



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE QUÍMICA
TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO**

Thalia Roberta Aquino Dos Santos

**Desafios na Caracterização Física e Quantificação de
Microplásticos em Amostras Ambientais: Técnicas de
Imageamento**

**SÃO CARLOS - SP
2025**

Thalia Roberta Aquino Dos Santos

Desafios na Caracterização Física e Quantificação de
Microplásticos em Amostras Ambientais: Técnicas de
Imageamento

Trabalho de conclusão de
curso apresentada ao
Departamento de Química da
Universidade Federal de São
Carlos, para obtenção do título
de Bacharel em Química

Orientador(a): Dra. Roberta Cerasi Urban

2025

São Carlos



FUNDAÇÃO UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS

DEPARTAMENTO DE QUÍMICA - DQ/CCET

Rod. Washington Luís km 235 - SP-310, s/n - Bairro Monjolinho, São Carlos/SP, CEP 13565-905

Telefone: (16) 33518206 - <http://www.ufscar.br>

DP-TCC-FA nº 21/2025/DQ/CCET

Graduação: Defesa Pública de Trabalho de Conclusão de Curso

Folha Aprovação (GDP-TCC-FA)

FOLHA DE APROVAÇÃO

THALIA ROBERTA AQUINO DOS SANTOS

DESAFIOS NA CARACTERIZAÇÃO FÍSICA E QUANTIFICAÇÃO DE MICROPLÁSTICOS EM AMOSTRAS AMBIENTAIS: TÉCNICAS DE IMAGEAMENTO

Trabalho de Conclusão de Curso

Universidade Federal de São Carlos – Campus São Carlos

São Carlos, 04 de julho de 2025

ASSINATURAS E CIÊNCIAS

Cargo/Função	Nome Completo
Orientador	Profa Dra. Roberta Cerasi Urban
Membro da Banca 1	Msc. Izadora Rhaynna Santos de Menezes
Membro da Banca 2	Msc. Gabriel Marcondes Ferraz



Documento assinado eletronicamente por **Ricardo Samuel Schwab, Professor(a)**, em 07/07/2025, às 09:20, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site <https://sei.ufscar.br/autenticacao>, informando o código verificador **1911015** e o código CRC **F1CFA258**.

Referência: Caso responda a este documento, indicar expressamente o Processo nº 23112.001933/2024-38

SEI nº 1911015

Modelo de Documento: Grad: Defesa TCC: Folha Aprovação, versão de 02/Agosto/2019

Agradecimento

À minha mãe, Maria Lieuza de Aquino, meu maior exemplo de força, coragem e amor. Foi por ela que tudo começou, e é por ela que concluo essa etapa. Sua dedicação incansável à minha educação moldou quem sou hoje. Mesmo após sua partida, no momento mais difícil da minha vida, foi sua presença em mim que me sustentou e me deu forças para continuar. Sei que, onde estiver, está orgulhosa da filha que lutou para realizar um dos seus maiores sonhos: me ver formada.

À minha irmã, Valentina Aquino, que com sua leveza e pureza de criança trouxe luz aos meus dias escuros. Sua alegria e amor incondicional me deram a motivação que eu precisava quando tudo parecia impossível. Você foi e sempre será uma das minhas maiores razões para não desistir.

Ao meu namorado, Lucca Avino, por ser meu porto seguro. Por me incentivar com leveza, me acolher com paciência e dividir comigo os desafios e conquistas desse percurso. Sua presença tornou essa caminhada mais leve, segura e significativa.

Às minhas amigas e amigos mais próximos, meu agradecimento por todo o apoio, carinho e presença. Ter vocês por perto fez toda a diferença nessa caminhada.

À minha orientadora, Profa. Dra. Roberta Cerasi Urban, por sua orientação cuidadosa, incentivo constante e confiança no meu trabalho. A sua escuta atenta e dedicação foram essenciais para que este projeto ganhasse forma.

Aos colegas de curso que, de forma direta ou indireta, me acompanharam ao longo desses anos. Cada troca de experiência, ajuda em trabalhos, incentivo silencioso ou momentos de descontração contribuíram para que eu chegasse até aqui. Sou grata por ter compartilhado essa caminhada com pessoas tão diversas e inspiradoras.

À Universidade Federal de São Carlos (UFSCar), que sempre foi um sonho e se tornou realidade. Fazer parte desta instituição foi uma experiência transformadora, repleta de desafios e aprendizados que enriqueceram minha formação acadêmica e pessoal. Tenho orgulho de ter caminhado por seus corredores e de carregar essa trajetória comigo.

À cidade de São Carlos, que me acolheu por cinco anos e foi meu lar durante essa fase tão intensa da vida. Guardo com carinho os aprendizados, os encontros e as vivências que tive aqui — e que sempre farão parte da minha história.

Resumo

Este trabalho tem como objetivo discutir os desafios na caracterização física e na quantificação de microplásticos em amostras ambientais, com ênfase em técnicas de imageamento quantitativo. São abordadas metodologias como microscopia óptica, microscopia eletrônica de varredura (MEV) e microscopia eletrônica de transmissão (MET), bem como o uso de softwares especializados como o ImageJ — com o plug-in MP-VAT — e o MATLAB, aplicados na análise de imagens. O trabalho também aborda o uso de corantes fluorescentes, como o Vermelho do Nilo, aplicados para facilitar a visualização de microplásticos sob microscopia. Além disso, discute-se a integração de ferramentas computacionais na quantificação automatizada dessas partículas, destacando-se o uso de redes neurais convolucionais (CNNs) e da técnica de Deep Pixel Embeddings, que permite uma segmentação mais precisa ao considerar características detalhadas em nível de pixel. A partir de uma revisão bibliográfica e aplicação prática em amostras coletadas em ambientes internos e externos, foi possível avaliar o desempenho das ferramentas utilizadas e reforçar a importância da padronização de protocolos analíticos. Os resultados indicam que a escolha dos métodos de imageamento e processamento influencia diretamente a confiabilidade das análises, sendo fundamental a definição criteriosa de etapas que possibilitem a reprodutibilidade e precisão dos dados obtidos.

Palavras-chave: Microplásticos; Caracterização Física; Técnicas de Imageamento; Microscopia; ImageJ; MATLAB.

Abstract

This work aims to discuss the challenges in the physical characterization and quantification of microplastics in environmental samples, with an emphasis on quantitative imaging techniques. Methodologies such as optical microscopy, scanning electron microscopy (SEM), and transmission electron microscopy (TEM) are addressed, along with the use of specialized software like ImageJ — with the MP-VAT plug-in — and MATLAB, applied to image analysis. The work also explores the use of fluorescent dyes, such as Nile Red, and the integration of computational tools, like convolutional neural networks (CNNs) and the Deep Pixel Embedding technique, in the context of automated particle quantification. Based on a literature review and practical application in samples collected from both indoor and outdoor environments, the performance of the tools used was evaluated, highlighting the importance of standardizing analytical protocols. The results indicate that the choice of imaging and processing methods directly influences the reliability of the analyses, making it essential to define critical steps that enable data reproducibility and accuracy.

