



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

ELTON ERICK CARNEIRO DA SILVA

DESENVOLVIMENTO DE APLICATIVO PARA TRATAMENTO DE DADOS DE
EMULSÕES DE PETRÓLEO

FORTALEZA

2025

ELTON ERICK CARNEIRO DA SILVA

DESENVOLVIMENTO DE APLICATIVO PARA TRATAMENTO DE DADOS DE
EMULSÕES DE PETRÓLEO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Curso de Graduação em Engenharia Química do
Centro de Tecnologia da Universidade Federal
do Ceará, como requisito parcial à obtenção do
título de Bacharel em Engenharia Química.

Orientador: Prof. Dr. Filipe Xavier Feitosa.
Coorientador: Me. David Matheus de Oliveira
Rolim

FORTALEZA

2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

-
- S579d Silva, Elton Erick Carneiro da.
 Desenvolvimento de aplicativo para tratamento de dados de emulsões de petróleo / Elton Erick
 Carneiro da Silva. – 2026.
 55 f. : il. color.
- Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Centro de
Tecnologia, Curso de Engenharia Química, Fortaleza, 2026.
 Orientação: Prof. Dr. Filipe Xavier Feitosa.
 Coorientação: Prof. Me. David Matheus de Oliveira Rolim.
1. Emulsões. 2. Processamento de imagens. 3. Transformada de Hough. 4. Diâmetro médio de
gota. 5. Python. I. Título.

CDD 660

ELTON ERICK CARNEIRO DA SILVA

DESENVOLVIMENTO DE APLICATIVO PARA TRATAMENTO DE DADOS DE
EMULSÕES DE PETRÓLEO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Curso de Graduação em Engenharia Química do
Centro de Tecnologia da Universidade Federal
do Ceará, como requisito parcial à obtenção do
título de Bacharel em Engenharia Química.

Aprovada em: 13/01/2026

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Filipe Xavier Feitosa. (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Sebastião Mardônio Pereira de Lucena
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Pedro Felipe Gadelha Silvino
Universidade Federal do Ceará (UFC)

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus pelo dom da vida. À minha mãe, Bete, e ao meu pai, Eliseu, por sempre me incentivarem e apoiarem minha trajetória até aqui. Serei eternamente grato pelo carinho e dedicação de vocês ao meu ensino e crescimento. À minha irmã, Elilaine, e aos meus sobrinhos, Laura e Isaías, agradeço por todos os momentos em família que tornaram esse processo mais leve e agradável. À minha prima Gislanny, muito obrigado por ressignificar o conceito de família para mim e por fazer parte da minha base.

Agradeço à minha melhor amiga, Izabele. Não tenho dúvidas de que você foi a pessoa que mais me ajudou e motivou nos últimos anos. Muito do que sou e do que sei devo a você. Mais do que uma amiga, você foi a melhor companheira de vida que eu poderia ter ao meu lado para superar os desafios e celebrar as conquistas. Seu afeto e suporte foram fundamentais na minha jornada e têm um valor inestimável para mim.

Não poderia deixar de agradecer aos meus padrinhos, Juca e Alichele. Faltam palavras para expressar minha gratidão por todo o apoio e cuidado que sempre recebi de vocês. Para mim, vocês são uma grande fonte de força e inspiração.

Aos meus colegas de turma e aos membros do capítulo estudantil AICHÉ, especialmente aos meus amigos Emanuel, Gabrielly e Letícia, obrigado pelos trabalhos, almoços no RU, conversas, noites de estudo, fofocas e pela amizade que construímos, tão significativa para mim.

Agradeço aos professores do Departamento de Engenharia Química pelos ensinamentos, em especial aos professores Hosiberto e Filipe, que abriram muitas portas no mundo acadêmico para mim. Além de grandes referências de admiração e respeito, sempre foram bons amigos.

Registro também meu agradecimento a todos os meus amigos do GPTA, Carol, Júlia, Mauro, Davi, Moacir, Lucas, Aladersson, Hugo, William, Evelyn e Peterson. Obrigado pela convivência e por tornarem essa trajetória mais proveitosa. Em especial, agradeço ao meu amigo e coordenador David, que compartilhou comigo a bancada durante a árdua fase experimental. Sou profundamente grato por sua colaboração, resiliência e por todas as emulsões vividas, foram elas que tornaram este trabalho possível.

“O conhecimento é de dois tipos: ou conhecemos um assunto por nós mesmos, ou sabemos onde encontrar informações sobre ele.”
(Samuel Johnson, 1709–1784).

RESUMO

A formação de emulsões água-em-óleo durante operações de produção de petróleo representa um desafio técnico relevante, uma vez que onera custos e tempo ao processo produtivo. Compreender a formação e estabilidade desses sistemas é de suma importância para mitigar e otimizar a produção, parâmetros associados à estabilidade de emulsões tais como a Distribuição de Tamanho de Gotas (DTG) e diâmetro médio de gota, são fundamentais para caracterizar e entender o comportamento das emulsões. Métodos tradicionais de análise, como a contagem manual em micrografias, são trabalhosos, subjetivos e pouco escaláveis. Neste contexto, o presente trabalho desenvolveu um aplicativo em Python capaz de automatizar o tratamento de micrografias de emulsões por meio da Transformada de Hough para detecção de círculos, possibilitando a determinação do diâmetro médio de gota (D_{32}) e a obtenção da DTG. Foram produzidas 325 emulsões utilizando 13 óleos brutos distintos, variando temperatura, salinidade e corte de água; após filtragem por instabilidade imediata, 265 emulsões foram analisadas. O método implementado apresentou erro absoluto médio de aproximadamente 1,3 μm quando comparado ao tratamento manual realizado no software ImageJ, ao mesmo tempo em que reduziu o tempo de processamento de cerca de 30 minutos para menos de 5 segundos por conjunto de imagens. O aplicativo também incorporou modelos de aprendizado de máquina para previsão de estabilidade, viscosidade e D_{32} , conforme metodologia de Rolim et al. (2026). A utilização da programação em python permitiu análises rápidas, oferecendo avanços significativos na padronização e no tratamento de grandes volumes de dados experimentais.

Palavras-chave: emulsões; processamento de imagens; transformada de Hough; diâmetro médio de gota; Python.

ABSTRACT

The formation of water-in-oil emulsions during petroleum production operations represents a significant technical challenge, as it increases costs and processing time. Understanding the formation and stability of these systems is of paramount importance for mitigating issues and optimizing production. Parameters associated with emulsion stability, such as the Droplet Size Distribution (DSD) and the mean droplet diameter, are fundamental for characterizing and understanding emulsion behavior. Traditional analysis methods, such as manual counting in micrographs, are labor-intensive, subjective, and poorly scalable. In this context, the present work developed a Python-based application capable of automating the processing of emulsion micrographs through the Hough Transform for circle detection, enabling the determination of the mean droplet diameter (D_{32}) and the corresponding DSD. A total of 325 emulsions were produced using 13 distinct crude oils, with variations in temperature, salinity, and water cut; after filtering for immediate instability, 265 emulsions were analyzed. The implemented method presented an average absolute error of approximately 1.3 μm when compared to manual processing performed using the ImageJ software, while reducing processing time from approximately 30 minutes to less than 5 seconds per image set. The application also incorporated machine learning models to predict emulsion stability, viscosity, and D_{32} , following the methodology proposed by Rolim et al. (2026). The use of Python programming enabled fast analyses, providing significant advances in standardization and in the handling of large volumes of experimental data.

Keywords: emulsions; image processing; Hough transform; mean droplet diameter; Python.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Diferentes tipos de emulsões. A – Emulsão do tipo A/O; B – Emulsão do tipo O/A e C – Emulsão complexa do tipo A/O/A.	18
Figura 2 – Representação das etapas da separação de fases de uma emulsão.....	19
Figura 3 - Esquema da estabilização de emulsões contendo asfaltenos e partículas sólidas....	21
Figura 4 - Diferentes formas para a distribuição de tamanho de gota.	22
Figura 5 – Histograma de uma distribuição de tamanho de gota genérica.....	22
Figura 6 - Aplicação do detector de Canny para diferentes desvios padrões do filtro Gaussiano	24
Figura 7 - Esquema de supressão não máxima para $\theta = 45^\circ$	25
Figura 8 - Histórico do índice TIOBE.	27
Figura 9 – Tela inicial do Qt Designer para Windows.....	28
Figura 10 – Representação esquemática do espaço de votação para diferentes raios	37
Figura 11 - Representação do espaço de votação em três dimensões.....	37
Figura 12 - Detecção de diâmetro através do software ImageJ.....	38
Figura 13 – Etapas da identificação de gotas para o óleo P4 a) Micrografia original, b) Micrografia com filtro cinza e fundo desfocado, c) Micrografia após detecção de gotas, d) Micrografia após etapa de exclusão de gotas intersectadas.....	39
Figura 14 - Exemplos de detecção automática de gotas nas micrografias: a) do ensaio 1 para o óleo P10 b) do ensaio 4 para o óleo P9.	40
Figura 15 - Diâmetro médio de gota (D_{32}) em função da temperatura para diferentes óleos...	43
Figura 16 - Diâmetro médio de gota (D_{32}) em função da salinidade para diferentes óleos.....	44
Figura 17 - Histograma para a) Ensaio 4 – Amostra P13 b) Ensaio 7 – Amostra P5.....	47
Figura 18 - Ajuste lognormal para Amostra P5 do Ensaio 7 e Amostra P13 do Ensaio 4.....	48
Figura 19 – Interface inicial do aplicativo Emulsion ED.	48
Figura 20 – Interface de Detecção de gotas do aplicativo Emulsion ED	49
Figura 21 - Caixa de diálogo com histograma e ajuste lognormal.	50
Figura 22 - Interface da aba estabilidade.....	51
Figura 23 - Interface da aba de votação.....	53

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Tipos de diâmetros equivalentes	23
Tabela 2 - Caracterização dos óleos	30
Tabela 3 – Parâmetros da função HoughCircles()	36
Tabela 4 - Comparação de D_{32} (μm) obtido antes e após a filtragem de gotículas distorcidas	40
Tabela 5 - Comparação de D_{32} (μm) obtido com Emulsion ED e com ImageJ	42
Tabela 6 - Mapa de calor para diâmetros médio de gota (D_{32}) em função do corte de água, grau API e composição SARA.	45
Tabela 7 – Faixa de parâmetros de teste e treino dos modelos de AM.	52

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

DTG	Distribuição de Tamanho de Gota
DMG	Diâmetro Médio de Gota
SARA	Saturados, Aromáticos, Resinas e Asfaltenos
A/O	Água em óleo
A/O/A	Água em óleo em água
O/A	Óleo em água
O/A/O	Óleo em água em óleo
API	American Petroleum Institute
XGBoost	Extreme Gradient Boosting
GUI	Graphical User Interface
AM	Aprendizado de Máquina
LHS	Latin Hypercube Sampling

LISTA DE SÍMBOLOS

μm	Micromêtro
®	Marca registrada
D_{32}	Diâmetro Médio de Gota de Sauter (μm)
μ	Média do logaritmo natural dos diâmetros (distribuição lognormal)
σ	Desvio padrão do logaritmo natural dos diâmetros
D_i	Diâmetro da gota na classe i (μm)
n_i	Número de gotas na classe i
$f(d)$	Função densidade de probabilidade lognormal
r	Raio do círculo detectado (pixels)
d	Distância entre centros de duas gotas (pixels ou μm)
a, b	Coordenadas do centro do círculo (pixels)
x_i, y_i	Coordenadas de um ponto de borda (pixels)
θ	Ângulo paramétrico da Transformada de Hough ($^\circ$)

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Objetivos.....	16
1.1.1	<i>Objetivo Geral</i>	16
1.1.2	<i>Objetivos Específicos</i>	16
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
2.1	Emulsões.....	17
2.1.1	<i>Contexto de emulsões na indústria do petróleo</i>	17
2.1.2	<i>Definição e classificação</i>	17
2.1.3	<i>Estabilidade</i>	18
2.1.4	<i>Distribuição de Tamanho de Gota (DTG)</i>	21
2.2	Detecção de Gotas	24
2.2.1	<i>Detector de bordas de Canny</i>	24
2.2.2	<i>Transformada de Hough para círculos</i>	25
2.3	Linguagem de Programação <i>Python</i>	26
2.3.1	<i>Panorama atual</i>	26
2.3.2	<i>Conceitos e aplicações</i>	27
2.4	Qt.....	28
2.4.1	<i>Qt Designer</i>	28
2.4.2	<i>PySide6</i>	29
3	METODOLOGIA	30
3.1	Preparo das emulsões	30
3.1.1	<i>Amostragem</i>	30
3.1.2	<i>Formulação das emulsões</i>	31
3.1.3	<i>Obtenção das micrografias</i>	31
3.2	Detecção e tratamento dos diâmetros de gota	32
3.2.1	<i>Detecção dos diâmetros de gota</i>	32
3.2.2	<i>Determinação do D₃₂ e DTG</i>	33

3.3	Predição de estabilidade e viscosidade	34
3.4	Construção do aplicativo	34
3.4.1	Bibliotecas utilizadas	34
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	36
4.1	Detecção de gotas	36
4.1.1	Construção do algoritmo de detecção de gotas	36
4.1.2	Filtragem das detecções do algoritmo	39
4.1.3	Validação das detecções com ImageJ.....	41
4.2	Análises de D_{32} e DTG	43
4.2.1	Avaliação de temperatura e salinidade no D_{32}	43
4.2.2	Avaliação de composição SARA e °API no D_{32}	45
4.2.3	Avaliação da DTG	47
4.3	Interfaces do aplicativo.....	48
4.3.1	DTG	49
4.3.2	Estabilidade	51
4.3.3	Votação	52
5	CONCLUSÃO	54
6	REFERÊNCIAS.....	55

1 INTRODUÇÃO

A produção de petróleo é uma atividade complexa que envolve uma série de desafios operacionais, entre os quais se destaca o manejo de emulsões formadas durante o processo de extração e separação. Essas emulsões, constituídas por misturas de óleo e água, podem afetar significativamente a eficiência da produção, elevando custos e dificultando etapas de transporte e refino (THEYAB, M. *et al.*, 2018). Por isso, compreender o comportamento e as propriedades dessas emulsões é essencial para o controle e otimização dos processos produtivos na indústria petrolífera.

A caracterização das emulsões envolve, entre outros aspectos, a determinação da Distribuição de Tamanho de Gota (DTG) e do Diâmetro Médio de Gota (DMG), parâmetros diretamente relacionados à estabilidade do sistema (LAKE, 2006). Tradicionalmente, essa análise é realizada de forma manual, a partir da observação de micrografias obtidas por microscopia óptica ou eletrônica. Contudo, métodos manuais são suscetíveis a erros, demandam tempo e dependem da subjetividade do operador, o que limita sua aplicação em análises de grande volume de dados.

Nesse contexto, a utilização de técnicas computacionais de tratamento digital de imagens surge como uma alternativa promissora para automatizar e padronizar a determinação da DTG. Entre as abordagens disponíveis, o método de Transformada de Hough para detecção de círculos (Hough Circles) destaca-se por sua eficiência na identificação de objetos esféricos, como gotas em emulsões (BURKE *et al.*, 2024). Essa técnica permite detectar contornos de forma precisa, reduzindo a necessidade de intervenções manuais.

Com o avanço das linguagens de programação e o acesso a bibliotecas de código aberto, como o *OpenCV*, tornou-se possível desenvolver aplicações personalizadas para o tratamento de imagens científicas. Nesse cenário, a linguagem *Python* oferece um ambiente flexível e poderoso, permitindo a integração entre módulos de processamento de imagem, análise de dados e aprendizado de máquina (SRINATH, 2017). Assim, sua utilização na análise automatizada de emulsões representa uma oportunidade de modernizar e acelerar procedimentos experimentais e industriais.

