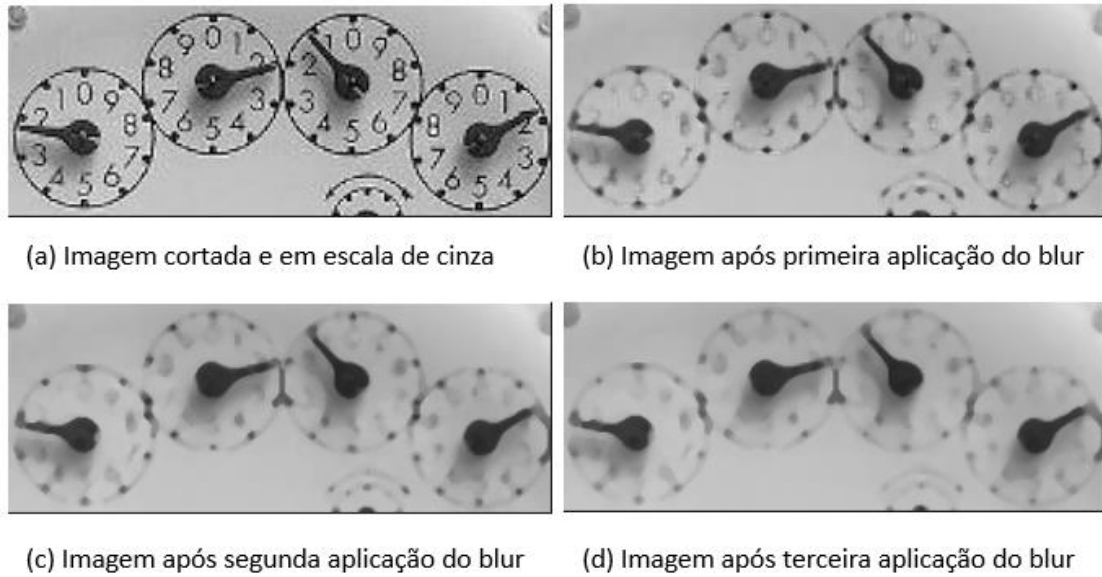
Fonte: Acervo pessoal (2021).

Após a conversão da imagem para uma escala de cinza, é necessário realizar a segunda etapa de processamento da imagem: a utilização do efeito blur para eliminação dos ruídos restantes.

3.2.2 Uso do efeito blur para eliminação de ruídos

Após a conversão das cores da imagem, utiliza-se o efeito blur para desfocar todos os possíveis ruídos e, de certa forma, simplificar a imagem em menores quantidades de pixel. Assim, com uma imagem mais borrada e destacando somente os contornos, fica mais fácil para o algoritmo reconhecer o que realmente deve ser analisado na imagem. Além disso, é feito um corte na imagem para destacar somente os relógios do medidor de energia. Como em uma sugestão de aplicação para produto em que a câmera estaria acoplada em frente ao medidor, de forma estática e fixa, pode-se considerar que o resultado do corte seria a imagem analisada em tempo real. Portanto, para perceber a diferença na imagem após a aplicação do efeito blur, a Figura 8 a seguir realiza uma comparação entre as etapas da fotografia.

Figura 8 – Comparação da imagem original cortada e seu resultado pós aplicação do efeito blur.



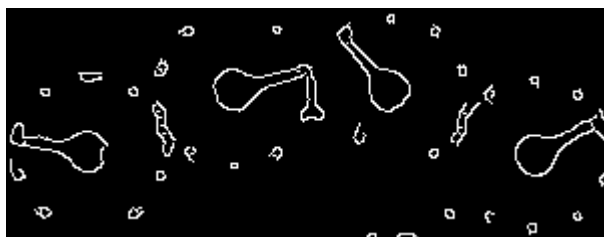
Fonte: Acervo pessoal (2021).