Keywords: Microplastics. Physical Characterization. Imaging Techniques. Microscopy. ImageJ. MATLAB.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Resíduos plásticos às margens do reservatório Guarapiranga, componente do sistema Cantareira, São Paulo, Brasil.....	2
Figura 2 - Definição de microplásticos baseada em seu tamanho proposta por diferentes autores.....	3
Figura 3 - Exemplo de corte de uma imagem de filtro com fibras microplásticas.....	4
Figura 4 - Amostras de partículas microplásticas: (a) Pelotas, (b) Fragmentos, (c) Linhas.....	5
Figura 5 - Um microplástico corado identificado num microscópio óptico de maneira visual.....	8
Figura 6 - Microscópio eletrônico de transmissão modelo EM 208S da Philips.....	11
Figura 7 - Menu inicial do Software ImageJ.....	13
Figura 8 - Segmentação de microplásticos com manchas sobrepostas para evitar a quebra de uma partícula em duas manchas adjacentes.....	22
Figura 9 - Divisão da imagem de amostra em fragmentos de 512 × 512 pixels.....	23
Figura 10 - Fluxograma do processo automatizado de análise de microplásticos em MATLAB.....	24

LISTA DE ESQUEMAS

Esquema 1 - Esquema que ilustra a diferença entre microscópio óptico e microscópio eletrônico de varredura	9
---	---

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Plug-in MP-VAT no programa ImageJ aplicado a uma imagem real	16
---	----

Lista de siglas e abreviações

NOAA Fisheries - Administração Oceânica e Atmosférica Nacional dos Estados Unidos

IUCN - União Internacional para a Conservação da Natureza

MEV - Microscopia Eletrônica de Varredura

MET - Microscopia Eletrônica de Transmissão

CNNs - Redes Neurais Convolucionais

GESAMP - Grupo Conjunto de Especialistas em Aspectos Científicos da Proteção Ambiental Marinha dos Estados Unidos

MP-VAT - Microplastic Visual Analysis Tool

MP-ACT - Microplastics Automated Counting

MATLAB - MATrix LABoratory

RGB - Red, Green, Blue

SUMÁRIO

1. Introdução.....	1
1.1 A problemática dos Microplásticos	1
2. Análise de caracterização física e quantificação de Microplásticos.....	5
3. Microscopia.....	6
3.1 Microscopia optica.....	6
3.2 Microscopia eletrônica de varredura (MEV).....	8
3.3 Microscopia eletrônica de transmissão (MET).....	10
4. Softwares para análise de imagens.....	12
4.1 ImageJ	13
4.2 MATLAB.....	18
5. Considerações finais.....	24
6. Referências Bibliográficas.....	26

1. Introdução

1.1 A problemática dos microplásticos

Polímeros naturais, como madeira, borracha, algodão, lã e seda, têm sido utilizados há séculos, desempenhando papéis essenciais em processos biológicos e fisiológicos, como no caso das proteínas, enzimas, amidos e celulose (CALLISTER, W., 2002).

Desde o início do século XX, o avanço científico permitiu a análise das moléculas desses materiais e posteriormente o desenvolvimento de polímeros sintéticos a partir de pequenas moléculas orgânicas (CALLISTER, W., 2002). Esses polímeros, incluindo plásticos e borrachas, revolucionaram o campo dos materiais após a Segunda Guerra Mundial, oferecendo propriedades superiores e custos de produção mais baixos a pequena e larga escala (CALLISTER, W., 2002). Atualmente, muitos polímeros sintéticos substituem metais e cerâmicas em diversas aplicações, devido à sua eficiência e versatilidade (CALLISTER, W., 2002).

No entanto, a gestão e descarte inadequado desses materiais os torna contaminantes frequentemente presentes no meio ambiente, como observado na **Figura 1** (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022).



Figura 1 - Resíduos plásticos às margens do reservatório Guarapiranga, componente do sistema. Cantareira, São Paulo, Brasil.

Fonte: Acervo do Laboratório de Limnologia, IB, USP.

Desde o início da produção em larga escala na década de 1950, a fabricação mundial de plásticos aumentou drasticamente, resultando em 8,3 bilhões de toneladas de plásticos virgens produzidos até 2015 (Montagner et al., 2021). Desse total, apenas 9% foram reciclados, 12% incinerados e 79% descartados em aterros ou no ambiente, evidenciando falhas na gestão de resíduos sólidos (Montagner et al., 2021). Pesquisadores estimam que, no cenário atual, 12 bilhões de toneladas de resíduos plásticos poderão estar no ambiente até 2050 (Montagner et al., 2021).

Dessa forma, o descarte inadequado de resíduos plásticos tornou-se uma preocupação ambiental global crescente, impulsionando a criação de diversas iniciativas internacionais (UNITED NATIONS, 2020). Um exemplo é a Agenda de Biodiversidade Pós-2020 da Convenção sobre Diversidade Biológica, que estabelece metas e ações estratégicas para deter e reverter a perda da biodiversidade até 2030 (UNITED NATIONS, 2020).

O termo "microplástico" foi introduzido por Thompson et al. em 2004, referindo-se a fragmentos plásticos granulares e fibrosos com dimensões médias na faixa de 20 μm , encontrados em sedimentos marinhos no Reino Unido (CAIXETA, 2022). Em 2009, Arthur e colaboradores propuseram um limite superior de 5 mm para essas partículas, conceito que foi consolidado em 2011 pelo GESAMP (Grupo Conjunto de Especialistas em Aspectos Científicos da Proteção Ambiental Marinha dos Estados Unidos) (CAIXETA, 2022).

Apesar de variações na literatura sobre o tamanho exato dos microplásticos, a definição mais aceita foi formalizada pela NOAA em 2015, que classificou essas partículas com base nesse mesmo limite máximo de 5 mm (Olivatto et al., 2018). Além disso, dependendo de suas dimensões, outros termos como nanoplásticos, mesoplásticos e macropásticos são usados para descrever partículas maiores ou menores dentro dessa classificação, como observado na **Figura 2** (Olivatto et al., 2018).

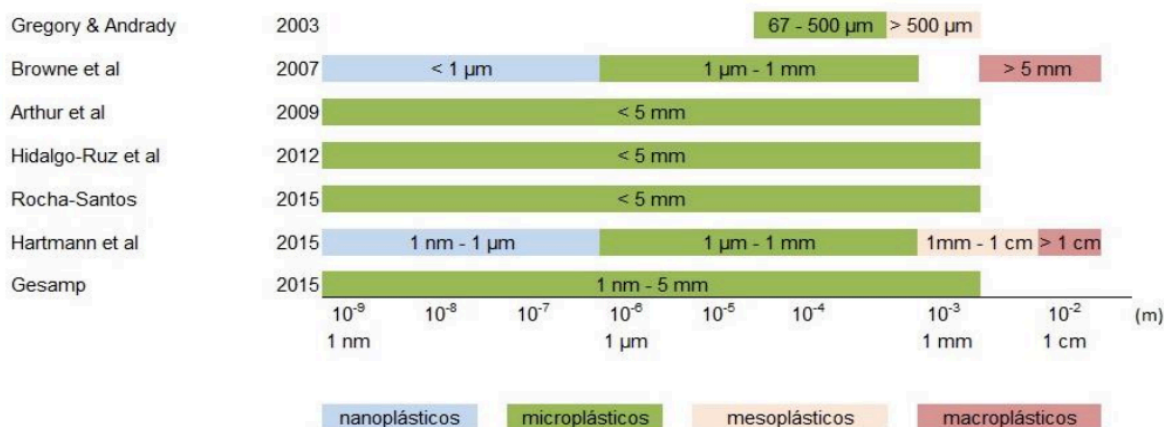


Figura 2 - Definição de micropelásticos baseada em seu tamanho proposta por diferentes autores.