Diante disso, este trabalho tem como objetivo desenvolver um aplicativo em *Python* capaz de realizar o tratamento de micrografias de emulsões, determinando a distribuição de tamanho de gota e diâmetro médio de gota de ensaios de emulsões avaliados em diferentes temperaturas, salinidades, cortes de água e produzidos experimentalmente a partir de 13 óleos distintos. Além disso, implementar um modelo de aprendizado de máquina com o intuito de prever a estabilidade de emulsões. O aplicativo integra métodos de detecção de bordas e

reconhecimento de padrões, além de uma interface interativa construída com o framework *QtDesigner* e a biblioteca *PySide6*.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Desenvolver um aplicativo capaz de realizar o tratamento de dados de emulsões, abrangendo a determinação da distribuição do tamanho de gotas e tamanho médio de gotas por meio da análise de micrografias obtidas de ensaios experimentais e a implementação de modelos de aprendizado de máquina para previsão da estabilidade das emulsões.

1.1.2 Objetivos Específicos

1. Implementar o método de Hough Circles para identificar gotas em micrografias de emulsões;
2. Determinar a Distribuição do Tamanho de Gotas (DTG) e Diâmetro Médio de Gota (DMG) a partir das gotículas identificadas pelo método;
3. Comparar a eficiência do método Hough Circles com a determinação manual do DMG através do Software ImageJ;
4. Desenvolver um aplicativo para integrar as funcionalidades propostas, utilizando o Qt Designer e a biblioteca *PySide6* da linguagem de programação *Python*;
5. Implementar modelos de aprendizado de máquina desenvolvidos por Rolim et al. (2026) dentro do aplicativo para previsão de estabilidade, viscosidade e tamanho médio de gotas de emulsões.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesta seção serão apresentados os principais conceitos teóricos a respeito de emulsões petrolíferas, suas classificações e caracterizações. Além disso, também serão abordados os fundamentos da programação que envolve a criação do aplicativo e de suas funções.

2.1 Emulsões

2.1.1 *Contexto de emulsões na indústria do petróleo*

No processo de extração e exploração de petróleo, podem surgir diversos desafios relacionados à garantia de escoamento, tais problemas estão relacionados à obstrução das vias produtivas, fluxos multifásicos e danificação de equipamentos (FEITOSA, 2018). Entre as principais ramificações do estudo da garantia de escoamento, destacam-se estudos sobre a formação de hidratos, a precipitação de resinas e asfaltenos, deposição de graxas, emulsões, corrosão e erosão (THEYAB, M. *et al.*, 2018).

Situações como o depósito de graxas e parafinas, a precipitação de asfaltenos e a formação de hidratos podem causar a obstrução parcial ou total das linhas de produção. Por outro lado, condições de escoamento multifásico com presença de fase aquosa favorecem a formação de emulsões, que, por sua vez, alteram as propriedades reológicas dos fluidos e tornam necessária uma etapa específica de separação, e até mesmo a adição de desemulsificantes (THEYAB, M. *et al.*, 2018). Acontece que antes do fluido emulsificado seguir para a cadeia produtiva do petróleo, as emulsões devem ser desidratadas e dessalgadas, a fim de proteger as instalações subsequentes contra a corrosão devido às características da fase aquosa (CHARIN; NELE, 2023).

2.1.2 *Definição e classificação*

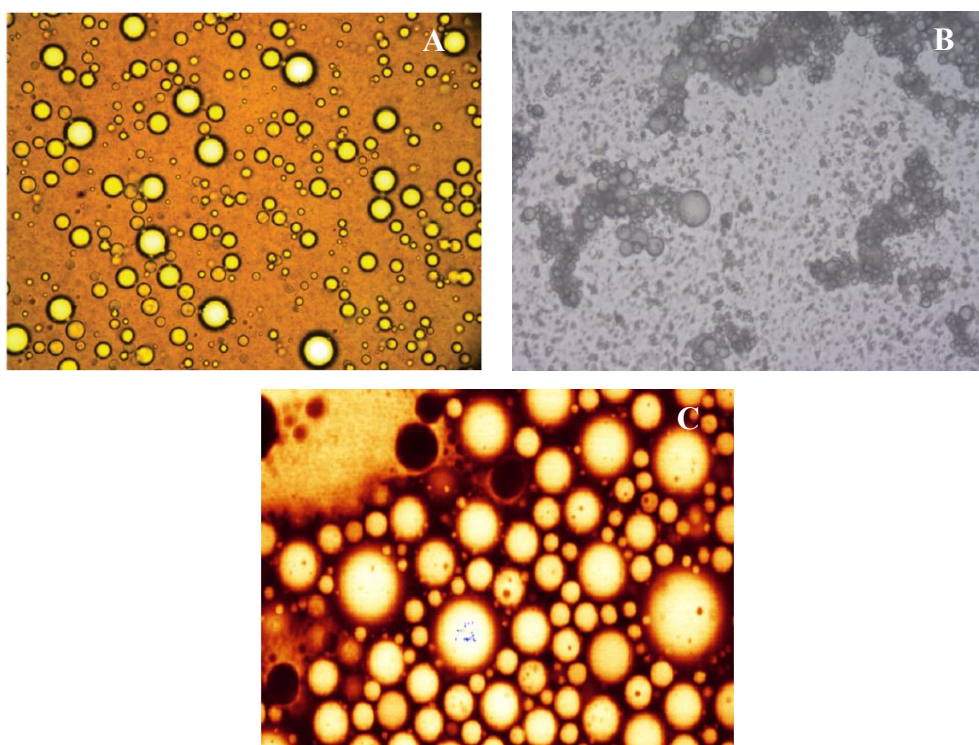
Para compreender como a formação de emulsões pode afetar o processo produtivo é necessário entender como e em quais condições esse fenômeno acontece. Ainda nos poços produtores, o petróleo coexiste com uma fase aquosa, seja pela presença da água de formação, já existente no reservatório, seja pela água injetada no poço com o objetivo de auxiliar o processo de extração, denominada água de injeção (NASCIMENTO *et al.*, 2016). A presença de água, aliada à existência de tubulações, sistemas de bombeamento e fontes de perdas de carga localizadas, como válvulas, curvas e conexões em T, cria condições favoráveis à mistura e, conseqüentemente, à formação de emulsões (OLIVEIRA, Márcia Cristina K. DE *et al.*, 2010).

Uma emulsão pode ser definida como um sistema no qual coexistem duas fases imiscíveis: uma fase contínua, geralmente presente em maior quantidade, e uma fase dispersa,

composta por pequenas gotículas de tamanhos variados distribuídas ao longo da fase contínua (WONG; LIM; DOL, 2015).

Na perspectiva petrolífera as emulsões possuem algumas classificações, a saber: emulsões do tipo água em óleo (A/O), onde o óleo é a fase contínua e a água a fase dispersa; emulsões do tipo óleo em água (O/A), onde a fase aquosa é contínua e a fase oleosa é dispersa; emulsões complexas do tipo água em óleo em água (A/O/A) ou óleo em água em óleo (O/A/O), essa definição engloba sistemas onde uma emulsão A/O ou O/A está dispersa em outra fase imiscível (FRAJ *et al.*, 2021). A Figura 1 apresenta ilustrações de diferentes tipos de emulsões.

Figura 1 - Diferentes tipos de emulsões. A – Emulsão do tipo A/O; B – Emulsão do tipo O/A e C – Emulsão complexa do tipo A/O/A.



Fonte: A: adaptada de Moradi et al. (2010); B: adaptada de Singh et al. (2024);
C: adaptada de Su et al. (2008)

2.1.3 Estabilidade

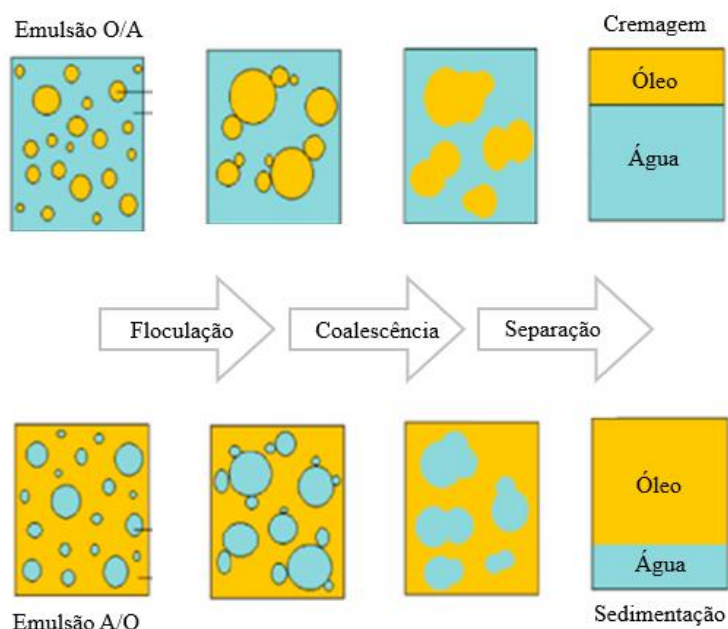
As fases de uma emulsão tendem a se separar após determinado tempo de observação, uma vez que a polaridade de cada fase é distinta e o estado termodinâmico de menor energia para esse sistema tende à separação das fases. No entanto, há diversas condições em que ocorre um processo de estabilização das gotículas da fase dispersa. Assim, o período de separação das

fases pode se prolongar e, quanto maior for esse período, mais estável será a emulsão. O trabalho de Kokal (2005) subdivide as emulsões em três tipos quanto a estabilidade cinética:

- **Emulsões fortes:** são aquelas que separam em (em alguns casos apenas parcialmente), em horas ou até mesmo em dias;
- **Emulsões médias:** separam em 10 minutos ou mais;
- **Emulsões fracas:** são as que separam em poucos minutos.

A separação de fases em uma emulsão ocorre por meio de diferentes etapas. Inicialmente, forças atrativas, como as forças de van der Waals, promovem a aproximação entre as gotículas, levando à sua agregação em flocos, processo denominado *floculação*. Em seguida, à medida que a camada de fluido entre as gotas se torna mais fina, estas acabam por se fundir, caracterizando a etapa de *coalescência*. Finalmente, a diferença de densidade conduz à separação de fases do sistema, que pode se manifestar como *cremagem*, quando as gotículas da fase oleosa em uma emulsão O/A migram e se acumulam na superfície, ou como *sedimentação*, quando as gotículas da fase aquosa em uma emulsão A/O se depositam nas camadas inferiores da emulsão (AHMADI; KHORMALI, 2025). A Figura 2 representa as diferentes fases da separação de uma emulsão.

Figura 2 – Representação das etapas da separação de fases de uma emulsão



Fonte: adaptada de Ahmadi e Khormali (2025).

Como mencionando previamente existem algumas variáveis na formação de emulsões que podem contribuir para sua estabilização/desestabilização. Ao analisar a fase aquosa, o nível de salinidade é um fator que pode influenciar significativamente a estabilidade. Emulsões cuja

fase aquosa apresenta maiores concentrações salinas (presença de sais como cloreto de sódio - NaCl e cloreto de cálcio - CaCl_2) tendem a ser menos estáveis e a coalescer mais rapidamente (MORADI; ALVARADO; HUZURBAZAR, 2011).

Por outro lado, a composição da fase oleosa constitui um fator determinante no processo de estabilização das emulsões. Um fator importante na caracterização de amostras de petróleo é o grau API (American Petroleum Institute) que se baseia na propriedade de densidade dos óleos para estabelecer um valor numérico que auxilia na classificação. A Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP), classifica as amostras de óleo da seguinte maneira:

- Leve $31 \leq ^\circ\text{API}$
- Médio $22 \leq ^\circ\text{API} < 31$
- Pesado $^\circ\text{API} < 22$

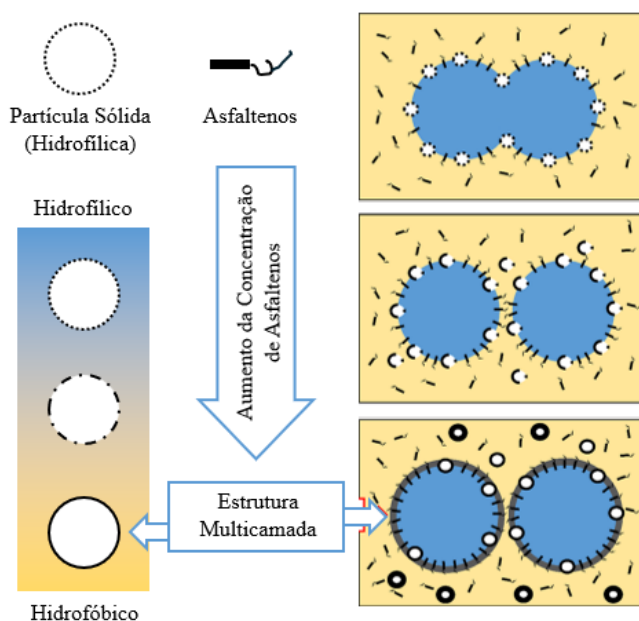
A fase oleosa também pode ser classificada de acordo com sua composição e estrutura química, por se tratar de uma mistura complexa de hidrocarbonetos. Uma classificação comum é a análise SARA que subdivide a amostra de petróleo em quatro classes de compostos: saturados (S), aromáticos (A), resinas (R) e asfaltenos (A) (SAVONINA; PANYUKOVA, 2023).

Os saturados correspondem à fração de hidrocarbonetos alifáticos não polares, englobando compostos como alcanos e parafinas. Os aromáticos, como o próprio nome indica, compreendem moléculas que possuem anéis aromáticos em sua estrutura, tais como benzeno, naftaleno, fenantreno e seus derivados (AAFAQI, 2009). As resinas, por sua vez, incluem compostos com cadeias carbônicas longas e a presença de heteroátomos (enxofre, oxigênio e nitrogênio) em suas extremidades. Por fim, os asfaltenos são compostos orgânicos polares constituídos por anéis aromáticos, naftênicos e também heteroátomos. Enquanto as resinas são solúveis em n-alcanos (como n-pentano e n-heptano), os asfaltenos precipitam sob as mesmas condições (SOUSA; MATOS; PEREIRA, 2022).

Diversos autores têm discutido como os teores de resinas e asfaltenos influenciam a estabilidade das emulsões de petróleo. Segundo Sousa, Matos e Pereira (2022), resinas, asfaltenos e outros sólidos podem acumular-se na interface das gotículas de água, atuando como barreiras físicas à coalescência e, conseqüentemente, aumentando a estabilidade do sistema. Já Liu et al. (2021) ampliam essa discussão ao proporem diferentes mecanismos pelos quais a interação entre asfaltenos e partículas sólidas hidrofílicas pode levar à formação de multicamadas estruturais, que dificultam a coalescência e a separação de fases. A Figura 3 mostra uma representação do processo de estabilização que pode ocorrer em emulsões e uma

previsão desse comportamento com o aumento dos níveis de asfaltenos no sistema.

Figura 3 - Esquema da estabilização de emulsões contendo asfaltenos e partículas sólidas.



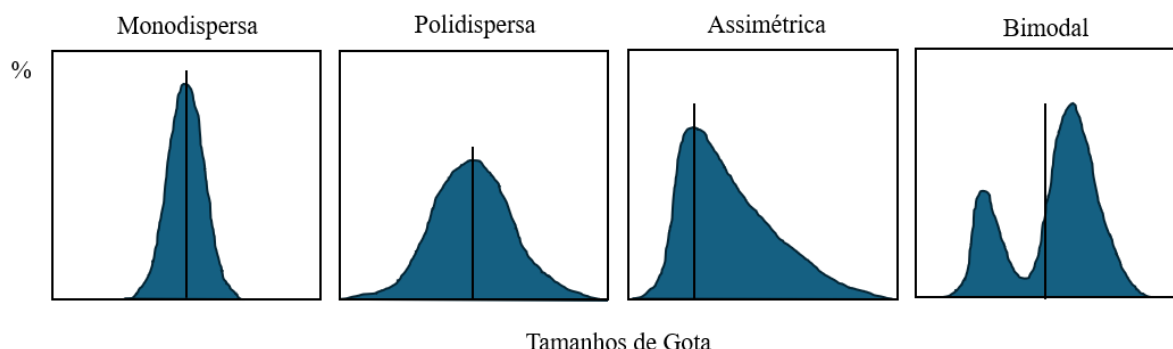
Fonte: adaptada de Liu et al. (2021).