Pode-se observar que, mesmo perdendo a qualidade da imagem e a possibilidade de observação dos números, fica muito mais fácil para o algoritmo realizar o reconhecimento das bordas dos círculos ali expostos. Por isso, como última etapa de processamento da imagem, utiliza-se o Filtro de Canny.

3.2.3 Filtro de Canny para detecção de bordas

Como etapa final do processamento de imagens, aplica-se o Filtro de Canny para destacar as bordas dos relógios do medidor de energia. É possível observar que, após a aplicação do efeito blur, somente os ponteiros e os círculos ficam visíveis e são reconhecidos pelo Filtro de Canny, como mostra a Figura 9 a seguir.

Figura 9 – Aplicação do Filtro de Canny na imagem borrada.



Fonte: Acervo pessoal (2021).

Dessa forma, através da realização de todos os passos de processamento da imagem abordados anteriormente, é possível fazer o reconhecimento dos círculos através da Transformada de Hough.

3.3 RECONHECIMENTO DOS CÍRCULOS NA IMAGEM

Como etapa subsequente ao processamento de imagem, pode-se dar início ao reconhecimento de formas em uma imagem. Nesse projeto, foi feito o reconhecimento de círculos, pois são os relógios que iremos analisar. Como abordado anteriormente, um dos métodos para determinar um círculo na imagem é o uso da Transformada de Hough. Quando se utiliza a biblioteca OpenCV, essa função é chamada de `cv2.HoughCircles` e possui diversos parâmetros para o reconhecimento ser feito de forma automática. Basicamente, é preciso especificar na função qual a imagem que será analisada, qual a técnica aplicada para detecção, a razão inversa da resolução do acumulador em relação a imagem, a distância mínima entre os círculos analisados e os raios máximos e mínimos para detecção das formas. É importante ressaltar que, além da maioria desses parâmetros serem definidos de forma manual e por tentativa e erro, os resultados (coordenadas do centro dos círculos) ali achados são armazenados na variável criada e, por isso, é preciso de outra função para desenhar o círculo na imagem, como mostra a Figura 10 a seguir.

Figura 10 – Representação dos círculos achados pelo algoritmo através da Transformada de Hough.

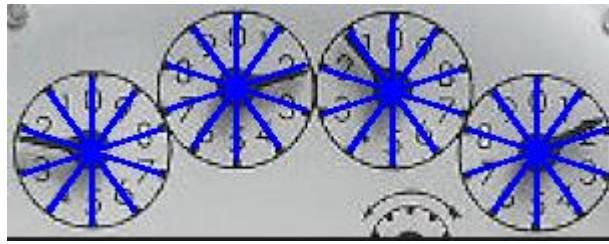


Fonte: Acervo pessoal (2021).

3.4 TRIGONOMETRIA PARA DETERMINAÇÃO DAS COORDENADAS E ÂNGULOS DO PONTEIRO

Como é possível observar nas imagens anteriores, cada número do relógio possui um traço de referência. Pensando nisso, ao conseguir as coordenadas de cada traço, é possível fazer uma comparação entre as coordenadas deles com a coordenada atual do ponteiro para determinação do valor do relógio. Sabendo que um círculo possui 360 graus, a primeira etapa, portanto, é dividir esse valor baseado na quantidade de dígitos ali presentes. Dessa forma, a Figura 11 a seguir mostra como ficaria o relógio se dividíssemos em 10 partes iguais.

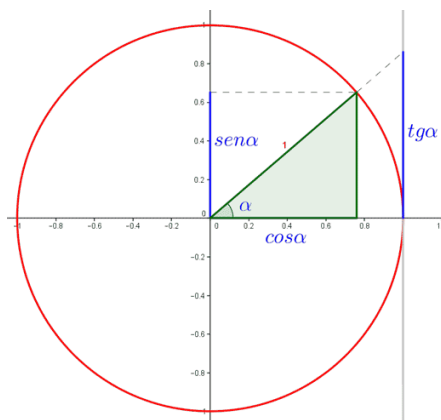
Figura 11 – Representação dos relógios divididos internamente em 10 partes iguais.