Fonte: Olivatto et al., (2018).

Os micropelásticos podem ser classificados de acordo com sua morfologia, e apresentam grande diversidade de formas (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022). As cinco principais categorias para essa classificação são: pellets, fragmentos, filmes, linhas e espumas (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022).

Os pellets são geralmente originados de fontes primárias, como a fabricação de plásticos, e são comumente encontrados em cosméticos sob a forma de esferas (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022). Já os fragmentos, resultantes da degradação de plásticos maiores, apresentam formas irregulares (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022). Os filmes, mais finos e flexíveis, possuem bordas lisas ou angulares (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022). As linhas, ou fibras e filamentos, são partículas longitudinais, com espessura uniforme e comprimento superior à largura, conforme ilustrado na **Figura 3** (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022). Por fim, as espumas, frequentemente associadas ao poliestireno expandido, possuem aparência granular ou quase esférica e podem ser elásticas ou deformáveis, dependendo do grau de degradação (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022).

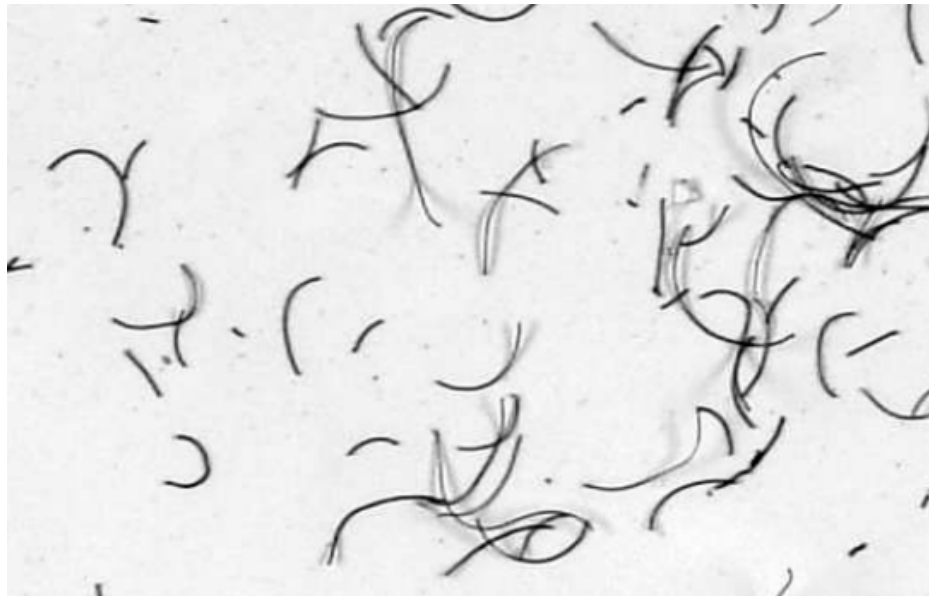


Figura 3 - Exemplo de corte de uma imagem de filtro com fibras microplásticas.

Fonte: Wegmayr et al. (2020).

A análise morfológica das partículas microplásticas na faixa de 1 a 5 mm permite inferir sua origem de forma mais visual e intencional (Lorenzo-Navarro et al., 2021). Microplásticos primários, intencionalmente produzidos, tendem a apresentar forma esférica ou arredondada, como é o caso dos pellets (**Figura 4**) (Lorenzo-Navarro et al., 2021). Em contraste, partículas secundárias derivadas de objetos maiores fragmentados possuem contornos angulosos ou quebradiços (**Figura 4**) (Lorenzo-Navarro et al., 2021). Já as fibras, oriundas de tecidos sintéticos ou atividades pesqueiras, são alongadas, finas e variadas em cor, podendo lembrar fios têxteis (**Figura 4**) (Lorenzo-Navarro et al., 2021).

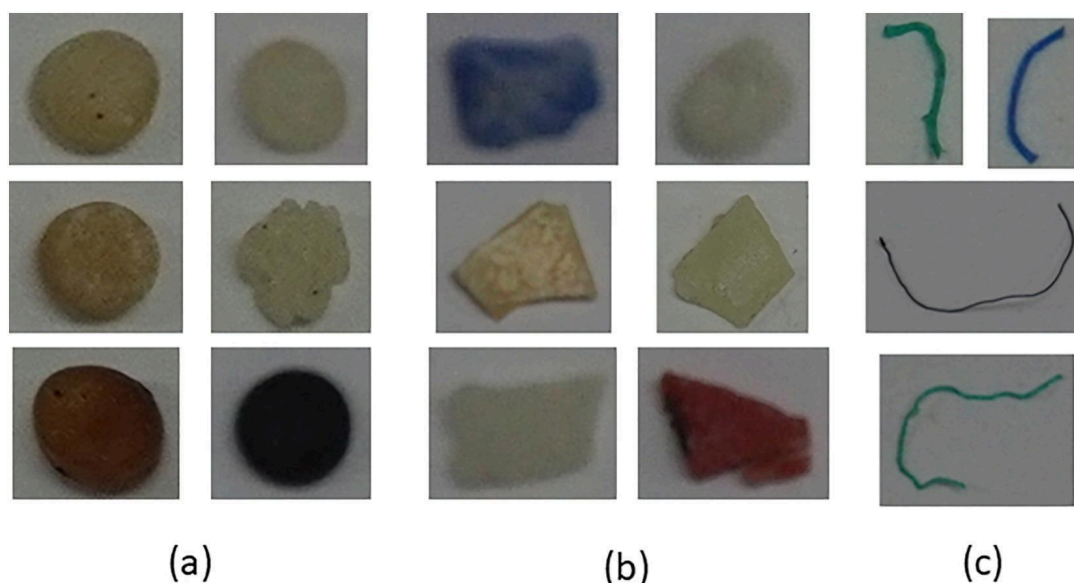


Figura 4 - Amostras de partículas microplásticas: (a) Pelotas, (b) Fragmentos, (c) Linhas.

Fonte: LORENZO-NAVARRO et al., (2021).

A cor dos microplásticos é considerada um indicativo para identificar fontes possíveis de resíduos plásticos e contaminações durante a preparação das amostras (CAIXETA, D.; MORAIS, E.; CAIXETA, F.; CAIXETA, I., 2022). Comumente, as partículas são encontradas em tons como vermelho, laranja, amarelo, marrom, bege, branco, cinza, azul e verde (CAIXETA, D.; MORAIS, E.; CAIXETA, F.; CAIXETA, I., 2022). Por outro lado, microplásticos com cores muito escuras, brancas ou até mesmo transparentes podem ser confundidos na análise visual devido à dificuldade de percepção, tanto a olho nu quando a microscópio (CAIXETA, D.; MORAIS, E.; CAIXETA, F.; CAIXETA, I., 2022).