2.1.4 Distribuição de Tamanho de Gota (DTG)

As gotas dispersas em uma emulsão, independentemente de sua natureza, influenciam diretamente as propriedades e características do sistema. Em emulsões formadas em condições de campo de extração de petróleo, é comum que os tamanhos das gotas variem entre 0,1 e 100 μm (LAKE, 2006). Contudo, para representar de forma mais adequada a variação de tamanhos possível em uma emulsão, é usual empregar dois parâmetros principais: a Distribuição de Tamanho de Gota (DTG) e o Diâmetro Médio de Gota (DMG). De modo geral, tanto a DTG quanto o DMG estão diretamente relacionados à estabilidade da emulsão, quanto menor o diâmetro médio das gotas, mais estável tende a ser a emulsão e maior será o tempo necessário para a separação de suas fases (LAKE, 2006). Além disso, propriedades como estabilidade, viscosidade e tensão interfacial podem ser melhor compreendidas por meio da análise da DTG (L'ESTIMÉ *et al.*, 2024).

Essa distribuição estatística dos tamanhos de gotas de uma emulsão está muito atrelada ao modo pelo qual a emulsão se forma, razão pela qual essa DTG pode apresentar características muito distintas desde tamanhos de gota muito similares até distribuições muito discrepantes. De acordo com Salager et al. (2001), existem algumas formas típicas que uma DTG pode assumir, a saber: monodispersa ou polidispersa, simétrica ou assimétrica, unimodal ou polimodal. Alguns desses tipos de distribuições podem ser vistos na Figura 4.

Figura 4 - Diferentes formas para a distribuição de tamanho de gota.

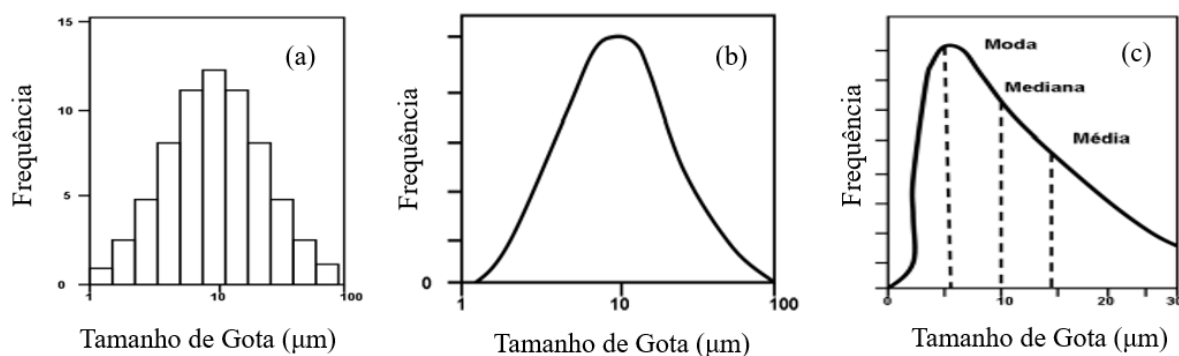


Fonte: adaptada de Salager et al. (2001).

Segundo Lake (2006), existem diferentes métodos pelos quais se pode obter a caracterização do tamanho de gotas, incluindo análises de imagens obtidas por microscopia, medidas de propriedades elétricas (como condutividade e constante dielétrica), técnicas de espalhamento de luz, nêutrons e raios X (que abrangem faixas de 0,4 nm a mais de 100 μm), além de métodos de separação física, como cromatografia, sedimentação e fracionamento por campo de fluxo. Entretanto, é relevante destacar que, em virtude de cada método fundamentar-se em princípios físicos distintos, os valores de tamanho de gotas obtidos por diferentes técnicas podem apresentar variações significativas entre si, o que torna a comparação entre métodos e equipamentos uma tarefa complexa e que requer cautela (OLIVEIRA, 2010).

Após a identificação dos diâmetros o primeiro tratamento desses dados para visualização inclui a sua distribuição em um histograma com a indicação de diâmetros discretizada no eixo horizontal e sua frequência indicada pela altura das barras no eixo vertical. A curva de distribuição é construída pela conexão dos topos das barras com o ponto mediano de cada faixa de tamanho (OLIVEIRA, 2010). A Figura 5a indica um histograma genérico com a representação da distribuição de tamanhos de gota. O ajuste dessa distribuição pode seguir uma curva normal para DTG's simétricas (Figura 5b) ou uma curva do tipo log-normal para DTG's assimétricas (Figura 5c).

Figura 5 – Histograma de uma distribuição de tamanho de gota genérica.



Fonte: adaptada de Oliveira (2010).

Uma vez que nem todas as gotículas de uma emulsão apresentam formatos uniformes de círculos, faz-se necessário a utilização de algum diâmetro equivalente para descrever o diâmetro das gotículas. Segundo Oliveira (2010), a definição mais usual para o diâmetro equivalente é dada pela Equação 1.

$$D_{pq} = \frac{\sum_{i=1}^m n_i D_i^p}{\sum_{i=1}^m n_i D_i^q} \quad (1)$$

Onde p e q são parâmetros utilizados dependendo do tipo de diâmetro equivalente necessário como mostrado na Tabela 1.

Tabela 1 - Tipos de diâmetros equivalentes

P	q	Símbolo	Nome	Definição
1	0	D10	Aritmético	$\frac{\sum n_i D_i}{\sum n_i}$
1	0	D20	Superfície	$\left(\frac{\sum n_i D_i^2}{\sum n_i} \right)^{\frac{1}{2}}$
1	0	D30	Volume	$\left(\frac{\sum n_i D_i^3}{\sum n_i} \right)^{\frac{1}{3}}$
2	1	D21	Superfície relativa	$\frac{\sum n_i D_i^2}{\sum n_i D_i}$
3	1	D31	Volume relative Probert	$\left(\frac{\sum n_i D_i^3}{\sum n_i} \right)^{\frac{1}{2}}$
3	2	D32	Volume-superfície (Média Sauter)	$\frac{\sum n_i D_i^3}{\sum n_i D_i^2}$
4	3	D43	Massa, de Brouckere ou Herdan	$\frac{\sum n_i D_i^4}{\sum n_i D_i^3}$

Fonte: adaptada de Oliveira (2010).

2.2 Detecção de Gotas

Nesta seção será abordado os principais conceitos da detecção de gotas utilizando a metodologia da transformada de Hough aplicada para círculos.

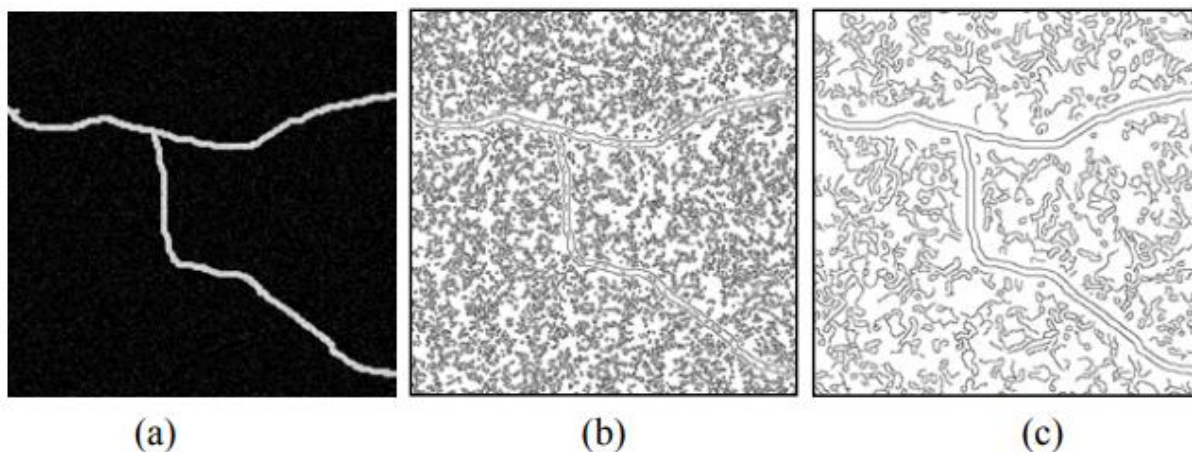
2.2.1 Detector de bordas de Canny

Antes de aplicar a detecção dos círculos da imagem, é necessário identificar as bordas desses círculos. Internamente a metodologia da função *HoughCircles()* da biblioteca *OpenCV* utiliza o detector de bordas de Canny. Esse detector foi desenvolvido por John F. Canny em 1986 e baseia sua metodologia em três aspectos principais:

- **Baixa taxa de erro:** Significa uma boa detecção com base na minimização da razão sinal/ruído, quanto maior essa razão maior é a chance de detectar uma borda real da imagem.
- **Boa localização:** A distância entre os pixels da borda detectada e os pixels da borda real deve ser a menor possível.
- **Critério de resposta múltipla:** Os máximos encontrados utilizando os dois critérios anteriores passam por este terceiro critério que tem o objetivo de garantir que exista apenas um sinal de borda detectada para uma borda real.

Para aplicar os critérios supracitados a metodologia de Canny (1986) aplica alguns passos no tratamento da imagem. Em primeiro lugar é aplicado um filtro Gaussiano na imagem a ser tratada, de modo que esse filtro e o ajuste do seu desvio padrão (σ) ajuda a diminuir a quantidade de interferências da imagem devido às texturas e ruídos, é possível ver na Figura 6 a detecção de bordas com diferentes valores de σ .

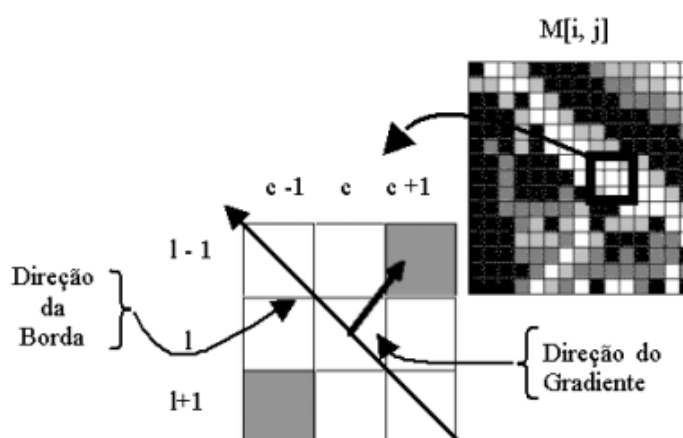
Figura 6 - Aplicação do detector de Canny para diferentes desvios padrões do filtro Gaussiano



Fonte: Do Vale e Poz (2002)

As etapas seguintes envolvem encontrar um gradiente de intensidade na imagem e aplicar uma supressão de não-máximos à mesma. O trabalho de Do Vale e Poz (2002) ilustra e descreve de forma um pouco mais detalhada o funcionamento e equacionamento das operações de matrizes que essas etapas envolvem. A Figura 7 aponta um esquema do funcionamento da supressão de não máximos, onde o algoritmo detecta a direção do gradiente intensidades, atribui um ângulo θ (que pode ser $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ ou 135°) ao mesmo e estabelece que a direção da borda é perpendicular a este ângulo (DO VALE E POZ, 2002).

Figura 7 - Esquema de supressão não máxima para $\theta = 45^\circ$.



Fonte: Do Vale e Poz (2002)

De acordo com a documentação oficial da biblioteca *OpenCV* (2025), a etapa final do processo de detecção é conhecida como histerese, na qual são definidos dois limiares: um superior e outro inferior. Um pixel é considerado parte de uma borda somente se o valor de seu gradiente for superior ao limiar máximo; caso contrário, ele é descartado. Já os pixels cujo gradiente se encontra entre os dois limiares são classificados como pertencentes à borda apenas se estiverem conectados a pixels previamente identificados como parte da borda.

2.2.2 Transformada de Hough para círculos

O conceito da transformada de Hough foi introduzido em 1962 com o intuito do reconhecimento de traços e padrões complexos em imagens (HOUGH, 1962). Desde de então essa técnica vem sendo melhorada e aplicada em vários estudos com objetivos diversos desde segmentação e identificação de padrões em imagens (PANDEY *et al.*, 2012) até o reconhecimento de pupilas humanas (SETIAWAN *et al.*, 2018).

Para entender melhor o funcionamento da metodologia da transformada de Hough aplicada para círculos, é necessário compreender a definição matemática de um círculo que está representada na Equação 2, através da mesma é possível ver que um círculo é definido por três

variáveis, as duas coordenadas de seu centro (a , b) e o raio (r). A representação dos parâmetros do círculo é dada pelas Equações 3 e 4 (PANDEY *et al.*, 2012).

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (2)$$

$$x = a + r \cos \theta \quad (3)$$

$$y = b + r \sin \theta \quad (4)$$

Uma vez que um círculo se encontra em um espaço bidimensional e são necessárias três variáveis para descrevê-lo existiria um grau de liberdade a mais no sistema, o que impediria o processo de identificação. A saída para esse problema é adotar uma simplificação utilizando um valor conhecido ou até mesmo um conjunto de valores para o raio, de tal modo que as coordenadas do centro círculo podem ser determinadas satisfatoriamente (PANDEY *et al.*, 2012).

Cada ponto de borda detectado pelo algoritmo de Canny é utilizado como ponto de partida para a construção de um círculo com raio pré-determinado. Esses círculos são projetados em um espaço de votação, que atua como uma matriz acumuladora, onde cada interseção entre os círculos auxiliares representa um “voto”.

O processo é repetido para todos os valores de raio definidos, resultando em um acumulador tridimensional, no qual os eixos x e y correspondem às coordenadas a e b (centro do círculo) e o eixo z representa os diferentes valores de raio considerados. O centro da circunferência é determinado pelas coordenadas do acumulador que apresentam o maior número de votos, e o raio associado a essa posição é identificado como o raio da circunferência detectada.

2.3 Linguagem de Programação Python

2.3.1 Panorama atual

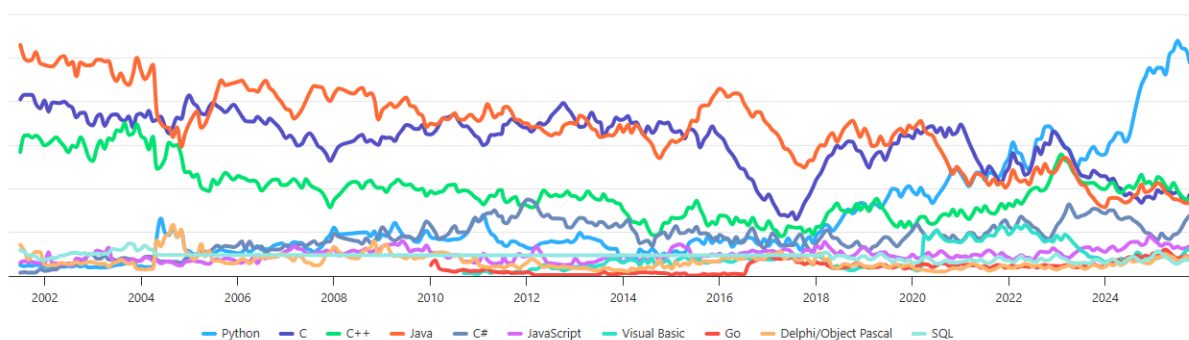
As linguagens de programação são desenvolvidas para solucionar problemas e criar códigos voltados a diferentes finalidades, como o desenvolvimento de sites, softwares e modelos computacionais. Cada linguagem apresenta características próprias, que podem aproximá-la do usuário, no caso das linguagens de alto nível, ou da máquina, como ocorre nas linguagens de baixo nível.