Fonte: Acervo pessoal (2021).

É possível analisar na imagem que, dividindo em 10 partes iguais, teremos uma angulação de 36 graus entre cada valor. Assim, para achar as coordenadas de cada traço, utiliza-se duas fórmulas básicas da trigonometria: para o valor de x , soma-se a coordenada x do centro do círculo (achado através da Transformada de Hough, citada anteriormente) com a multiplicação do raio do relógio pelo cosseno do ângulo; para o valor de y , soma-se a coordenada y do centro do círculo com a multiplicação do raio do relógio pelo seno do ângulo. A Figura 12 a seguir ajuda na visualização dessa explicação.

Figura 12 – Representação do círculo trigonométrico.



Fonte: Matemática PT (2021).

Com o valor de cada coordenada dos traços, é possível realizar uma série de condições para validação da posição do ponteiro. Sabendo da coordenada de cada ponteiro através de tentativa e erro, faz-se uma comparação dos valores de (x,y) de cada fatia do relógio. Por exemplo, como foi possível achar o valor da coordenada (x,y) do traço do valor 1 e do traço do valor 2, se deixarmos o x do ponteiro entre esses valores e, somado a isso, deixarmos o y também, saberemos se o ponteiro está dentro ou fora da região especificada. Caso as coordenadas (x,y) do ponteiro estejam dentro dessa comparação, sabe-se, então, o valor final daquele relógio, como mostra a Figura 13 a seguir.

Figura 13 – Resultado após todas as etapas do algoritmo.



Fonte: Acervo pessoal (2021).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo aborda os resultados dos testes que foram realizados para validar a eficiência do sistema em reconhecer os círculos na imagem, visto que são componentes essenciais para o algoritmo determinar o valor a ser analisado. Para isso, considera-se os dois principais fatores caso seja utilizado, em um projeto futuro, para a determinação do valor em tempo real: a distância da captura da imagem e a luminosidade incidente no medidor.

4.1 TESTES DE FAIXA DE RECONHECIMENTO

Considerando uma situação de reconhecimento de imagem em tempo real, o algoritmo dependeria, para uma alta eficiência no reconhecimento das formas, da distância em que sua câmera está posicionada do medidor de energia. Dessa forma, foi testada a capacidade de reconhecimento dos círculos (relógios) baseado em três principais distâncias, o que nesse projeto consideramos como a dimensão da imagem (pixels) a ser analisada: primeiro caso (405x400 pixels), segundo caso (360x201 pixels) e, por fim, terceiro caso (304x117 pixels).

No primeiro caso, com a câmera situada totalmente do lado de fora do medidor de energia, o algoritmo reconheceu os quatro principais relógios. No entanto, houve falso reconhecimento, como mostra a Figura 14 a seguir.

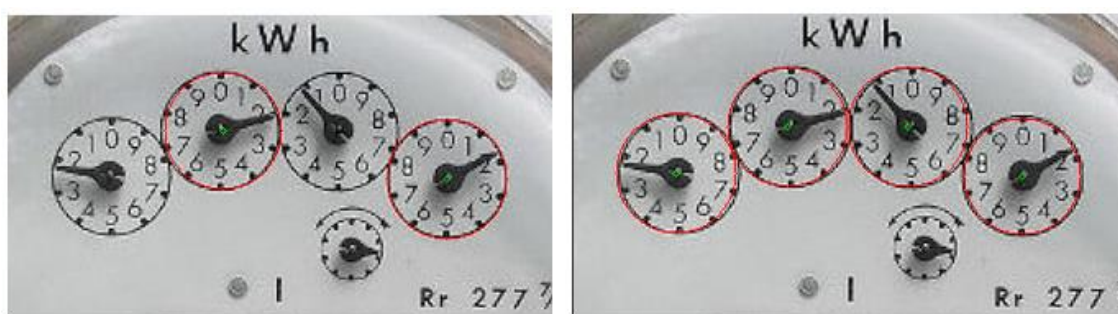
Figura 14 – Reconhecimento de imagem no primeiro caso (mais distante do medidor de energia).