1. Análise de caracterização física e quantificação de Microplásticos

As análises de caracterização físicas de microplásticos podem envolver a quantificação destas partículas, classificação por cor, formato e até mesmo por tamanho das partículas, sendo cada uma importante para entender sua presença e a possível toxicidade no ambiente analisado (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022).

A morfologia, por exemplo, é fundamental para compreender como essas partículas se deslocam no meio ambiente (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022).

PAIVA, 2022). A cor pode indicar a origem dos materiais, enquanto o tamanho e o formato são determinantes para avaliar os riscos de toxicidade para a biota, isto é, organismos vivos da região (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022).

As ferramentas utilizadas nas análises físicas dependem do tipo de amostra e do método de processamento, pois alguns procedimentos são irreversíveis (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022). Por exemplo, amostras ambientais de água que passam por filtros de fibra de vidro retêm microplásticos pequenos ($< 1 \mu\text{m}$), os quais não poderão ser analisados por outros métodos após a filtração (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022).

Desta forma, os métodos devem ser previamente escolhidos, adequados às particularidades e necessidades do estudo desenvolvido (POMPÊO; RANI-BORGES; BRAZIL DE PAIVA, 2022).

2. Microscopia

A caracterização física e quantificação de microplásticos em amostras ambientais envolve técnicas avançadas de imageamento quantitativo para analisar a morfologia, cor e tamanho das partículas (Mariano et al., 2021). Entre as principais metodologias utilizadas neste tópico, destacam-se a microscopia óptica, microscopia eletrônica de varredura e microscopia eletrônica de transmissão (Mariano et al., 2021).

As ferramentas citadas permitem uma análise detalhada e precisa, indicando que os fragmentos sejam corretamente identificados e, principalmente, quantificados, o que é fundamental para entender a sua disseminação e os impactos ambientais dos microplásticos naquela biota (Mariano et al., 2021).

3.1 Microscopia óptica

A microscopia óptica é uma técnica que utiliza luz visível e um sistema de lentes para ampliar e observar objetos pequenos, permitindo a análise de partículas microscópicas (Wirnkor, Ebere & Ngozi, 2019). Por meio de microscópios ópticos, é possível capturar imagens de amostras, ou micrografias, que auxiliam na identificação visual de componentes de interesses específicos (Wirnkor, Ebere & Ngozi, 2019). Na análise de microplásticos, essa ferramenta é amplamente utilizada

devido à sua capacidade de separar visualmente microplásticos de outros materiais, sejam eles orgânicos ou inorgânicos (Wirnkor, Ebere & Ngozi, 2019). Este método, embora simples e acessível, é frequentemente combinado com outros recursos analíticos para melhorar a precisão na identificação (Wirnkor, Ebere & Ngozi, 2019).

Um dos recursos que maximizam os resultados e a confiabilidade da microscopia óptica é a utilização de corantes, como o Vermelho do Nilo por exemplo, que facilita a visualização de partículas menores e aumentam a eficiência do processo de triagem (Wirnkor, Ebere & Ngozi, 2019). As amostras tratadas com o corante são fotografadas sob luz ultravioleta, resultando em imagens detalhadas das partículas analisadas (Wirnkor, Ebere & Ngozi, 2019). A **Figura 5**, por exemplo, apresenta alguns microplásticos típicos, identificados visualmente após serem tingidos com corante e observado em um microscópio óptico (Wirnkor, Ebere & Ngozi, 2019). Este método permite a classificação morfológica de partículas e fibras, considerando características como forma, tamanho, estado de degradação, dentre outras (Wirnkor, Ebere & Ngozi, 2019).

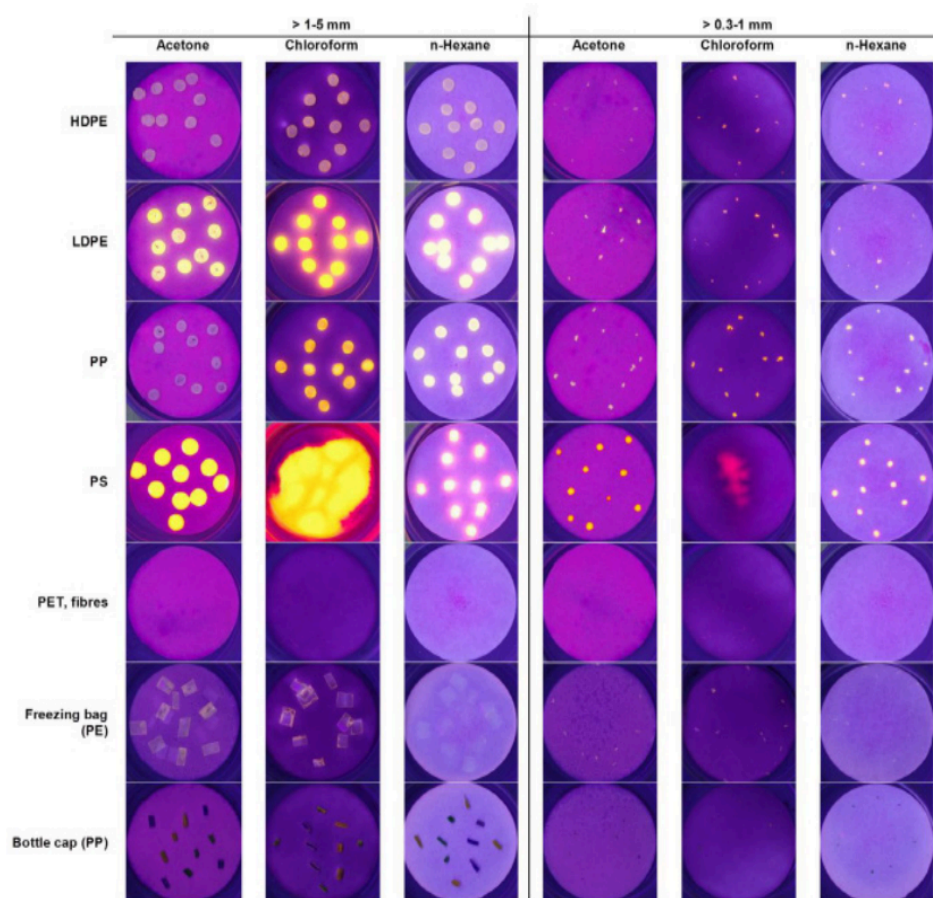


Figura 5 - Um microplástico corado identificado num microscópio óptico de maneira visual.