Nos últimos anos, Python tem se destacado na comunidade de programadores em todo o mundo por ser uma linguagem de alto nível acessível, versátil e eficiente. Segundo Srinath

(2017), o Python é uma das linguagens de programação de crescimento mais acelerado, impulsionado pelo crescente interesse em ciência de dados, desenvolvimento web e pela integração da linguagem com outras tecnologias.

O índice TIOBE, que mede a popularidade das linguagens de programação com base em dados de plataformas como Google, Amazon, Wikipedia e Bing, calcula mensalmente as linguagens mais utilizadas e com maior potencial de aplicação. A Figura 8 apresenta a evolução desse indicador nos últimos anos, evidenciando o destaque do Python, que atualmente ocupa uma das primeiras posições. É importante ressaltar que o índice não determina a “melhor” linguagem, mas serve como um forte indicativo de sua relevância e adoção global.

Figura 8 - Histórico do índice TIOBE.



Fonte: www.tiobe.com.

2.3.2 Conceitos e aplicações

Já foi apresentado que o *Python* é uma linguagem de programação poderosa e de fácil aprendizado. Além disso, destaca-se por ser ideal para o desenvolvimento rápido de aplicações, automação de tarefas, análise de dados, inteligência artificial, aprendizado de máquina, ciência de dados, entre outras áreas.

As possíveis aplicações dessa linguagem crescem exponencialmente graças à sua extensa biblioteca padrão e à ampla comunidade de desenvolvedores, que contribui continuamente com novos módulos e pacotes disponibilizados de forma gratuita. É importante ressaltar que essas bibliotecas ampliam as funcionalidades dos códigos, permitindo a inclusão de novos recursos conforme a necessidade do usuário. Além disso, muitas delas são escritas em outras linguagens, como C e C++, o que possibilita uma integração eficiente entre diferentes plataformas e linguagens de programação. Entre as bibliotecas mais úteis e amplamente utilizadas no *Python*, destacam-se:

- **Pandas** – permite o tratamento e a análise de dados em formato de planilhas,

organizados em estruturas conhecidas como *DataFrames*;

- **Matplotlib** – possibilita a criação de diversos tipos de gráficos e visualizações de dados;
- **NumPy** – oferece ferramentas para manipulação de grandes volumes de dados por meio de estruturas vetoriais chamadas *arrays*;
- **SciPy** – voltada para cálculos científicos e estatísticos, complementando as funcionalidades do *NumPy*.

2.4 Qt

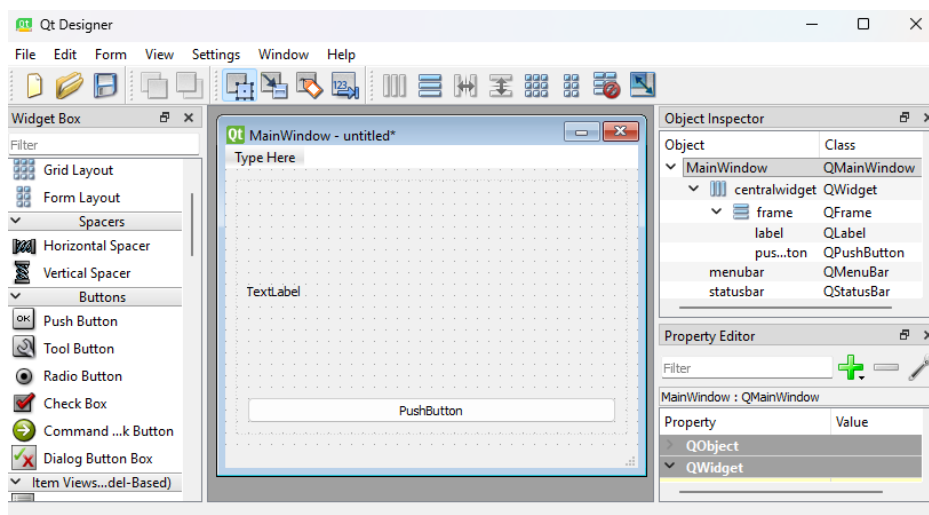
O Qt é uma ferramenta gratuita e de código aberto para a criação de aplicações gráficas (do inglês Graphical User Interface - GUI), ele possui suporte integrado para multimídia, bancos de dados, gráficos vetoriais, diversas interfaces. O Qt é desenvolvido atualmente pela *The Qt Company* e continua a ser regularmente atualizado, adicionando novos recursos e ampliando o suporte a plataformas móveis e multiplataforma.

2.4.1 Qt Designer

O Qt Designer é um aplicativo voltado para a construção rápida de GUIs que utiliza componentes visuais do Qt, denominados *widgets*. Ele permite a combinação e construção das aplicações gráficas por meio de uma interface do tipo arrastar-e-soltar, o que facilita a organização e disposição do *widgets* utilizados, como botões, caixas de texto, listas suspensas, caixas de entrada de texto, etc.

Dentro do aplicativo são criados arquivos do tipo *.ui* que, posteriormente, podem ser convertidos em códigos de linguagens de programação como Python e C++. Essa possibilidade, permite a combinação de funções nativas de cada linguagem com a interface gráfica. A Figura 9 ilustra a tela inicial de um arquivo no Qt Designer em sua versão para Windows.

Figura 9 – Tela inicial do Qt Designer para Windows.



Fonte: Qt Designer.

2.4.2 *PySide6*

A biblioteca *PySide6* consiste em um conjunto de funcionalidades desenvolvido para aplicar o Qt em Python. Em termos práticos essa biblioteca é um encapsulamento da biblioteca Qt (desenvolvida originalmente na linguagem de programação C++), o que torna possível utilizá-la em Python (FITZPATRICK, 2021).

3 METODOLOGIA

Esta seção apresenta a metodologia empregada no desenvolvimento do trabalho, dividida em três partes. A primeira descreve o preparo experimental das emulsões e o procedimento adotado para obtenção das micrografias utilizadas. A segunda aborda os métodos aplicados na detecção e no tratamento estatístico dos diâmetros das gotas. Por fim, a terceira subseção detalha as etapas de construção do aplicativo, bem como a aplicação das funções implementadas.

3.1 Preparo das emulsões

A amostragem e preparo das emulsões utilizadas neste trabalho seguiu a metodologia de Rolim et al. (2026).

3.1.1 Amostragem

Para o preparo das emulsões foram utilizadas 13 amostras distintas de óleo, caracterizados pela gravidade API e composição SARA. A Tabela 2 apresenta as características de cada um dos óleos utilizados.

Tabela 2 - Caracterização dos óleos

Petróleo	°API	Saturados ± 2, % (m/m)	Aromáticos ± 2, % (m/m)	Resinas ± 3, % (m/m)	Asfaltenos ± 0,05, % (m/m)
P1	29,2	54	24	22	0,5
P2	29,5	53,1	25,6	21,13	0,17
P3	27,5	78,9	20,7	0,4	0,75
P4	29	52,1	30,1	17,8	0,5
P5	32,5	60,9	21,8	16,9	0,4
P6	24,4	60,7	18,9	19,1	1,3
P7	28,1	56,8	24,3	18	0,9
P8	28,6	62,9	18,4	17,9	0,7
P9	26	52	27	21	0,54
P10	19	40	20	38	2,09
P11	23,1	39,9	22,6	36,1	1,47
P12	20,4	42,4	24,5	30	3,16
P13	16,5	32	27	35	6,34

Fonte: Rolim (2025).

Para a obtenção dos pontos experimentais, as variáveis de entrada foram sistematicamente determinadas por meio do método de amostragem *Latin Hypercube Sampling* (LHS), com o objetivo de abranger um amplo espectro de condições de preparo e, consequentemente, gerar emulsões com características distintas. As variáveis independentes consideradas foram: temperatura (40–80 °C), corte de água (0–50 %) e salinidade (40–240 g/L). Foram realizados 25 ensaios experimentais para cada uma das 13 amostras de óleo analisadas, totalizando 325 amostras de emulsões produzidas.

3.1.2 Formulação das emulsões

As emulsões do tipo água em óleo (A/O) foram preparadas utilizando os diferentes óleos brutos apresentados na Tabela 2. A fase aquosa foi composta por água deionizada (condutividade de $18,2 \pm 0,2$ mΩ·cm, a 298,15 K) e diferentes concentrações de cloreto de sódio (NaCl, $\geq 99,0\%$, Sigma-Aldrich, São Paulo, Brasil), conforme as condições experimentais de salinidade, corte de água e temperatura estabelecidas por meio do planejamento LHS.

O tempo e a velocidade de agitação foram previamente otimizados de forma a obter emulsões com diâmetro médio de gota em torno de 10 µm, valor característico para emulsões encontradas em operações de produção de petróleo (FEITOSA, 2018). Assim, adotaram-se 3600 rpm por 5 minutos para as amostras P1 a P9, e 5000 rpm por 5 minutos para as amostras P10 a P13.

Antes do processo de emulsificação, as amostras de água e óleo foram aquecidas por 1 hora em banho termostático transparente ECO ET 15 G Lauda Alpha a fim de atingir a temperatura de cada ensaio. Em seguida, a mistura foi realizada em béqueres de 50 mL, utilizando um homogeneizador IKA® T25 Digital ULTRA-TURRAX® operando nas condições supracitadas.

3.1.3 Obtenção das micrografias

Após a etapa de preparo, realizou-se uma verificação visual da separação de fases, e a obtenção das micrografias se deu apenas para os ensaios que não apresentaram separação de fases imediata. Em seguida, pequenos volumes das emulsões foram cuidadosamente transferidos para lâminas de microscopia (25,4 × 76,2 mm; espessura de 1,0–1,2 mm) utilizando pipetas, sendo posteriormente cobertos com lamínulas de vidro (20 × 20 mm; espessura de 0,13–0,16 mm). As amostras foram então analisadas por meio de uma câmera digital de 5 MP, equipada com lente objetiva de alta resolução (50×, abertura numérica de 0,65 e distância focal de 200 mm).

A calibração da escala espacial foi realizada utilizando uma lâmina micrométrica de referência, possibilitando a conversão do tamanho das gotas de pixels para micrômetros com um fator de conversão de 836 pixels para 100 μm . Para cada um dos ensaios foram registradas de 10 e 15 micrografias, com acoplamento da câmera a um computador operando o software IC Capture 2.5.

3.2 Detecção e tratamento dos diâmetros de gota

3.2.1 Detecção dos diâmetros de gota

A análise das micrografias obtidas foi realizada por meio de um método construído com base no gradiente de Hough, disponível na biblioteca *OpenCV*, por meio da função *HoughCircles()*. Inicialmente o método aplica um filtro convertendo a imagem para tons de cinza (8 bits) para melhorar a detecção de bordas utilizada pelo o algoritmo da função, uma vez que é obtido um melhor desempenho com imagens monocromáticas. Em seguida, o fundo da imagem é desfocado com o objetivo de reduzir a detecção de gotas distorcidas, ruídos e interferências, além de melhorar a precisão das detecções.

Utilizando a transformada de Hough foi possível fazer a detecção simultânea de múltiplas gotas (identificadas como círculos) de diferentes tamanhos, sem a necessidade de conhecimento prévio do raio. Antes da etapa principal de identificação dos diâmetros das gotículas, foram desenvolvidas duas etapas adicionais destinadas à visualização e validação do método: a representação do espaço de votação em duas e três dimensões. Para isso a transformada de Hough foi utilizada na sua forma estendida para três dimensões correspondentes às coordenadas do centro e ao raio do círculo (a , b e r). A imagem foi inicialmente processada para extração das bordas, e cada ponto de borda (x_i , y_i em coordenadas cartesianas) foi considerado como pertencente a possíveis círculos com raios dentro de um intervalo pré-definido (1 a 150 pixels da imagem). Para cada raio candidato, os centros possíveis (a , b) foram calculados por meio da equação paramétrica do círculo variando o ângulo θ de 0 a 360 graus de acordo com as Equações 5 e 6. As combinações (a , b , r) foram então acumuladas em um espaço de votação tridimensional. Os máximos locais nesse acumulador, onde existiam mais votos, indicaram o centro do círculo com o respectivo raio avaliado.

$$a = x_i - r \cdot \cos(\theta) \quad (5)$$

$$b = y_i - r \cdot \sin(\theta) \quad (6)$$

Para aplicação do método em todo o conjunto de micrografias foi necessário explicitar

alguns parâmetros. A otimização desses parâmetros se deu através de testes com micrografias de ensaios distintos, variando o óleo, a salinidade e o corte de água a fim de obter um conjunto de parâmetros único para ser aplicado em toda a extensão de micrografias analisadas.

Ainda no processo de otimização da detecção, tornou-se necessário incorporar uma etapa adicional para a filtragem das gotas detectadas, a fim de excluir casos em que existia mais de um círculo detectado para a mesma gota identificada. Para tal, a distância entre duas gotas genéricas (d) foi calculada a partir da Equação 7 (distância entre dois pontos, derivada do Teorema de Pitágoras) onde x_1 , y_1 e x_2 , y_2 representam as coordenadas cartesianas do centro das gotas. A lógica de exclusão de uma gota compara a distância d com a soma dos raios de cada gota, se d for menor que a soma dos raios, as gotas se intersectam e, portanto, uma delas é excluída da contabilização. Essa etapa foi aplicada de modo a comparar todas as gotas de uma mesma micrografia.

$$d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (7)$$

Após a aplicação do método, os dados obtidos incluíram a posição das gotas em relação aos pixels da imagem, o diâmetro de cada gota detectada convertido em micrômetros e a imagem final tratada com as gotas identificadas.

Antes da determinação do D_{32} e da DTG foi realizado um filtro visual dos dados obtidos a fim de identificar possíveis distorções entre as gotículas identificadas e as gotículas reais da imagem. Essa etapa permitiu a inclusão e/ou exclusão de gotas detectadas, de modo a minimizar distorções na determinação do diâmetro médio.

Uma etapa de validação do processo automático de detecção do tamanho das gotas foi realizada por meio da determinação manual e comparação dos diâmetros em dois conjuntos de micrografias com cortes de água distintos (7% e 30%), utilizando o software ImageJ.

3.2.2 Determinação do D_{32} e DTG

Os dados obtidos a partir do processamento das micrografias foram representados em um histograma, no qual os diâmetros das gotículas foram agrupados em faixas características para cada emulsão. O eixo horizontal do gráfico abrangeu desde zero até o maior diâmetro observado em cada emulsão, com intervalos de 2 μm . A construção do histograma foi realizada utilizando a função *hist()* da biblioteca *matplotlib*.

Para ajustar a distribuição dos diâmetros no histograma, foi empregada a função de densidade de probabilidade lognormal, implementada por meio da função *lognorm()* da

biblioteca *scipy.stats*. Esse modelo estatístico segue a Equação 8, onde d representa o diâmetro experimental, σ é o desvio padrão do logaritmo da variável d e μ corresponde à média do logaritmo dessa variável.

$$f(d, \mu, \sigma) = \frac{1}{d\sigma\sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln(d) - \mu}{\sigma} \right)^2 \right] \quad (8)$$

Para determinação do diâmetro médio das gotículas utilizou-se a média de Sauter (D_{32}), uma relação entre o volume e a área de cada gota de acordo com a Equação 9 (PEÇANHA, 2014), onde D_i é uma faixa de diâmetro das gotículas e n_i é a contagem de quantas gotas existem nessa faixa.

$$D_{32} = \frac{\sum_{i=1}^m D_i^3 \cdot n_i}{\sum_{i=1}^m D_i^2 \cdot n_i} \quad (9)$$

3.3 Predição de estabilidade e viscosidade

Para a etapa de determinação da estabilidade das emulsões incorporou-se ao aplicativo o modelo de Aprendizado de Máquina (AM) apresentado no trabalho de Rolim et al. (2026). O modelo utilizado para a previsão da estabilidade é do tipo *Gradient Boosting* que usa internamente árvores de decisão que conseguem prever e tirar conclusões sobre um conjunto de dados. Já os modelos utilizados para prever a viscosidade e o tamanho médio de gotas são do tipo *XGBoost* (*eXtreme Gradient Boosting*), um modelo com desempenho interno aprimorado e otimizado a partir do *Gradient Boosting*. As informações de entrada dos modelos incluem: temperatura, salinidade, composição SARA, grau API do óleo e corte de água da emulsão. O modelo é capaz de prever a viscosidade, a estabilidade e o D_{32} da emulsão.