Fonte: Acervo pessoal (2021).

Antes de abordar o segundo caso, é preciso ressaltar a delicadeza da parametrização da função de reconhecimento de imagem. Como nesse projeto abordou-se a identificação dos círculos em imagens estáticas, como se a câmera estivesse fixada no medidor de energia, os resultados vão depender totalmente do que foi estabelecido como parâmetro ideal na função para determinado range de pixels, assim como a quantidade de processos que a fotografia analisada recebeu anteriormente, o que logicamente não significa que o sistema criado não esteja exercendo seu papel direito. Na Figura 15 é possível perceber que o algoritmo é capaz de reconhecer dois dos quatro relógios do medidor de energia passando por três aplicações de filtro blur. No entanto, se considerarmos uma menor passagem desse processamento de imagem, o reconhecimento se faz por completo na segunda ocasião, lembrando ainda mais da sensibilidade que é característica desse tipo de trabalho.

Figura 15 – Diferença de resultados considerando a mesma distância e menos filtros aplicados.



(a) Três aplicações do filtro blur

(b) Uma aplicação do filtro blur

Fonte: Acervo pessoal (2021).

É fundamental destacar um ponto importante relativo ao último caso a ser analisado: quanto menor for a distância do objeto a ser reconhecido, menor a necessidade de tratamento da imagem. Isto é, como mostra a Figura 16 a seguir, se fixarmos a câmera a uma distância em que somente os relógios são exibidos na tela, o algoritmo consegue reconhecer com muito mais facilidade.

Figura 16 – Diferença de resultados considerando a mesma distância e menos filtros aplicados.



Fonte: Acervo pessoal (2021).

4.2 TESTES DE LUMINOSIDADE

Após definir que, para esse projeto, a melhor distância para o reconhecimento de imagem é sempre aquela que fica mais perto dos relógios, é necessário analisar um outro fator importante: a condição em que será feita a leitura. Em um produto que funcione em tempo real, a câmera estará exposta a sombras e luminosidade, seja pelo sol ou por alguma iluminação artificial. Tal situação, exige a necessidade de testar a sua eficiência sob essas condições.

Para simular uma situação de luminosidade, foi realizado um aumento no valor de exposição da imagem analisada. Como é mostrado na Figura 17, o centro de cada círculo foi reconhecido, assim como quase todos os círculos externos do relógio.

Figura 17 – Reconhecimento da imagem com aumento no valor de exposição.



Fonte: Acervo pessoal (2021).

Considerando uma situação inversa, ou seja, com alto valor de sombreamento, o resultado também foi satisfatório, como mostra a Figura 18 a seguir.

Figura 18 – Reconhecimento da imagem com aumento no valor de sombreamento.



Fonte: Acervo pessoal (2021).

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Conforme proposto nesse trabalho, foi apresentado um sistema de leitura do medidor de energia eletromecânico, através da programação voltada para o campo da visão computacional e reconhecimento de imagem.

É preciso destacar que, durante todo o processo, foi necessário um esforço muito grande para entender conceitos fundamentais da visão computacional, assim como relembrar conceitos de trigonometria. Ou seja, o projeto exigiu maior experiência e conhecimento da linguagem utilizada. Além disso, é importante ressaltar a pequena quantidade de artigos sobre a temática em foco.

No caso específico do reconhecimento de imagem, foi preciso ajustar os parâmetros necessários de forma minuciosa e atenta, passando por diversos testes de validação.

Mesmo diante desse contexto, o principal objetivo desse trabalho – delinear uma proposta de um sistema de leitura do medidor de energia-, foi alcançado.

Para futuros trabalhos e implementações, visa-se desenvolver esse mesmo sistema em tempo real e com as coordenadas dos ponteiros encontradas de forma automática, com o auxílio de uma câmera acoplada em frente ao medidor de energia e um minicomputador, como um Raspberry, levando em consideração todo o conhecimento obtido pelos testes.