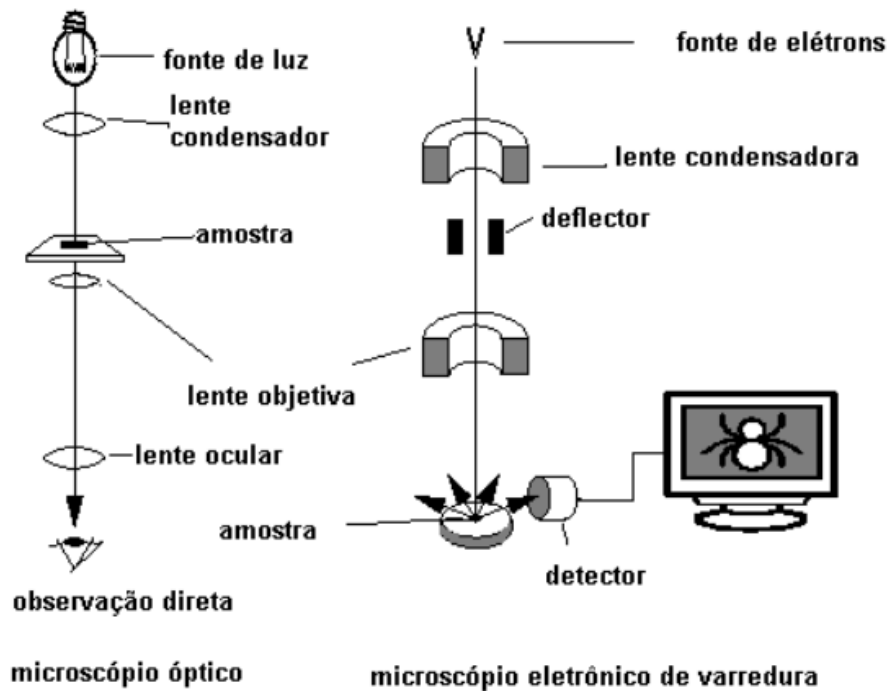
Fonte: Wirnkor, Ebere & Ngozi, (2019).

Apesar das vantagens, a microscopia óptica apresenta limitações significativas, principalmente na identificação de partículas menores que 500 μm , que podem ser facilmente confundidas com outros materiais, como grãos de areia ou fragmentos biológicos por exemplo (Wirnkor, Ebere & Ngozi, 2019). Além disso, mesmo pesquisadores experientes enfrentam desafios ao distinguir microplásticos de partículas naturais, como fragmentos de quitina (Wirnkor, Ebere & Ngozi, 2019). A taxa de erro nesse método pode variar entre 20% e 70%, dependendo do tamanho das partículas (Wirnkor, Ebere & Ngozi, 2019). Por isso, recomenda-se um limite mínimo de 1 mm para a triagem visual, a fim de reduzir equívocos e aumentar a confiabilidade dos resultados neste caso (Wirnkor, Ebere & Ngozi, 2019).

3.2 Microscopia eletrônica de varredura (MEV)

A microscopia eletrônica de varredura (MEV) é uma técnica amplamente consolidada para a análise morfológica de superfícies micro e nanométricas em amostras sólidas, incluindo microplásticos presentes em matrizes ambientais (Dedavid, Gomes & Machado, 2007).

Diferentemente da microscopia óptica, que utiliza luz visível como fonte de iluminação, o MEV emprega um feixe de elétrons, o que permite alcançar resoluções significativamente superiores, chegando a cerca de 1 nanômetro (Dedavid, Gomes & Machado, 2007). Essa diferença entre as duas técnicas é ilustrada no **Esquema 1**, que apresenta um desenho esquemático comparando o funcionamento do microscópio óptico com o microscópio eletrônico (Dedavid, Gomes & Machado, 2007).



Esquema 1 - Esquema que ilustra a diferença entre microscópio óptico e microscópio eletrônico de varredura.

Fonte: Dedavid, Gomes & Machado, (2007).

O princípio de funcionamento do MEV baseia-se na varredura da superfície da amostra por um feixe de elétrons, que gera sinais secundários (como elétrons secundários) ao interagir com a superfície do material (Egerton, 2016). Esses sinais são então coletados e convertidos em imagens de alta resolução que revelam detalhes da topografia da amostra (Egerton, 2016). Apesar de essas imagens transmitirem uma forte sensação de profundidade, elas não são tridimensionais, a impressão de relevo é gerada pela variação de contraste, sombras e pela alta profundidade de campo característica da técnica (Egerton, 2016).

Embora o MEV seja capaz de trazer uma excelente visualização de características superficiais, sua aplicação direta na análise rotineira de microplásticos em amostras ambientais apresenta limitações. Uma das principais é a necessidade de que a amostra seja condutora ou, em caso contrário, seja recoberta com uma fina camada metálica (como ouro ou carbono), o que pode comprometer análises químicas subsequentes (Egerton, 2016). Além disso, o custo elevado dos equipamentos e a necessidade de operadores especializados tornam o uso do MEV

menos comum em estudos de triagem ou em larga escala, sendo mais recorrente em análises morfológicas pontuais e estudos aprofundados (Egerton, 2016).

Outro ponto importante é que, embora o MEV possa ser acoplado a sistemas de espectroscopia de energia dispersiva, essa técnica tem limitações na identificação de polímeros, especialmente por serem compostos predominantemente por elementos leves como carbono, hidrogênio e oxigênio, que são de difícil detecção por espectroscopia de energia dispersiva (Egerton, 2016).

Ainda assim, a alta resolução, a grande profundidade de campo e a possibilidade de ampliação de até 300.000 vezes tornam o MEV uma ferramenta valiosa para a caracterização morfológica de partículas microplásticas, complementando as informações obtidas por técnicas ópticas e espectroscópicas. Sua versatilidade garante sua aplicação em diversas áreas do conhecimento, como química, engenharia de materiais, geologia e ciências ambientais (Dedavid, Gomes & Machado, 2007).

3.3 Microscopia eletrônica de transmissão (MET)

A microscopia eletrônica de transmissão é uma técnica de alta resolução que permite a observação de amostras em escalas nanométricas, isto é, 10^{-9} m, fornecendo informações detalhadas sobre a morfologia e estrutura química das amostras analisadas (Mariano et al., 2021).

No MET, um feixe de elétrons atravessa uma amostra ultrafina, e a interação dos elétrons com a estrutura interna do material gera uma imagem projetada em um detector (Mariano et al., 2021). Essa imagem reflete diferenças de densidade eletrônica e espessura da amostra, permitindo visualizações altamente ampliadas (Mariano et al., 2021). O modelo de microscópio utilizado pode ser observado na **Figura 6**.



Figura 6 - Microscópio eletrônico de transmissão modelo EM 208S da Philips.

Fonte: Padilha, (2019)

Além disso, é importante destacar que a imagem obtida pela MET não é tridimensional, embora contraste, foco e iluminação possam induzir a uma forte ideia de relevo (Egerton, 2016). Trata-se, na verdade, de uma imagem bidimensional, e a noção de profundidade decorre de variações na interação dos elétrons com diferentes áreas da amostra (Egerton, 2016).

No caso dos microplásticos o contraste gerado naturalmente é muito baixo, por isso, é comum o uso de agentes de contraste, como metais pesados (por exemplo, ósmio ou chumbo), que se ligam às estruturas da amostra e aumentam a definição da imagem (Mariano et al., 2021). No entanto, esse processo pode comprometer a integridade química dos polímeros, o que é problemático caso se deseje fazer análises no futuro da composição ou estrutura original da partícula (Mariano et al., 2021).