3.4 Construção do aplicativo

O desenvolvimento do aplicativo foi realizado em linguagem *Python* em associação com o aplicativo Qt Designer. Para integrar as funcionalidades do aplicativo foi empregado um conjunto de bibliotecas voltadas ao processamento de imagem, análise de dados e construção de interface gráfica. As principais bibliotecas utilizadas e suas respectivas funções no código são descritas a seguir.

3.4.1 Bibliotecas utilizadas

A biblioteca *PySide6* foi utilizada para complementar a construção da interface gráfica

do usuário (GUI) feita no *Qt Designer* e também para converter o arquivo gerado no *Qt Designer* para um código em *Python*. Ela disponibiliza classes e componentes gráficos, como *QMainWindow*, *QWidget*, *QLabel*, *QPushButton* e *QDialog*, permitindo o desenvolvimento de janelas, botões, caixas de diálogo e demais elementos interativos. A partir dela, também foram empregadas classes dos módulos *QtCore*, *QtGui* e *QtWidgets* para controle de eventos, manipulação de imagens (*QPixmap*, *QImage*) e personalização visual da aplicação.

A biblioteca *OpenCV* (cv2) foi responsável pelas rotinas de processamento digital de imagens, englobando leitura, conversão de cores, detecção de bordas e aplicação do método da Transformada de Hough para identificação automática de círculos. Essa ferramenta foi essencial para a detecção e medição das gotas nas micrografias analisadas.

A biblioteca *Matplotlib* foi empregada para a geração de gráficos e visualização dos resultados, em especial na construção dos histogramas de distribuição de tamanho de gota e no ajuste da curva de distribuição lognormal.

A biblioteca *SciPy*, em conjunto com *NumPy*, foi utilizada para tratamento matemático e estatístico dos dados. O módulo *scipy.stats* foi aplicado para ajustar a distribuição lognormal dos diâmetros das gotas, enquanto o *NumPy* foi empregado na manipulação vetorial e na execução de cálculos numéricos de alto desempenho.

A biblioteca *Pandas* foi usada para organização, manipulação e armazenamento dos dados experimentais em estruturas do tipo *DataFrame*, permitindo a criação de tabelas e o cálculo de parâmetros estatísticos relacionados à DTG.

A biblioteca *OpenPyXL* foi aplicada para a geração e edição de planilhas Excel (.xlsx), possibilitando salvar os resultados processados, inserir gráficos e imagens diretamente nos arquivos de saída.

As bibliotecas *os*, *sys*, *glob* e *io* foram empregadas para operações de sistema e manipulação de arquivos, como leitura de diretórios, controle de execução e armazenamento temporário de dados em memória. Já a biblioteca *joblib* foi utilizada com o objetivo de interpretar e carregar os modelos de AM na forma de arquivos do tipo “.pkl”.

Por fim, módulo *math* foi utilizado para cálculos matemáticos básicos, e o módulo *resources_rc* para o carregamento de ícones e imagens internas da interface gráfica, incorporadas ao projeto.

4 RESULTADOS E DICUSSÕES

Os resultados foram estruturados em três seções: detecção de gotas, análises de DTG e funções do aplicativo. Como as funcionalidades do aplicativo foram desenvolvidas e testadas previamente à sua implementação final, elas são apresentadas primeiro. A última seção descreve detalhadamente a construção do aplicativo e sua interface.

4.1 Detecção de gotas

4.1.1 Construção do algoritmo de detecção de gotas

Após a formulação das emulsões, a etapa de verificação de separação de fases reduziu o número total de ensaios válidos. Dos 325 pontos experimentais inicialmente planejados e preparados, apenas 265 foram selecionados para a etapa de análise micrográfica, por não apresentarem separação imediata de fases. Essa filtragem inicial mostrou-se necessária porque a ocorrência de separação macroscópica logo após o processo de mistura indica que os mecanismos de floculação e coalescência já se encontravam em estágio avançado, levando as gotículas a um iminente coalescimento e formação de gotas maiores. Isso comprometeria a distribuição do tamanho de gotas (DTG) e o diâmetro médio de gota (D_{32}), gerando distorções nos resultados.

Para otimização dos parâmetros da função *HoughCircles()* foram realizados diversos testes com micrografias distintas de emulsões formuladas com cada um dos 13 óleos, ao final pôde-se obter um conjunto de parâmetros único a ser aplicado em todo o conjunto de micrografias. As especificações de cada parâmetro foram ajustadas como mostrado na Tabela 3.

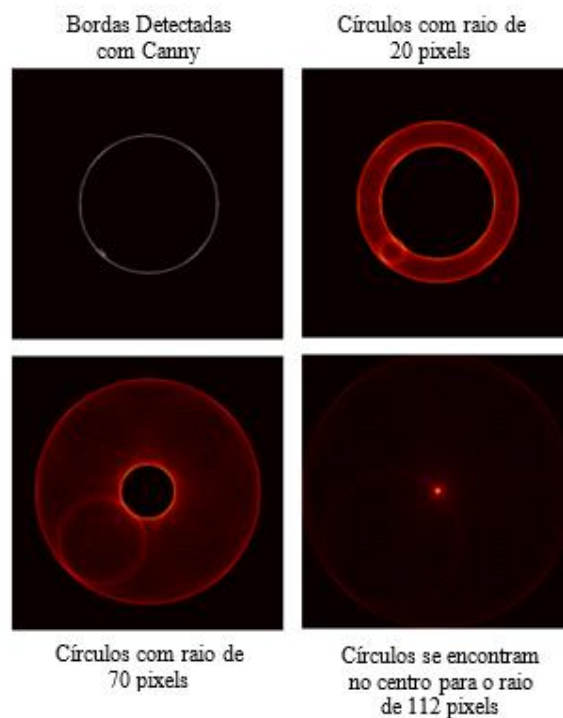
Tabela 3 – Parâmetros da função *HoughCircles()*

Parâmetro	Descrição	Valor ajustado
“image”	Imagem em escala de cinza (8 bits)	Caminho da imagem
“method”	Método de detecção	“HOUGH_GRADIENT_ALT”
“dp”	Resolução do acumulador	9
“minDist”	Distância mínima entre centros dos círculos	1
“param1”	Parâmetro de filtragem do método, quanto maior o filtro menos círculos são detectados	70
“param2”	Parâmetro de sensibilidade para a detecção de círculos, normalizado entre 0 e 1	0,75
“minRadius”	Raio mínimo de detecção (pixels)	1
“maxRadius”	Raio máximo de detecção (pixels)	150

Fonte: Próprio autor.

A Figura 10 ilustra a construção dos círculos auxiliares e o respectivo espaço de votação para identificar um círculo em uma imagem genérica. Nessa representação, os círculos auxiliares são gerados com diferentes raios até que o acúmulo de interseções resulte em um ponto de máximo no centro, localizado para um raio de aproximadamente 112 pixels.

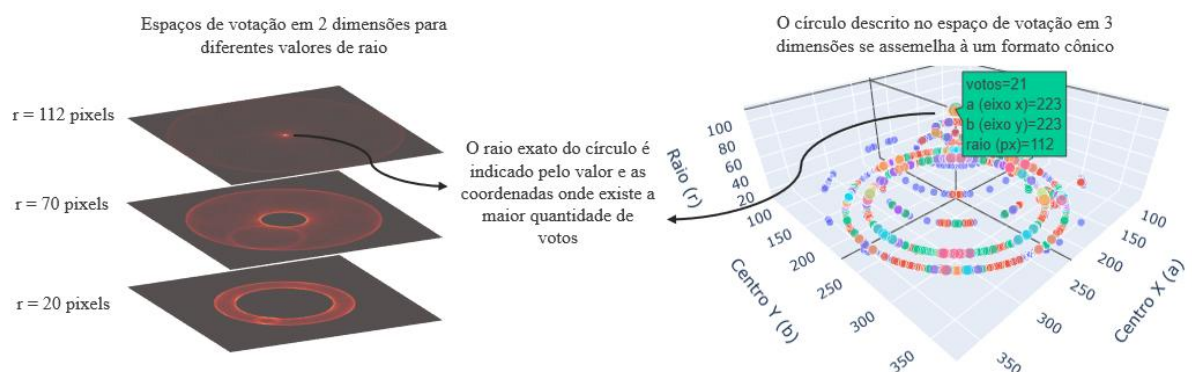
Figura 10 – Representação esquemática do espaço de votação para diferentes raios



Fonte: Próprio autor.

A Figura 11 apresenta o espaço de votação tridimensional para o mesmo círculo analisado na Figura 10, o gráfico foi gerado através da utilização da função *scatter_3d()* da biblioteca *plotly*. Nota-se a formação de um pico bem definido no acumulador, indicando o raio mais provável identificado pelo algoritmo. O máximo de 21 votos ocorre no raio de 112 pixels, confirmando a tendência observada na Figura 10.

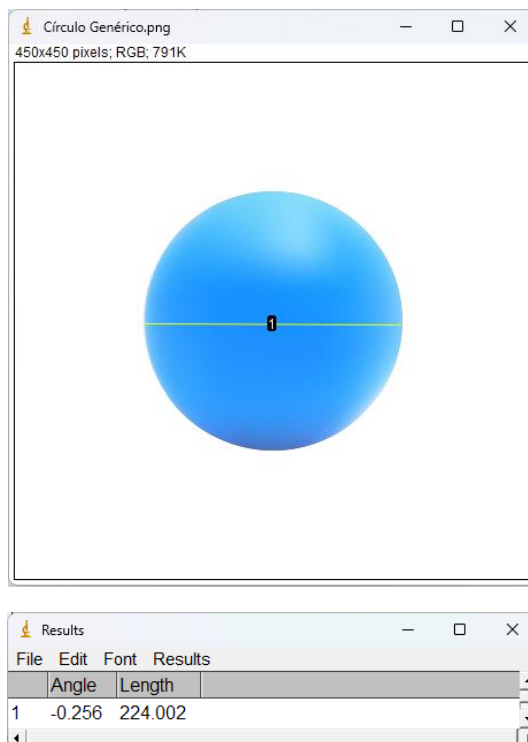
Figura 11 - Representação do espaço de votação em três dimensões.



Fonte: Próprio autor.

Por fim o mesmo círculo analisado nas duas figuras anteriores foi analisado através do software ImageJ, é possível observar por meio da Figura 12 que o diâmetro identificado foi de 224,002 pixels (raio de 112,001 pixels) demonstrando consistência com detecção realizada pelo método *HoughCircle()* implementado nas funções construtivas das Figura 10 e Figura 11.

Figura 12 - Detecção de diâmetro através do software ImageJ

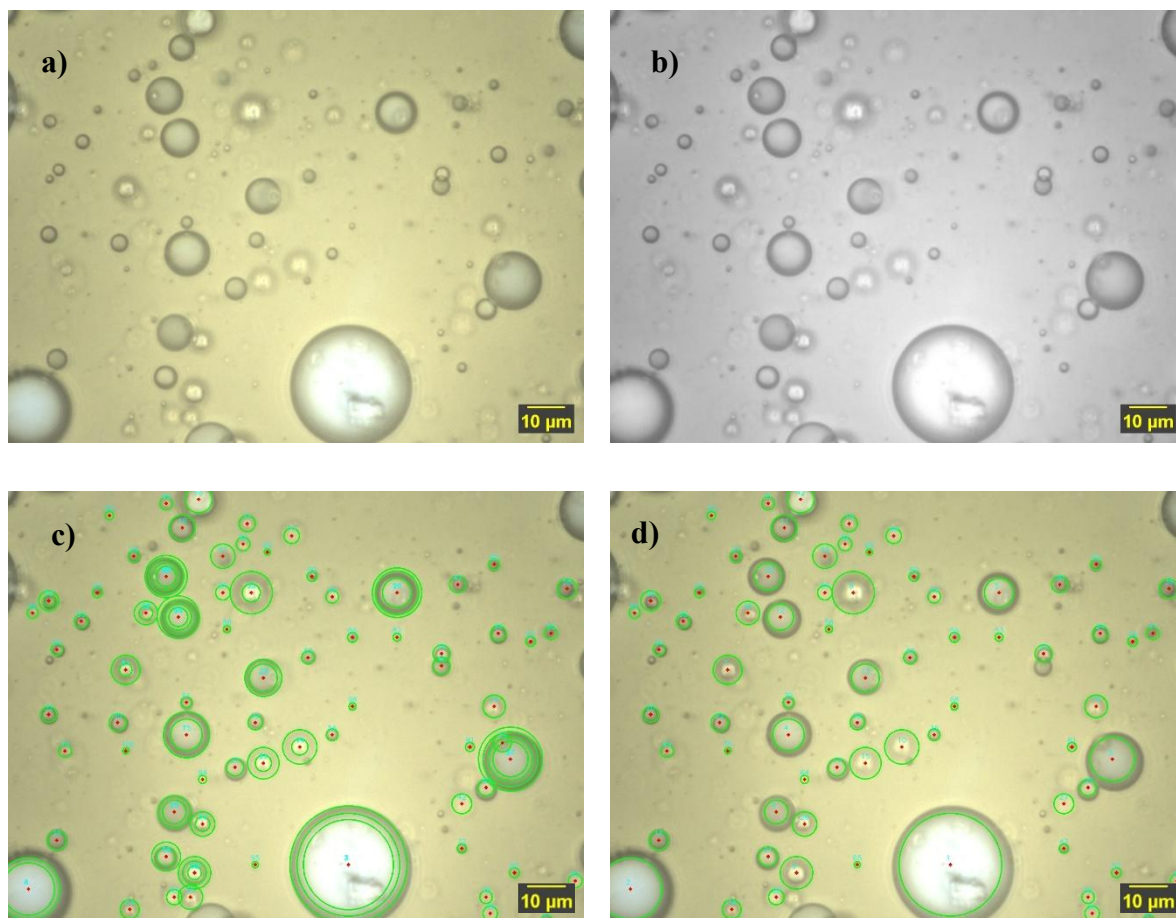


Fonte: Próprio autor.

A Figura 13 apresenta uma sequência ilustrativa das etapas de processamento de imagem realizadas pelo método. A Figura 13a mostra a micrografia bruta obtida diretamente pela câmera. Em seguida, a Figura 13b exibe a primeira etapa de pré-processamento, com a aplicação da conversão para escala de cinza e o desfoque do fundo. As Figura 13c e Figura 13d demonstram a identificação das gotículas antes e depois da etapa de remoção de detecções duplicadas. No padrão de marcação adotado, o perímetro das gotas é representado por circunferências verdes, enquanto seus centros são indicados por losangos vermelhos; adicionalmente, cada gotícula recebe um número de referência para facilitar sua identificação.

Antes da remoção das identificações duplicadas, a micrografia mostrada na Figura 13c apresentava 100 gotas detectadas, com um D_{32} igual a 16,00 μm . Após a aplicação da etapa adicional de filtragem, os valores passaram para 70 gotas e um D_{32} de 13,10 μm . Esse resultado evidencia que, sem o procedimento de eliminação de duplicidades, haveria distorções tanto no número total de gotas quanto no diâmetro médio volumétrico, visto que o D_{32} é sensível às contribuições de área e volume das gotículas.

Figura 13 – Etapas da identificação de gotas para o óleo P4 a) Micrografia original, b) Micrografia com filtro cinza e fundo desfocado, c) Micrografia após detecção de gotas, d) Micrografia após etapa de exclusão de gotas intersectadas.