REFERÊNCIAS

ACEMOGLU, D.; RESTREPO, P. **Artificial Intelligence, Automation and Work**. NBER Working Papers, 2018.

Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL (Brasil). **COVID-19: ANEEL aprova medidas para garantir segurança na distribuição de energia**. São Paulo, SP, [2020]. Portal ANEEL. Disponível em: https://www.aneel.gov.br/sala-de-imprensa-exibicao-2/-/asset_publisher/zXQREz8EVIZ6/content/covid-19-aneel-aprova-medidas-para-garantir-seguranca-na-distribuicao-de-energia/656877. Acesso em: 24 abr. 2021.

Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL (Brasil). **MEDIÇÃO ELETRÔNICA NA BAIXA TENSÃO**. São Paulo, SP, [2009]. Portal ANEEL. Disponível em: https://www.aneel.gov.br/consultas-publicas-antigas?p_p_id=participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet&p_p_lifecycle=2&p_p_state=normal&p_p_mode=view&p_p_cacheability=cacheLevelPage&p_p_col_id=column-2&p_p_col_pos=1&p_p_col_count=2&_participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_ideDocumento=35592&_participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_tipoFaseReuniao=fase&_participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_jspPage=%2Fhtml%2Fpp%2Fvisualizar.jsp. Acesso em: 22 mai. 2021.

BRADSKI, G. e KAEHLER, A. **Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library**. O'Reilly Media, Inc., Sebastopol, 2008.

BRASIL. **Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior**. Portaria INMETRO N.º 587, de 05 de novembro de 2012. Disponível em: <http://www.inmetro.gov.br/legislacao/rtac/pdf/RTAC001929.pdf>. Acesso em: 22 mai. 2021.

BROSNAN, Tadhg; SUN, Da-Wen. **Inspection and grading of agricultural and food products by computer vision systems—a review**. *Computers and Electronics in Agriculture* [S.L.], v. 36, p. 193-213, nov. 2002. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0168169902001011>. Acesso em: 13 mai. 2021.

CASTRO, Gustavo Dy. **Estudo da viabilidade da implantação do sistema pré-pago de energia elétrica para consumidores da zona rural e baixa renda da zona urbana do Estado do Tocantins**. 2019. Monografia (Graduação) – Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Tocantins, Palmas, 2019.

MALAMAS, Elias N. et al. **A survey on industrial vision systems, applications and tools**. *Image and vision computing*, v. 21, n. 2, p. 171-188, 2003.

MATEMATICA.PT. **Círculo Trigonométrico**. São Paulo, 2021. Disponível em: <https://www.matematica.pt/faq/circulo-trigonometrico.php>. Acesso em: 01 dez. 2021.

MIYASAKA, G. **Análise do desempenho de medidores de energia elétrica ativa em condições distorcidas e desequilibradas**. 2020. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2020.

OPENCV. **Hough Line Transform**. São Paulo, [2019]. Docs OpenCV. Disponível em:

https://docs.opencv.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/imgtrans/hough_lines/hough_lines.html. Acesso em: 25 mai. 2021.

SANTIAGO, Gaubert Vinicius. **Método baseado em Visão Computacional para reconhecimento de dígitos visando a leitura de consumo em hidrômetros com indicação analógica e digital**. 2017. Monografia (Graduação) – Faculdade de Engenharia de Controle Automação, Universidade de Brasília, Brasília, 2017.

SILVA, Marcelo Rubia da. **Modelação e análise da vida útil (metrológica) de medidores tipo indução de energia elétrica ativa**. 2010. 165 f. Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 2010. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/11449/87039>>.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, minha irmã, familiares e amigos que sempre me apoiaram e incentivaram durante o curso e em cada etapa desse projeto. Aos meus professores, pelo companheirismo, correções e ensinamentos proporcionados que me levaram a ser um melhor e mais capacitado estudante.