Além disso, outra limitação significativa é a necessidade de preparar cortes ultrafinos da amostra. Esse procedimento complexo junto ao alto custo operacional da MET, faz com que ela seja pouco utilizada na análise rotineira de microplásticos em matrizes ambientais. Em vez disso, a MET tem sido mais aplicada em estudos

específicos, como os que investigam os efeitos de microplásticos sobre sistemas biológicos. Por exemplo, análises de células de bactérias marinhas ou microalgas expostas a microplásticos podem ser realizadas via MET, permitindo visualizar alterações intracelulares provocadas por esses poluentes (Mariano et al., 2021).

A caracterização detalhada de microplásticos com base em suas propriedades físicas e químicas ainda demanda o uso complementar de outras técnicas microscópicas, como a microscopia eletrônica de varredura (SEM) por exemplo (Mariano et al., 2021).

3. Softwares para análise de imagens

A contagem de partículas, como microplásticos, é um procedimento de rotina importante nas análises laboratoriais, como análises ambientais ou de saúde, por exemplo (Grishagin, 2015). No entanto, assim como na contagem de células, ainda não há uma solução abrangente, fácil de usar e barata para a contagem de microplásticos de rotina, sendo este procedimento geralmente realizado manualmente (Grishagin, 2015).

Monitorar as concentrações de microplásticos no ambiente é essencial para entender melhor suas fontes e sumidouros (Prata et al., 2019). No entanto, a maioria dos métodos de quantificação de microplásticos depende da identificação visual, altamente passível de vieses e erros do operador, exibindo, portanto, um alto grau de identificação incorreta (Prata et al., 2019). Ainda assim, esta continua sendo uma alternativa importante e barata à detecção espectroscópica e, na maioria dos casos, precede esta análise (Prata et al., 2019).

Uma abordagem promissora é a adaptação de microscópios convencionais, equipados com câmeras de alta resolução, para obter imagens precisas das partículas em amostras de diversas origens (Grishagin, 2015).

Utilizando ferramentas de software, é possível criar algoritmos que automatizam esse processo, tornando-o aproximadamente 10 vezes mais rápido e produzindo resultados confiáveis e consistentes em comparação com a contagem manual (Grishagin, 2015). Dessa forma, a aplicação de softwares de análise de imagens em técnicas de imageamento quantitativo representa um avanço

personalizações de acordo com as necessidades específicas dos diversos interesses dos pesquisadores envolvidos (Collins, 2007). Esses plugins, que já somam mais de 400 atualmente, abrangem uma ampla gama de aplicações, desde imagens médicas e microscopia até ciências dos materiais e amostras ambientais diversas (Collins, 2007).

Embora a grande quantidade de plugins possa ser intimidante para novos usuários, eles oferecem uma flexibilidade notável, sendo acessíveis através de comandos na barra inicial após serem inseridos na pasta de plugins do ImageJ (Collins, 2007). Esta versatilidade torna o ImageJ uma ferramenta poderosa para o processamento e análise de imagens que se tornou essencial em diversos campos científicos (Collins, 2007).

O ImageJ suporta uma grande variedade de formatos de arquivo de imagem, inclusive imagens compostas, imagens coloridas, de 48 bits, importando não só os dados da imagem, mas também metadados como configurações de exposição e tamanho do pixel (Collins, 2007).

O software também oferece diversas ferramentas de processamento de imagens, incluindo manipulação de histogramas, filtros padrão e algoritmos automatizados de segmentação de imagens, como limiarização de Otsu e agrupamento de K-means, por exemplo (Collins, 2007).

A linguagem de programação de macro interna do ImageJ permite automatizar etapas de processamento e análise, evoluindo para rotinas sofisticadas (Collins, 2007).

O site do ImageJ disponibiliza vários macros de amostra que podem ser adaptadas para necessidades específicas, e o verdadeiro diferencial do ImageJ está em seus plugins (Collins, 2007). Esses plugins, que podem ser modificados por usuários não familiarizados com Java, ampliam significativamente a funcionalidade e aplicabilidade do software no dia a dia dos usuários (Collins, 2007).

A ferramenta de análise visual de microplásticos (MP-VAT) é uma ferramenta desenvolvida para o software ImageJ, que é disponibilizada gratuitamente online

(Prata et al., 2019). Esta ferramenta utiliza funções de limiar e análise para ajudar na quantificação de microplásticos (Prata et al., 2019).

Os usuários precisam definir uma escala para cada imagem, e para facilitar isso, foi criada a macro *MP-SCALE*, que usa filtros com diâmetros conhecidos como referência (Prata et al., 2019). Outra macro, a *ferramenta de contagem automatizada de microplásticos* (MP-ACT), foi desenvolvida para permitir a definição manual do limiar, oferecendo flexibilidade na análise (Prata et al., 2019). Ambas as ferramentas melhoram a precisão e a eficiência na identificação e quantificação de microplásticos feita pelo ImageJ de maneira automática (Prata et al., 2019).

O software ImageJ foi empregado para analisar amostras coletadas em dois locais distintos na cidade de São Carlos: o Laboratório de Polímeros (LP), situado na Universidade Federal de São Carlos, e a Praça dos Voluntários (PV), um espaço público de bastante rotação de pessoas na cidade. As amostras do Laboratório de Polímeros foram coletadas de forma passiva em ambiente interno, enquanto as da Praça dos Voluntários foram coletadas passivamente em ambiente externo. Todas as coletas foram realizadas durante o período chuvoso, de outubro a março, permitindo determinar características como quantidade, formato e tamanho de cada partícula.

A análise foi feita pelo ImageJ auxiliado pelo plug-in MP-VAT, que automatiza a contagem das partículas. Inicialmente, foi configurada uma escala proporcional no ImageJ, baseada em uma medida de referência conhecida para ajustar a proporção, permitindo ao software relacionar a área em pixels à área real correspondente. Após essa configuração, o software realizou a contagem de pixels automaticamente, assegurando que a escala fosse aplicada de maneira uniforme em todas as imagens da mesma amostra.

Em seguida, foi inserido o plug-in MP-VAT no ImageJ, um recurso que facilita a contagem automática de partículas de microplásticos. Após ajustar a escala das imagens e ativar o plug-in, o software gerou tabelas contendo métricas detalhadas das partículas analisadas, como ilustrado na Tabela 1.

	Label	Area	Circ.	Feret	FeretX	FeretY	FeretAngle	MinFeret	AR	Round	Solidity
1	Fragments	14.062	0.539	8.385	171	514	63.435	3.558	3.093	0.323	0.667
2	Particles	21.094	0.615	9.561	112	2	168.690	3.750	3.003	0.333	0.750
3	Particles	14.062	0.698	6.760	106	6	123.690	3.750	1.637	0.611	0.727
4	Particles	10.547	1.000	5.303	115	8	135.000	3.750	1.464	0.683	0.857
5	Particles	10.547	1.000	5.303	291	22	135.000	3.750	1.464	0.683	0.857
6	Particles	28.125	0.914	9.375	294	29	36.870	5.336	1.989	0.503	0.800
7	Particles	17.578	0.873	7.955	481	99	135.000	5.031	1.882	0.531	0.714
8	Particles	17.578	0.764	6.760	472	156	146.310	3.750	1.653	0.605	0.833
9	Particles	10.547	1.000	5.303	370	229	135.000	3.750	1.464	0.683	0.857
10	Particles	17.578	0.674	7.731	422	345	104.036	3.750	2.188	0.457	0.769
11	Particles	10.547	1.000	5.303	130	370	135.000	3.750	1.464	0.683	0.857
12	Particles	10.547	0.967	5.929	732	398	161.565	1.875	3.000	0.333	1.000
13	Particles	10.547	0.754	6.760	700	423	146.310	3.354	2.702	0.370	0.667

Tabela 1 - *Plug-in* MP-VAT no programa ImageJ aplicado a uma imagem real.