Fonte: Próprio autor.

4.1.2 Filtragem das detecções do algoritmo

A etapa de filtragem das gotículas detectadas com distorções foi realizada para todo o conjunto de dados, para fins de comparação do desempenho do método com e sem essa filtragem realizou-se a comparação do D_{32} . A Tabela 4 mostra essa comparação onde é possível ver os ensaios representativos: Ensaio 1 (240 g/L de NaCl, 30% de corte de água e 40 °C) e o Ensaio 4 (49 g/L de NaCl, 7% de corte de água e 45 °C). A seleção desses ensaios considerou a necessidade de avaliar o desempenho do método em emulsões com cortes de água significativamente distintos.

A análise dos dados da Tabela 4 revelou erros absolutos médios de 1,574 µm para o ensaio 1 e 0,808 µm para o ensaio 4. Embora esses valores sejam considerados baixos, observou-se uma variação significativa do erro entre as diferentes amostras de óleo, sugerindo que as condições de aquisição das micrografias influenciaram diretamente o cálculo do D_{32} .

Tabela 4 - Comparação de D_{32} (μm) obtido antes e após a filtragem de gotículas distorcidas

Óleo	Ensaio 1			Ensaio 4		
	Antes do Filtro	Após o Filtro	Erro Absoluto	Antes do Filtro	Após o Filtro	Erro Absoluto
P1	14,950	14,356	0,594	17,390	17,376	0,014
P2	11,420	11,776	0,356	20,990	21,688	0,698
P3	12,330	14,531	2,201	14,450	13,646	0,804
P4	7,310	8,875	1,565	13,790	14,168	0,378
P5	16,680	18,407	1,727	21,130	19,418	1,712
P6	16,390	16,444	0,054	16,980	16,934	0,046
P7	14,990	13,812	1,178	16,640	17,488	0,848
P8	17,280	20,299	3,019	11,240	10,450	0,790
P9	11,380	12,487	1,107	16,740	13,451	3,290
P10	10,850	15,185	4,335	5,340	6,035	0,695
P11	5,290	6,548	1,258	6,120	5,821	0,299
P12	9,930	11,863	1,933	4,070	3,669	0,401
P13	7,340	8,478	1,138	4,940	4,415	0,525
	Erro Absoluto Médio		1,574	Erro Absoluto Médio		0,808

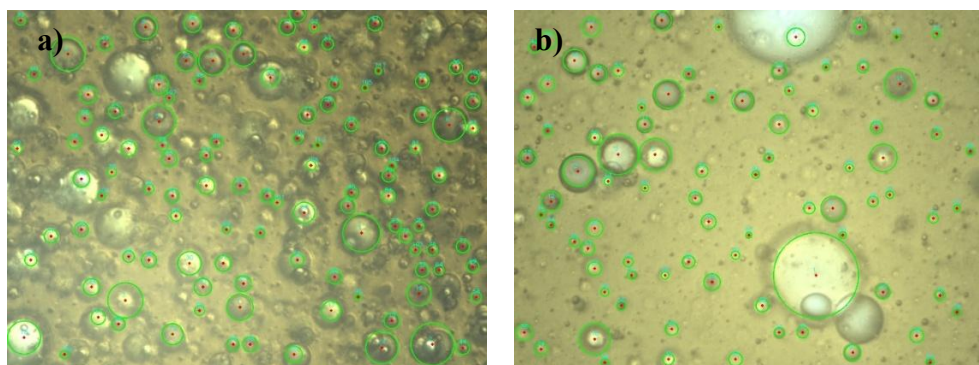
Fonte: Próprio autor.

No ensaio 4, por exemplo, as emulsões que utilizaram as amostras de óleo P1 e P6 apresentaram divergências inferiores a $0,05 \mu\text{m}$, indicando excelente concordância de valores. Por outro lado, a amostra P9 apresentou erro absoluto superior a $3,0 \mu\text{m}$, evidenciando maior sensibilidade do algoritmo às características específicas dessa amostra. No ensaio 1, apesar do erro médio ser maior, também foi observada variabilidade, onde emulsões produzidas com os óleos P6 e P2 apresentaram erros inferiores a $0,4 \mu\text{m}$, enquanto amostras com os óleos P10 e P8 registraram erros superiores a $3,0 \mu\text{m}$.

Essa oscilação pode ser atribuída às diferenças intrínsecas entre as amostras de óleo, que afetam diretamente a qualidade das micrografias e, conseqüentemente, o desempenho do algoritmo de detecção de gotas. A

Figura 14 ilustra essas diferenças.

Figura 14 - Exemplos de detecção automática de gotas nas micrografias: a) do ensaio 1 para o óleo P10 b) do ensaio 4 para o óleo P9.



Fonte: Próprio autor.

Na

Figura 14a (ensaio 1), observam-se casos de subdimensionamento das gotas pelo método automático, à esse subdimensionamento atrela-se os seguintes fatos: a micrografia apresenta uma maior quantidade de gotas, o óleo em questão P10 é considerado pesado (com $^{\circ}\text{API}=19$), o que restringiu a passagem de luz e dificultou a identificação dos diâmetros de forma automática, uma vez que no algoritmo utilizado o gradiente de tons é de suma importância na detecção de bordas e consequentemente na determinação do diâmetro de cada gota. Tais fatos ajudam a explicar o subdimensionamento de diâmetro e justificam o aumento do D_{32} após a filtragem visual (de 10,850 μm para 15,185 μm).

Já na

Figura 14b (ensaio 4), ocorre o oposto: gotas fora de foco foram superdimensionadas pelo algoritmo e posteriormente removidas na filtragem visual, resultando em redução do D_{32} (de 16,740 μm para 13,451 μm). Essa característica de superdimensionamento também pode ser explicada através da característica da emulsão em questão, como o óleo P9 é considerado um óleo médio (com $^{\circ}\text{API}=26$) mais luz conseguiu ultrapassar até o sensor da câmera. Além disso, o maior afastamento das gotículas permitiu a visualização de outras camadas de emulsão fora de foco, gerando assim o aumento no D_{32} .

Vale ressaltar que, no geral, esses casos de superdimensionamento e subdimensionamento na detecção de gotículas ocorreram de modo a não comprometer o cálculo do D_{32} , como é possível comprovar pelos erros absolutos médios da Tabela 4, considerados baixos. Entretanto os resultados apresentados na

Figura 14 destacam a influência direta da qualidade da imagem no desempenho do método automático e reforçam a importância da etapa de filtragem visual para mitigar falsos positivos ou negativos decorrentes de problemas de foco ou contraste.

4.1.3 Validação das detecções com ImageJ

A validação das medições de diâmetro médio de gota (D_{32}) foi conduzida por meio da comparação entre os valores obtidos pelo algoritmo implementado no *Emulsion ED* e aqueles calculados manualmente no software *ImageJ*. A Tabela 5 apresenta essa comparação para os mesmos ensaios representativos previamente mencionados.

Observa-se na Tabela 5 que o erro absoluto médio entre os métodos permaneceu em torno de 1,3 μm para ambos os ensaios, valor considerado bastante satisfatório diante da elevada diferença entre os tempos de processamento. No *ImageJ*, a obtenção do D_{32} exigiu a análise manual gota a gota, demandando, em média, 25 a 30 minutos para cada amostra de emulsão de um ensaio contendo entre 10 a 15 micrografias. Já a detecção automática realizada pelo algoritmo baseado em *HoughCircles()* dentro do *Emulsion ED* permitiu processar o mesmo volume de dados em menos de 5 segundos. Contudo, a etapa adicional de filtragem de detecções de gotas distorcidas aumentou esse tempo em alguns minutos, no geral entre 5 e 10 minutos, a depender da amostra em questão.

Tabela 5 - Comparação de D_{32} (μm) obtido com *Emulsion ED* e com *ImageJ*

Óleo	Ensaio 1			Ensaio 4		
	ImageJ	Emulsion ED	Erro Absoluto	ImageJ	Emulsion ED	Erro Absoluto
P1	16,731	14,356	2,375	15,8969	17,3760	1,479
P2	11,084	11,776	0,693	18,8766	21,6876	2,811
P3	15,488	14,531	0,957	11,6515	13,6461	1,995
P4	9,993	8,875	1,117	12,5989	14,1680	1,569
P5	18,921	18,407	0,515	17,9900	19,4178	1,428
P6	15,649	16,444	0,795	16,5123	16,9337	0,421
P7	15,415	13,812	1,602	17,9900	17,4875	0,503
P8	19,958	20,299	0,341	10,6555	10,4496	0,206
P9	11,668	12,487	0,819	11,0672	13,4505	2,383
P10	11,744	15,185	3,441	6,8370	6,0354	0,802
P11	7,227	6,548	0,679	6,9919	5,8211	1,171
P12	10,447	11,863	1,417	4,8246	3,6693	1,155
P13	11,149	8,478	2,671	5,4259	4,4148	1,011
	Erro Absoluto Médio		1,340	Erro Absoluto Médio		1,303

Fonte: Próprio autor.

Apesar da necessidade da etapa de filtragem, decorrente da diversidade de óleos avaliados e das diferentes condições de obtenção das micrografias, o método implementado no *Emulsion ED* permite o ajuste fino dos parâmetros de detecção da função *HoughCircles()*. Dessa forma, o usuário pode adaptar o processo de identificação de gotículas às características específicas de cada conjunto de micrografias, reduzindo efeitos de superdimensionamento ou

subdimensionamento das gotas e, conseqüentemente, aumentando a confiabilidade dos valores de diâmetro médio obtidos.

Além disso, a redução no tempo de análise, aliada ao baixo erro observado, evidencia o alto potencial da metodologia desenvolvida para o tratamento de grandes conjuntos de dados de emulsões. O método não apenas reduz a necessidade de intervenção manual como também aumenta a representatividade estatística, viabilizando análises mais robustas, rápidas e reproduzíveis.

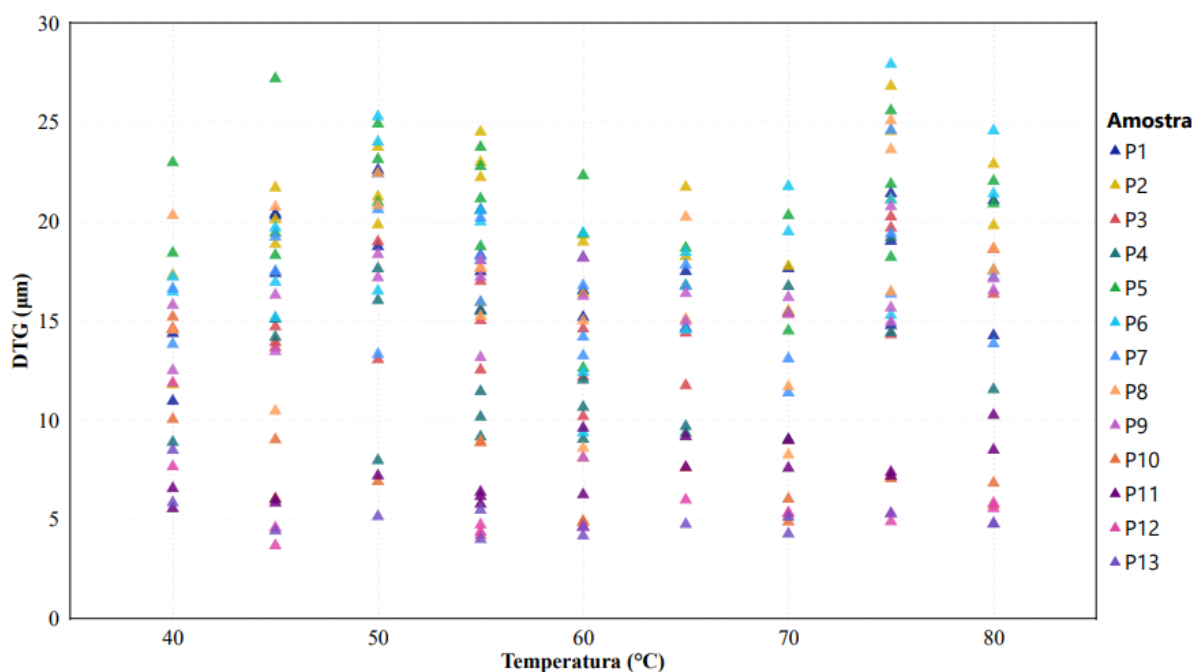
4.2 Análises de D_{32} e DTG

4.2.1 Avaliação de temperatura e salinidade no D_{32}

Após o cálculo dos diâmetros médios de gota (D_{32}) por meio da Equação 6, procedeu-se a análise da influência dos parâmetros experimentais avaliados (temperatura, salinidade, corte de água e composição SARA) utilizando gráficos e mapas de calor.

A Figura 15 apresenta a distribuição dos valores de D_{32} em função da temperatura para as 13 amostras de óleo utilizadas no estudo. Considerando o comportamento clássico de emulsões, esperava-se que temperaturas mais elevadas resultassem em diâmetros médios maiores, uma vez que o aumento da temperatura reduz a viscosidade da fase oleosa e intensifica a agitação molecular, favorecendo os processos de floculação e coalescência das gotículas (LAKE, 2006).

Figura 15 - Diâmetro médio de gota (D_{32}) em função da temperatura para diferentes óleos



Fonte: Próprio autor.

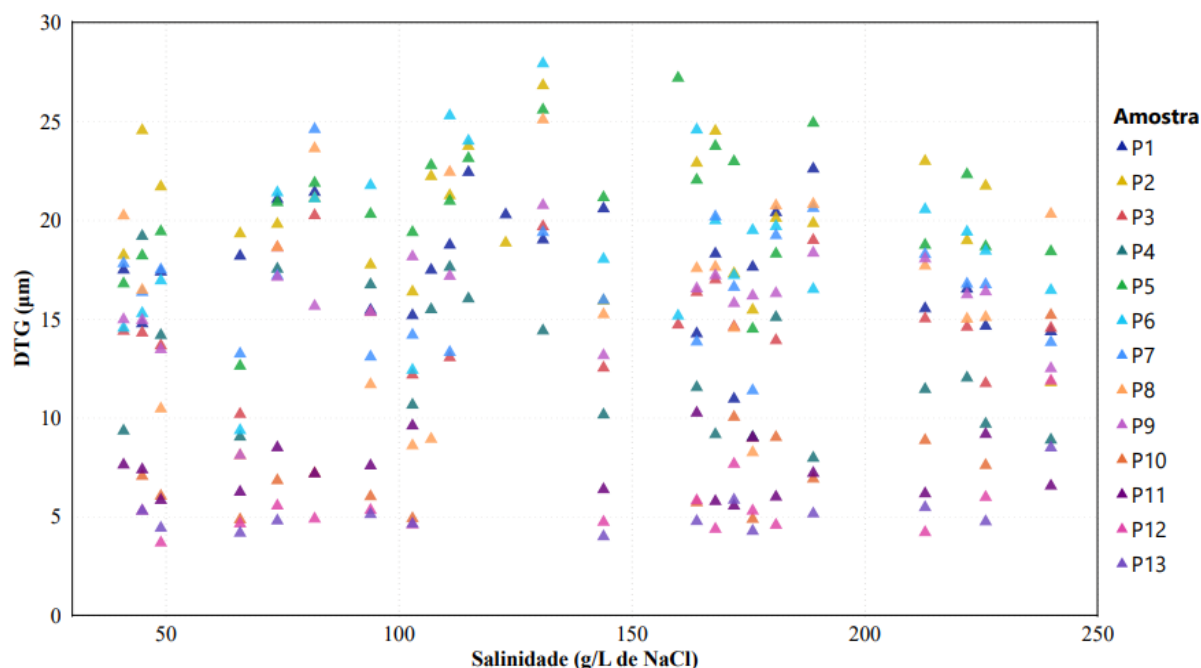
Entretanto, os resultados obtidos não seguiram essa tendência teórica: observou-se um padrão randômico na distribuição dos valores de D_{32} com o aumento da temperatura. Essa ausência de correlação direta motivou uma análise mais detalhada do procedimento experimental.