Fonte: Santos, (2024).

Essas tabelas podem ser exportadas para plataformas como Excel ou Google Sheets por exemplo, contendo colunas com informações como área, circularidade, maior e menor diâmetro, localização dos pixels, proporção de aspecto e solidez. Para este estudo, as métricas consideradas principais foram a etiqueta e o maior diâmetro das partículas.

Os dados obtidos foram convertidos de pixels para micrômetros (μm) usando a relação conhecida que foi obtida com o uso do MP Scale . Além disso, realizou-se a análise do número total de partículas e do diâmetro médio de acordo com o ambiente e o período de coleta . Por fim, um filtro foi aplicado para incluir apenas partículas com diâmetro superior a 10 μm , eliminando aquelas menores que poderiam apresentar erros de definição levando em consideração o tipo de microscópio utilizado para a coleta dos dados das amostras .

Durante a análise, observou-se que o software não diferenciava com precisão os formatos de fragmentos e partículas, optando-se por considerá-los como equivalentes na contagem quantitativa .

O uso do ImageJ, combinado ao MP-VAT, demonstrou-se ser uma metodologia eficiente para quantificação e análise morfológica de microplásticos em amostras atmosféricas . Essa abordagem automatizada eliminou a necessidade de contagens manuais neste trabalho, promovendo uma análise mais ágil e precisa .

A análise das amostras coletadas em dois ambientes distintos na cidade de São Carlos, a Praça dos Voluntários e o Laboratório de Polímeros da Universidade Federal de São Carlos, revelou diferenças marcantes na concentração de microplásticos presentes. As amostras da Praça dos Voluntários, um ambiente externo exposto a diversas fontes de poluição, apresentaram concentrações significativamente maiores de microplásticos. Os valores estimados foram de 2.402.870 MPs m⁻² dia⁻¹ para a amostra 1, 3.062.147 MPs m⁻² dia⁻¹ para a amostra 2 e 2.147.542 MPs m⁻² dia⁻¹ para a amostra 3. Essas variações podem ser atribuídas a diferenças nas condições meteorológicas entre os períodos de coleta, como vento e chuva, além da constante exposição do local ao tráfego e à degradação de materiais plásticos.

Em contrapartida, as amostras internas, coletadas no Laboratório de Polímeros da UFSCar, apresentaram concentrações significativamente menores, o que pode ser explicado pelo caráter controlado e mais isolado do ambiente. Os valores observados foram de 175.721 MPs m⁻² dia⁻¹ para a amostra 4, 2.694.706 MPs m⁻² dia⁻¹ para a 5 e 262.603 MPs m⁻² dia⁻¹ para a 6. Apesar de os números absolutos serem menores no ambiente interno, também se observou uma variação considerável entre as amostras, sugerindo que eventos pontuais, como o processamento de polímeros realizado no próprio laboratório, podem ter influenciado temporariamente os níveis de microplásticos detectados, especialmente no caso da amostra 5.

Outro fator relevante identificado foi o tempo de exposição das amostras, que influenciou diretamente o número total de partículas coletadas. No entanto, ao considerar a métrica de MPs m⁻² por dia, observou-se que períodos de coleta mais longos não resultaram necessariamente em maiores concentrações diárias de microplásticos. Por exemplo, a amostra 2, coletada por 19 dias, apresentou o maior valor entre as três amostras externas (3.062.147 MPs m⁻² dia⁻¹), superando a 1, que foi coletada por 14 dias (2.402.870 MPs m⁻² dia⁻¹). Já a 3, mesmo com 16 dias de coleta, registrou um valor inferior (2.147.542 MPs m⁻² dia⁻¹). Situação semelhante foi observada nas amostras internas: a amostra 5, coletada por 19 dias, apresentou o maior valor (2.694.706 MPs m⁻² dia⁻¹), enquanto a amostra 4, com 14 dias de coleta, teve um valor bem inferior (175.721 MPs m⁻² dia⁻¹). Isso reforça a conclusão de que

o tempo de exposição, por si só, não determina de forma linear a quantidade de microplásticos coletados, sendo fortemente influenciado por fatores externos e eventuais.

4.2 MATLAB

O MATLAB (MATrix LABoratory) é uma ferramenta amplamente utilizada para computação numérica, com foco predominante para a manipulação e modificação de matrizes, criação de algoritmos e visualizações gráficas (Moler, 1994–2025). Ele possui grande capacidade de integração com outras linguagens e pacotes específicos o que o torna uma escolha comum em estudos, projetos científicos e projetos de engenharia (Moler, 1994–2025).

Dentre as suas principais vantagens está o uso de caixas de ferramentas dedicadas, como por exemplo aquelas voltadas para processamento de imagens que são fundamentais na análise quantitativa de microplásticos por softwares (Moler, 1994–2025).

Tais ferramentas permitem o desenvolvimento de algoritmos personalizados para segmentação, medição de tamanhos e classificação de partículas (Moler, 1994–2025). Além disso, a linguagem do software MATLAB é reconhecida por sua flexibilidade e extensa documentação, o que facilita a sua aplicação em estudos ambientais que demandam certa precisão e reprodutibilidade entre pesquisadores de diversos lugares e motivações (Moler, 1994–2025).

O software evoluiu desde sua criação nos anos de 1970, passando de uma simples calculadora matricial para um ambiente tecnológico robusto com suporte para computação paralela e processamento gráfico (GPUs) (Moler, 1994–2025). Essa evolução permitiu o desenvolvimento de soluções avançadas, como por exemplo a integração de técnicas de machine learning e, até mesmo, análise de dados complexos, aspectos que são essenciais para a caracterização física de microplásticos por exemplo, de maneira automatizada e inteligente pelo software (Moler, 1994–2025).

Dado seu amplo uso em instituições acadêmicas e pesquisas ambientais, o MATLAB oferece recursos robustos para processar imagens capturadas por

microscopia óptica, eletrônica e técnicas acopladas, como espectroscopia Raman, por exemplo (Moler, 1994–2025). Essas funcionalidades contribuem para a padronização, reprodutibilidade e automatização de análises, promovendo resultados mais consistentes e confiáveis no estudo de partículas plásticas (Moler, 1994–2025).

Neste tópico o aprendizado profundo, especialmente com redes neurais, tem ganhado destaque devido ao seu sucesso em diversos problemas da atualidade em termos de análises, incluindo visão computacional (Vargas, Carvalho & Vasconcelos, 2016).