Durante a obtenção das micrografias, após a etapa de mistura das fases aquosa e oleosa para a formação da emulsão, um pequeno volume era transferido para a lâmina do microscópio, onde era rapidamente espalhado com uma lamínula antes da captura das imagens. Diferentemente do volume total mantido no recipiente e ainda à temperatura de preparo, essa alíquota depositada na lâmina apresentava elevada área superficial e baixo volume, o que pode ter favorecido uma troca de calor muito rápida com o ambiente, que se encontrava a uma temperatura significativamente inferior à da emulsão recém-preparada.

Assim, embora as emulsões tenham sido formuladas nas condições de temperatura programadas, é provável que as micrografias tenham sido obtidas com as amostras já próximas da temperatura ambiente. Isso reduz drasticamente a influência real da temperatura de preparo sobre o diâmetro médio medido, justificando o comportamento aleatório observado. Importante ressaltar que essa limitação está associada exclusivamente ao parâmetro temperatura, não comprometendo as análises referentes aos demais fatores investigados.

A Figura 16 apresenta a distribuição dos valores de D_{32} em função da salinidade para os óleos avaliados. Assim como observado para a temperatura, a variação da salinidade não revelou um padrão conclusivo de influência sobre o diâmetro médio das gotículas. A literatura, no entanto, aponta possíveis efeitos da força iônica na estabilidade de emulsões. Moradi *et al.* (2010) relatam, de forma qualitativa, que emulsões tendem a ser mais estáveis em baixas concentrações iônicas da fase aquosa. Lake (2006), por sua vez, destaca a falta de consenso entre diferentes estudos e observa que fases aquosas com altas concentrações de íons Ca^{2+} e elevada razão $\text{Ca}^{2+}/\text{Mg}^{2+}$ podem formar filmes interfaciais rígidos capazes de estabilizar emulsões, resultando em gotículas de menor diâmetro.

Figura 16 - Diâmetro médio de gota (D_{32}) em função da salinidade para diferentes óleos.



Fonte: Próprio autor.

No presente trabalho, a salinidade foi controlada exclusivamente por meio de adição de cloreto de sódio (NaCl). Assim, uma análise futura contemplando maior diversidade de cátions e ânions, ou mesmo o uso de amostras reais de água de formação, seria necessária para uma avaliação mais abrangente do comportamento do D_{32} em função da salinidade.

4.2.2 Avaliação de composição SARA e $^{\circ}\text{API}$ no D_{32}

A Tabela 6 apresenta de forma visual um mapa de calor para os valores de diâmetros médio de gotas calculados (valores com escala de cores em tons de azul) para as amostras de óleo em diferentes cortes de água. Ainda na parte inferior da Tabela 6 é possível ver valores correspondentes às propriedades das amostras de óleo (discretizados por linha com escala em tons de vermelho), a saber: grau API e composição SARA.

Tabela 6 - Mapa de calor para diâmetros médio de gota (D_{32}) em função do corte de água, grau API e composição SARA.

Corte de Água	Óleo												
	P13	P10	P12	P11	P6	P9	P3	P7	P8	P4	P1	P2	P5
1%	4,26	4,87	5,29	8,99	19,48	16,17	8,96	11,37	8,24	9,01	17,62	15,45	14,49
3%	4,16	4,84	4,63	6,24	9,36	8,09	10,18	13,23	8,08	9,03	18,18	19,31	12,61
5%	4,61	4,90	4,59	9,59	12,41	18,14	12,17	14,18	8,58	10,64	15,17	16,37	19,38
7%	4,41	6,04	3,67	5,82	16,93	13,45	13,65	17,49	10,45	14,17	17,38	21,69	19,42
9%	4,74	7,59	5,98	9,16	18,44	16,38	11,73	16,74	15,08	9,68	14,63	21,73	18,66
11%	3,99		4,72	6,37	18,02	13,15	12,52	15,94	15,22	10,15	20,58	15,91	21,14
13%	5,11	6,01	5,32	7,57	21,76	15,34	15,33	13,08	11,68	16,73	15,44	17,74	20,30
15%	5,28	7,04	5,29	7,37	15,28	14,93	14,29	16,34	16,45	19,18	14,76	24,53	18,19
17%	4,76	5,70	5,80	10,24	24,56	16,53	16,34	13,84	17,55	11,53	14,25	22,88	22,03

19%	4,78	6,82	5,54	8,48	21,39	17,11	18,60	17,18	18,62	17,52	21,05	19,79	20,89
21%		9,01	4,57	5,99	19,68	16,29	13,91	19,22	20,73	15,08	20,38	20,09	18,29
23%	5,84	10,03	7,65	5,54	17,20	15,78	14,60	16,60	15,54		10,95	17,29	22,96
25%	5,14	6,91		7,19	16,50	18,33	18,98	20,60	20,80	7,96	22,59	19,83	24,91
27%	5,46	8,85	4,19	6,16	20,54	18,04	15,01	18,27	17,68	11,44	15,52	22,98	18,73
29%			4,36	5,77	19,98	17,19	16,98	20,17	17,62	9,15	18,29	24,50	23,73
30%	8,48	15,18	11,86	6,55	16,44	12,49	14,53	13,81	20,30	8,88	14,36	11,78	18,41
31%				7,61	14,54	14,97	14,38	17,80	20,22	9,33	17,48	18,23	16,78
33%		7,18	4,88	7,16	21,08	15,64	20,23	24,59	23,62		21,41	21,10	21,87
35%					19,40	16,23	14,59	16,77	14,99	12,02	16,51	18,97	22,31
37%									8,92	15,47	17,47	22,21	22,77
39%					25,28	17,16	13,04	13,31	22,42	17,62	18,74	21,24	20,96
41%					27,91	20,74	19,67	19,38	25,08	14,40	19,00	26,81	25,57
43%					15,15		14,70						27,19
45%					24,00					16,02	22,42	23,74	23,12
47%											20,27	18,84	
°API	16,50	19,00	20,40	23,10	24,40	26,00	27,50	28,10	28,60	29,00	29,20	29,50	32,50
Saturados	32,00	40,00	42,40	39,90	60,70	52,00	78,90	56,80	62,90	52,10	54,00	53,10	60,90
Aromáticos	27,00	20,00	24,50	22,60	18,90	27,00	20,70	24,30	18,40	30,10	24,00	25,60	21,80
Resinas	35,00	38,00	30,00	36,10	19,10	21,00	0,40	18,00	17,90	17,80	22,00	21,13	16,90
Asfaltenos	6,34	2,09	3,16	1,47	1,30	0,54	0,75	0,90	0,70	0,50	0,50	0,17	0,40

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 6 foi estruturada para incluir todos os 325 ensaios previstos no planejamento experimental; entretanto, após a filtragem inicial (exclusão das emulsões que apresentaram separação de fases imediata) o conjunto de dados foi reduzido para 265 ensaios. Os campos em branco na Tabela 6 correspondem justamente aos 60 ensaios desconsiderados na determinação do D_{32} .

Observou-se um comportamento particular nos ensaios desconsiderados: a separação imediata de fases ocorreu predominantemente em emulsões com altos cortes de água e formuladas com óleos de maior densidade (menor grau API). Esse padrão sugere que a elevada fração aquosa, combinada com diferenças marcantes nas propriedades físico-químicas entre as fases oleosa e aquosa, diminuiu a tendência de formação de emulsões estáveis do tipo A/O, favorecendo a separação de fases dos sistemas.

A análise dos dados apresentados na Tabela 6 permitiu identificar padrões relevantes no comportamento do D_{32} em função das variáveis avaliadas. O primeiro ponto observável é o aumento consistente do D_{32} tanto com o incremento do grau API quanto com o aumento do corte de água utilizado na formulação das emulsões.

O efeito do corte de água é esperado: quanto maior a fração aquosa, maior a

probabilidade de colisões entre gotículas, favorecendo processos de coalescência e, consequentemente, a formação de gotas de maior diâmetro.

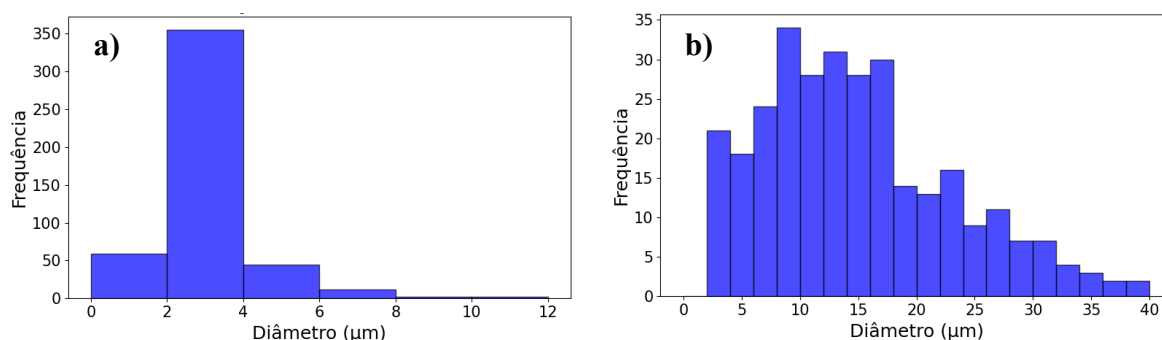
No caso do grau API, verificou-se que óleos com menor API (mais densos e viscosos) tendem a formar gotículas menores. Esse comportamento também era previsto, uma vez que óleos mais viscosos apresentam maior resistência ao escoamento e à coalescência, favorecendo a formação de emulsões mais estáveis e com gotas menores (OLIVEIRA et al., 2018).

A avaliação do D_{32} em função da composição SARA demonstrou resultados igualmente consistentes. Observa-se na Tabela 6 que as amostras P13, P10, P12 e P11 apresentaram, de modo geral, os menores valores de D_{32} . Além de possuírem os menores graus API, essas amostras exibem maiores teores de resinas e asfaltenos — frações conhecidas por atuarem como estabilizantes interfaciais. Como discutido por Sousa, Matos e Pereira (2022), esses componentes tendem a se acumular na interface óleo-água, formando filmes rígidos ou semiflexíveis que retardam a coalescência, favorecendo a preservação de gotículas menores.

4.2.3 Avaliação da DTG

O ajuste dos dados experimentais foi realizado por meio de curvas de distribuição lognormal, obtendo-se uma função específica para cada distribuição de tamanho de gotas analisada. A Figura 17 apresenta os histogramas para as amostras P5 e P13 dos ensaios 7 e 4 respectivamente. Para a amostra P13, que apresentou um D_{32} de 4,41 μm , observa-se uma distribuição concentrada em diâmetros menores, com maior frequência de gotas na faixa entre 2 e 4 μm . Em contraste, a amostra P5, com D_{32} de 23,12 μm , apresenta uma distribuição mais dispersa, na qual as maiores frequências de gotas se concentram entre 8 e 18 μm .

Figura 17 - Histograma para a) Ensaio 4 – Amostra P13 b) Ensaio 7 – Amostra P5.

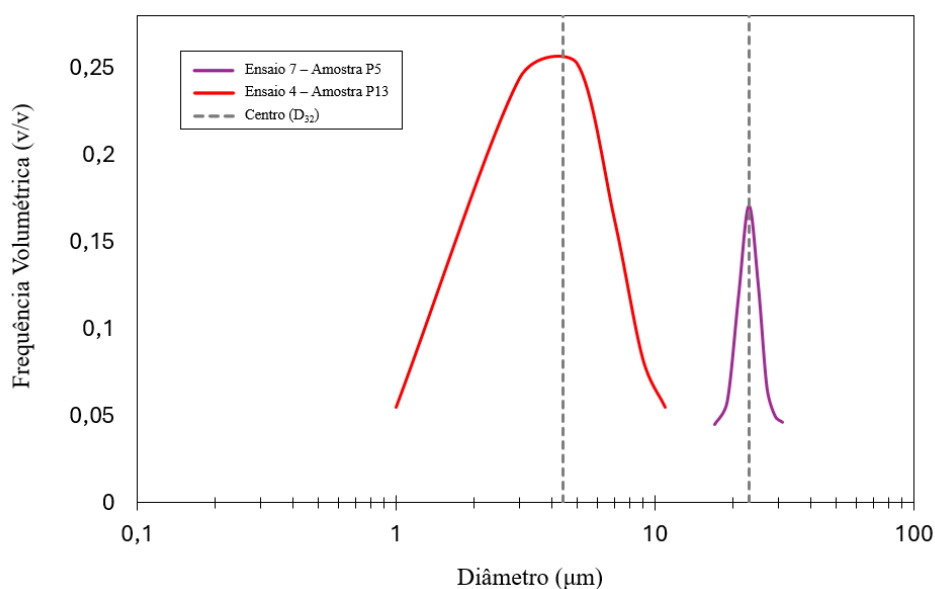


Fonte: Próprio autor.

A Figura 18 complementa a Figura 17 mostrando as DTG em função da fração volumétrica das gotículas para as mesmas amostras supracitadas. O comportamento observado em ambas as Figuras está de acordo com o esperado, uma vez que o valor de D_{32} tende a ser

superior ao intervalo de diâmetros de maior frequência. Isso ocorre porque, como previamente mencionado, o cálculo do D_{32} leva em consideração relações de área e volume das gotículas, tornando-o sensível à presença de gotas de maior diâmetro, que exercem influência sobre o valor final mesmo quando presentes em menor quantidade.

Figura 18 - Ajuste lognormal para Amostra P5 do Ensaio 7 e Amostra P13 do Ensaio 4



Fonte: Próprio autor.

4.3 Interfaces do aplicativo

Esta seção apresenta as principais abas do aplicativo e suas respectivas funcionalidades. A Figura 19 exibe a interface inicial, na qual as três funções centrais estão organizadas em botões que direcionam para abas específicas: DTG, Estabilidade e Votação. As subseções seguintes detalham cada uma dessas funcionalidades individualmente.

Figura 19 – Interface inicial do aplicativo Emulsion ED.



Fonte: Próprio autor.

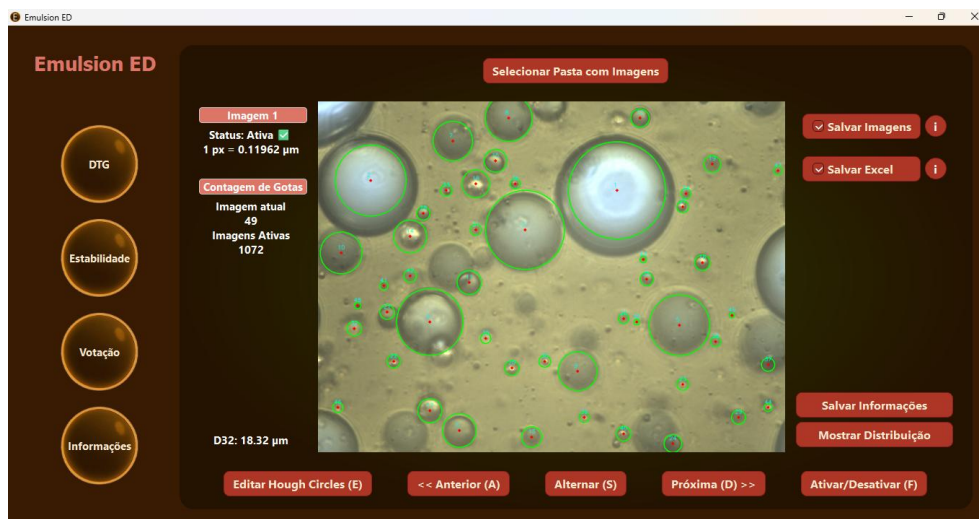
4.3.1 DTG

A aba DTG foi desenvolvida para permitir ao usuário definir os parâmetros da função *HoughCircles()* e o fator de conversão de pixels para micrômetros, possibilitando a identificação das gotas, o cálculo da distribuição de tamanhos e a determinação do diâmetro médio ponderado (D_{32}).

A Figura 20 apresenta a interface da aba DTG aplicada a uma micrografia de exemplo. Mesmo após o processamento inicial, o usuário pode revisar e ajustar os parâmetros da função clicando no botão “Editar Hough Circles (E)”, refinando a detecção sempre que necessário. As principais funcionalidades implementadas nesta etapa incluem:

- Processamento simultâneo de múltiplas micrografias, mediante seleção de uma pasta contendo as imagens, utilizando o botão “Selecionar Pasta com Imagens”.
- Alternância entre a visualização original e a imagem processada, com as circunferências sobrepostas às gotas detectadas, através do botão “Alternar” ou da tecla “S”.
- Navegação entre as imagens da pasta selecionada, através dos botões “Anterior” e “Próxima” ou das teclas “A” e “D”, respectivamente.
- Possibilidade de incluir ou excluir gotas individualmente usando o botão esquerdo ou direito do mouse.
- Contabilização automática das gotas, tanto no total quanto para cada micrografia exibida, permitindo ativar ou desativar a contagem em imagens específicas da análise, através do botão “Ativar/Desativar” ou da tecla “F”.
- Salvar micrografias processadas, contendo as marcações gráficas das gotas identificadas.
- Gerar automaticamente uma planilha Excel contendo o tratamento estatístico dos diâmetros, incluindo DTG e D_{32} .

Figura 20 – Interface de Detecção de gotas do aplicativo Emulsion ED

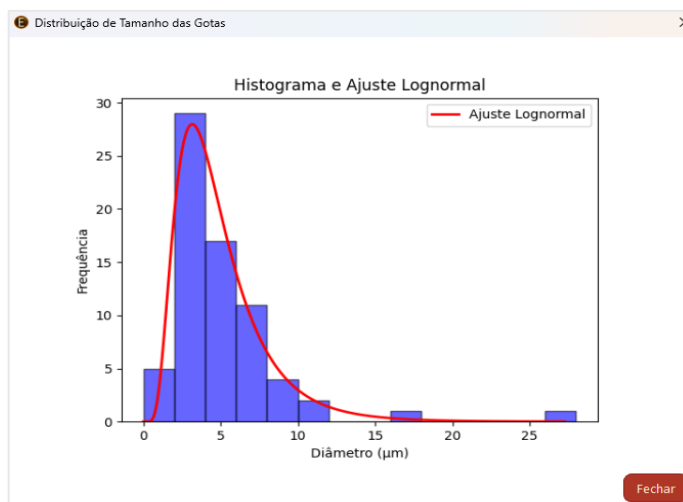


Fonte: Próprio autor.

Na Figura 20 também é possível ver que a informação do D_{32} é exibida para o usuário no canto inferior esquerdo. Essa informação só é exibida após o usuário clicar no botão “Salvar Informações”, esse botão permite não só a exibição do valor de D_{32} , mas também salva o processamento estatístico e as imagens tratadas. Por fim, para visualizar a DTG, ao clicar no botão “Mostrar Distribuição” uma nova caixa de diálogo é apresentada incluindo o histograma da DTG com o respectivo ajuste da curva lognormal sobreposto, como é apresentado na Figura 21.

Outras informações, como a média e o desvio padrão da distribuição lognormal, a distribuição dos valores no histograma, os valores individuais de cada diâmetro identificado, bem como suas respectivas coordenadas e a identificação da micrografia à qual pertencem, são automaticamente salvas e organizadas no arquivo Excel gerado.

Figura 21 - Caixa de diálogo com histograma e ajuste lognormal.



Fonte: Próprio autor.

4.3.2 Estabilidade

Na aba Estabilidade foram implementados três modelos de aprendizado de máquina apresentados e discutidos no trabalho de Rolim et al. (2026). Esses modelos permitem prever a estabilidade da emulsão, a viscosidade e o tamanho médio de gota a partir dos seguintes parâmetros de entrada, a saber: Temperatura ($^{\circ}\text{C}$); Salinidade da fase aquosa (g/L de NaCl); Corte de água (%); Grau API; Composição SARA. Vale ressaltar que maiores discussões sobre treino e teste dos modelos em questão são discutidas no trabalho de Rolim et al. (2026).

A Figura 22 apresenta a interface desenvolvida para a realização das previsões. No exemplo exibido, são utilizados dados provenientes de um dos ensaios empregados no treinamento dos modelos.

Figura 22 - Interface da aba estabilidade.

The screenshot shows the 'Emulsion ED' software interface. On the left is a sidebar with four circular buttons: 'DTG', 'Estabilidade' (highlighted), 'Votação', and 'Informações'. The main area is titled 'Condições de Formação' (Formation Conditions) and contains input fields for 'Temperatura ($^{\circ}\text{C}$): 40' and 'Salinidade (g/L de NaCl): 240'. Below this is the 'Composição da Fase Oleosa' (Oil Phase Composition) section with input fields for 'Corte de Água: 30', 'Saturados: 54', 'Resinas: 22', 'Grau API: 29,2', 'Aromáticos: 34', and 'Asfaltenos: 0,5'. A 'Prever' (Predict) button is located below these inputs. At the bottom, three predicted values are displayed: 'Estabilidade: Probabilidade de ser estável: 99.93% (Estável)', 'Viscosidade: 133.2 (mPa.s)', and 'Tamanho Médio de Gota: 13.69 (μm)'.

Fonte: Próprio autor.

É fundamental destacar que cada modelo foi treinado e validado dentro de intervalos específicos das variáveis de entrada, definidos experimentalmente por Rolim et al. (2026) e

apresentados na Tabela 7. Assim, embora o aplicativo permita a inserção de valores fora desses intervalos, a acurácia das predições tende a diminuir consideravelmente quando extrapolações são realizadas. Com o objetivo de orientar o usuário, foram incluídos ícones laterais que exibem de forma clara os intervalos de treinamento para cada variável. Além disso, sempre que qualquer parâmetro informado estiver fora da faixa utilizada no desenvolvimento dos modelos, o sistema emite automaticamente um alerta de extrapolação.

Tabela 7 – Faixa de parâmetros de teste e treino dos modelos de AM.

Parâmetro	Faixa recomendada
Temperatura	40 – 80 °C
Salinidade	41 – 240 g/L de NaCl
Corte de Água	1 – 47 %
Grau API	16,1 – 32,5
Saturados	32 – 78,9 %
Aromáticos	18,4 – 30,1 %
Resinas	0,4 – 38 %
Asfaltenos	0,17 – 13,28 %

Fonte: Próprio autor.

Outro aspecto relevante refere-se à definição de estabilidade empregada por Rolim et al. (2026): uma emulsão foi considerada estável quando não apresentou separação de fases durante as primeiras 2 horas após sua formulação. Dessa forma, o modelo implementado no aplicativo retorna a probabilidade de que uma emulsão, sob determinadas condições, seja classificada como estável ou instável segundo essa definição operacional.

4.3.3 Votação

A aba Votação foi desenvolvida para permitir ao usuário visualizar tanto a etapa de detecção de bordas quanto a representação gráfica do processo de votação utilizado na identificação das gotículas pelo método de Hough. Nessa aba, é possível analisar uma micrografia por vez e observar, em tempo real, como as bordas são detectadas e de que forma os círculos auxiliares são gerados para compor o espaço de votação. A Figura 23 apresenta a interface da aba Votação, ilustrando um exemplo de micrografia com círculos auxiliares construídos com raio de 25 pixels.

O tamanho desses círculos pode ser ajustado por meio de uma barra deslizante

localizada na parte inferior da interface. Além disso, o usuário pode modificar os parâmetros do detector de bordas de Canny, permitindo otimizar a detecção para diferentes conjuntos de micrografias e obter melhor desempenho na etapa subsequente de identificação das gotas.

Figura 23 - Interface da aba de votação



Fonte: Próprio autor.

5 CONCLUSÃO

O presente trabalho alcançou satisfatoriamente o objetivo de desenvolver um aplicativo capaz de automatizar a análise de dados de emulsões de petróleo, integrando técnicas de processamento digital de micrografias e modelos de aprendizado de máquina. A implementação do método `HoughCircles()` permitiu identificar gotículas de forma rápida e precisa, possibilitando a determinação da distribuição de tamanho de gotas (DTG) e do diâmetro médio de gota (D_{32}). A validação com o software ImageJ evidenciou baixa discrepância entre os métodos, com erro absoluto médio da ordem de 1,3 μm para diferentes emulsões avaliadas. Além da precisão, observou-se uma drástica redução do tempo necessário para o processamento das imagens, demonstrando a eficiência e escalabilidade da ferramenta proposta.

A análise dos parâmetros experimentais revelou efeitos consistentes do corte de água, grau API e composição SARA sobre o D_{32} . Óleos mais viscosos e ricos em resinas e asfaltenos apresentaram menores tamanhos médios de gota devido à maior estabilidade interfacial. A temperatura, contudo, não apresentou correlação clara com o diâmetro médio, possivelmente em função da rápida troca de calor da amostra durante a montagem das micrografias. A salinidade também não apresentou tendência conclusiva, reforçando a necessidade de estudos adicionais envolvendo diferentes espécies iônicas além do NaCl.

O aplicativo desenvolvido incorporou também modelos preditivos capazes de estimar estabilidade, viscosidade e D_{32} a partir de variáveis experimentais selecionadas. A integração desses modelos amplia o potencial da ferramenta para aplicações industriais e laboratoriais, oferecendo suporte à tomada de decisão e ao planejamento de ensaios.

A utilização da linguagem de programação *Python* integrada ao *software Qt Designer* mostrou-se de suma importância para a criação da interface visual, na qual foi possível sintetizar todas as funções desenvolvidas neste trabalho em um aplicativo que permite ao usuário adaptar os parâmetros das funções para emulsões formadas sob diferentes condições.

Conclui-se que o Emulsion ED constitui uma contribuição prática e metodológica relevante, permitindo análises mais rápidas, confiáveis e padronizadas de emulsões. Como continuidade, recomenda-se investigar a influência de diferentes sistemas salinos, aprimorar a rotina de aquisição das micrografias e expandir o banco de dados para refinar os modelos de aprendizado de máquina.

6 REFERÊNCIAS

- AAFAQI, R. Flow behaviour of water-in-oil emulsions stabilized by wax crystals. 2009. Dissertação (Doutorado) – Ryerson University, Toronto, 2009. Disponível em: <http://digitalcommons.ryerson.ca/dissertations>.
- AHMADI, S.; KHORMALI, A. Petroleum emulsion stability and separation strategies: a comprehensive review. *ChemEngineering*, v. 9, n. 5, p. 113, 2025. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2305-7084/9/5/113>.
- BURKE, I. et al. Two deep learning methods in comparison to characterize droplet sizes in emulsification flow processes. *Journal of Flow Chemistry*, 2024.
- CAMPOS DO NASCIMENTO, A. C. et al. Água produzida pela indústria do petróleo: destinos e aplicações usualmente adotadas. [S. l.: s. n.], s.d. Disponível em: <www.conepetro.com>.
- CANNY, J. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 8, n. 6, p. 679–698, 1986.
- CHARIN, R. M.; NELE, M. Emulsions in offshore petroleum production: stability and flow assurance. *Brazilian Journal of Petroleum and Gas*, v. 17, n. 2–3, p. 115–138, 2023.
- FEITOSA, F. X. Síntese de derivados do cardanol para desemulsificação de petróleo e inibição da precipitação asfáltica. 2018. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) – Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2018.
- FITZPATRICK, M. Create GUI applications with Python & Qt6 (PySide6 edition). 5. ed. [S. l.]: Martin Fitzpatrick, 2021. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=nfFUEAAAQBAJ>. Acesso em: 29 out. 2025.
- FRAJ, J. et al. Encapsulation and release of vitamin C in double W/O/W emulsions followed by complex coacervation in gelatin–sodium caseinate system. *Journal of Food Engineering*, v. 292, 2021.
- HOUGH, P. V. C. Method and means for recognizing complex patterns. U.S. Patent 3,069,654, 18 dez. 1962.
- LAKE, L. W. Petroleum engineering handbook. v. 3. [S. l.: s. n.], 2006.
- L’ESTIMÉ, M. et al. Droplet size distribution in emulsions. *Langmuir*, v. 40, n. 1, p. 275–281, 2024.
- LIU, D.; ZHANG, H.; LI, C.; ZHANG, H.; YANG, F.; SUN, G.; ZHAO, Y. Study on the interactive effects of solid particles and asphaltenes on the interfacial structure and stability of a water-in-model oil emulsion. *Langmuir*, v. 37, n. 36, p. 10827–10837, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1021/acs.langmuir.1c01753>.
- MORADI, M.; ALVARADO, V.; HUZURBAZAR, S. Effect of salinity on water-in-crude oil

emulsion: evaluation through drop-size distribution proxy. *Energy & Fuels*, v. 25, n. 1, p. 260–268, 2011.

OLIVEIRA, A. G. Caracterização da distribuição do tamanho de gotas em emulsões água e óleo utilizando diferentes técnicas de medição. 2010. 124 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica – Conversão de Energia) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2010.

OLIVEIRA, M. C. K. et al. Waxy crude oil emulsion gel: impact on flow assurance. *Energy & Fuels*, v. 24, p. 2287–2293, 2010.

OLIVEIRA, M. C. K. et al. Viscosity of water-in-oil emulsions from different American Petroleum Institute gravity Brazilian crude oils. *Energy & Fuels*, v. 32, n. 3, p. 2749–2759, 2018.

OPENCV. Canny edge detection. Disponível em: https://docs.opencv.org/3.4/da/d5c/tutorial_canny_detector.html. Acesso em: 3 nov. 2025.

PANDEY, P. K. et al. Comparative analysis of image segmentation using Hough transform. *International Journal of Applied Engineering Research*, 2012. Disponível em: <http://www.ripublication.com/ijaer.htm>.

PECANHA, R. P. Sistemas particulados: operações unitárias envolvendo partículas e fluidos. Rio de Janeiro: Elsevier, 2014.

ROLIM, D. M. O. et al. The use of machine learning models to estimate the stability and properties of water-in-crude oil emulsions. *Fuel*, v. 405, 2026.

ROLIM, D. M. O. Desenvolvimento de modelos de aprendizado de máquina para predição de estabilidade, viscosidade e tamanho médio de gotas de emulsões água em óleo. 2025. 114 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) – Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2025.

SALAGER, J.-L.; BRICEÑO, M. I.; BRACHO, C. L. Heavy hydrocarbon emulsions making use of the state of the art in formulation engineering. In: *Encyclopedic Handbook of Emulsion Technology*. [S. l.]: Marcel Dekker, 2001. p. 455–495.

SAVONINA, E. Y.; PANYUKOVA, D. I. State of the art and prospects for the development of methods for determining the group hydrocarbon composition (SARA composition) of crude oil and petroleum products. *Russian Journal of Applied Chemistry*, s.d.

SOUSA, A. M.; MATOS, H. A.; PEREIRA, M. J. Properties of crude oil-in-water and water-in-crude oil emulsions: a critical review. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, s.d.

SRINATH, K. R. Python – the fastest growing programming language. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, v. 4, n. 12, p. 354–357, 2017. Disponível em: <https://www.irjet.net>. Acesso em: 30 out. 2025.

THEYAB, M. et al. Fluid flow assurance issues: literature review. *SciFed Journal of Petroleum*, 2018. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/323733946>.

VALE, G. M.; DAL POZ, A. P. Processo de detecção de bordas de Canny. Boletim de Ciências Geodésicas, Curitiba, v. 8, n. 2, p. 67–78, 2002.

WONG, S. F.; LIM, J. S.; DOL, S. S. Crude oil emulsion: a review on formation, classification and stability of water-in-oil emulsions. Journal of Petroleum Science and Engineering, v. 135, p. 498–504, 2015.