A utilização de redes neurais convolucionais (CNNs) e técnicas de aprendizado profundo tornou-se uma solução promissora para detectar e quantificar microplásticos (Chandana et al., 2024). O aprendizado profundo, um ramo do aprendizado de máquina, destaca-se na análise de imagens e já obteve sucesso em áreas como a medicina (Chandana et al., 2024). As CNNs se destacam por sua capacidade de identificar características espaciais complexas em imagens, tornando-se uma ferramenta eficiente para analisar microplásticos em matrizes complexas como matrizes biológicas (Chandana et al., 2024).

As CNNs são uma variação das redes de Perceptrons de Múltiplas Camadas, inspiradas no funcionamento biológico do processamento de dados visuais (Vargas, Carvalho & Vasconcelos, 2016). Assim como nos métodos tradicionais de visão computacional, elas aplicam filtros em dados visuais, preservando a relação de proximidade entre os pixels ao longo do processamento da imagem, o que as torna altamente eficazes na análise de imagens por meio de softwares (Vargas, Carvalho & Vasconcelos, 2016).

A integração das CNNs no MATLAB facilita esse tipo de estudo, aproveitando suas ferramentas computacionais para criar, treinar e validar modelos avançados de aprendizado profundo (Chandana et al., 2024). Essa abordagem permite o desenvolvimento de métodos confiáveis e reprodutíveis para investigar a presença e a quantificação de microplásticos em matrizes complexas (Chandana et al., 2024).

Uma das abordagens utilizadas para segmentação de partículas em imagens digitais é a técnica de *Deep Pixel Embeddings*, que se baseia na atribuição de

representações vetoriais a cada pixel da imagem (Wegmayr et al., 2020). Esses vetores, chamados de *embeddings*, carregam informações sobre as características visuais locais, como cor, textura e contorno daquela partícula (Wegmayr et al., 2020). Pixels com representações semelhantes são agrupados, permitindo a distinção entre diferentes objetos, mesmo em casos de sobreposição ou proximidade (Wegmayr et al., 2020).

A utilização de *embeddings* por pixel tem se mostrado particularmente eficaz em aplicações práticas de segmentação de partículas em imagens microscópicas, como demonstrado por Wegmayr et al. (2020). No estudo, os autores empregaram a técnica de *Deep Pixel Embeddings (Embeddings de pixels profundos)* para segmentar fibras de microplásticos em imagens de microscopia, atribuindo representações vetoriais a cada pixel da imagem com base em suas características visuais locais, como textura, cor e bordas (Wegmayr et al., 2020). Esses *embeddings* permitem uma representação densa e altamente descritiva das estruturas nas imagens, o que facilita a distinção entre partículas com características semelhantes ou análogas (Wegmayr et al., 2020).

O método proposto por Wegmayr et al. (2020) se mostrou superior a abordagens convencionais, como o Mask R-CNN, especialmente em cenários onde as partículas estão se sobrepondo ou bastante próximas umas das outras (Wegmayr et al., 2020). O Mask R-CNN é uma arquitetura baseada em redes neurais convolucionais voltada para a detecção de objetos e segmentação de instâncias, que atua identificando regiões de interesse em uma imagem e, em seguida, gerando máscaras binárias para cada objeto detectado (Wegmayr et al., 2020). Apesar de sua robustez, essa técnica pode apresentar limitações na segmentação precisa de partículas com contornos complexos ou muito próximas entre si (Wegmayr et al., 2020). Nesse contexto, a abordagem baseada em *embeddings* por pixel demonstrou maior eficácia, pois preserva informações detalhadas sobre a estrutura e os contornos das partículas, o que muitas vezes é comprometido em métodos tradicionais de segmentação (Wegmayr et al., 2020).

Essa abordagem contribui significativamente para a automação de processos como a contagem e classificação de microplásticos, melhorando a acuracidade e a reprodutibilidade das análises, e permitindo um avanço considerável na análise

automatizada de imagens de microplásticos em diferentes contextos ambientais (Wegmayr et al., 2020).

Um exemplo notável dessa aplicação é apresentado por Lorenzo-Navarro et al. (2021), que propuseram um método automatizado para a contagem e classificação de partículas microplásticas com base em técnicas de aprendizado profundo integradas ao ambiente MATLAB (Lorenzo-Navarro et al., 2021).

O estudo se destacou por dispensar o uso de equipamentos laboratoriais sofisticados, empregando imagens capturadas por câmeras digitais ou celulares com resolução mínima de 16 megapixels (Lorenzo-Navarro et al., 2021). Essa acessibilidade tecnológica viabilizou análises eficientes e de baixo custo, mantendo a confiabilidade dos resultados (Lorenzo-Navarro et al., 2021).

Inicialmente, os autores revisaram abordagens anteriores que também utilizaram o ImageJ para extrair características morfológicas das partículas, como circularidade, área e diâmetro de Feret (Mukhanov et al., 2019; Prata et al., 2019). No entanto, avançaram na direção de análises adicionais mais automatizadas e específicas ao utilizarem o MATLAB para calcular atributos como tamanho, cor e rugosidade das partículas microplásticas (Lorenzo-Navarro et al., 2021).

O tamanho foi determinado pelo ajuste de elipses às partículas segmentadas; a rugosidade, por sua vez, foi estimada com base na diferença relativa entre a área da partícula real e a da elipse ajustada (Lorenzo-Navarro et al., 2021). A classificação por cor utilizou comparação com um conjunto predefinido de cores no espaço RGB (Lorenzo-Navarro et al., 2021).

O espaço RGB (*Red, Green, Blue*) é um dos modelos mais comuns de representação de cores em imagens digitais (TAHERI-GARAVAND et al., 2019). Nesse sistema, cada cor é formada pela combinação de três componentes vermelho, verde e azul, com intensidades variando geralmente de 0 a 255 (TAHERI-GARAVAND et al., 2019). Essa abordagem reflete a forma como o olho humano percebe a luz e é amplamente utilizada em dispositivos eletrônicos como câmeras, monitores e softwares de processamento de imagem (TAHERI-GARAVAND et al., 2019). No contexto da análise de microplásticos, o espaço RGB permite a classificação automatizada das partículas com base em

tonalidades previamente definidas, contribuindo para a padronização e reprodutibilidade dos resultados (TAHERI-GARAVAND et al., 2019).

Na fase mais avançada do trabalho, o grupo desenvolveu um sistema baseado em redes neurais convolucionais profundas, integradas ao MATLAB, para segmentar, classificar e quantificar automaticamente as partículas (Lorenzo-Navarro et al., 2021). Essa abordagem, que utilizou o modelo *Deep Pixel Embeddings*, demonstrou excelente desempenho na identificação de fibras e fragmentos, mesmo em imagens com sobreposição de partículas (Lorenzo-Navarro et al., 2021).

A fim de evitar que uma mesma partícula fosse erroneamente separada em regiões distintas durante o processo de segmentação, os autores implementaram o uso de áreas sobrepostas entre os fragmentos de imagem, como ilustrado na **Figura 8** (Lorenzo-Navarro et al., 2021).

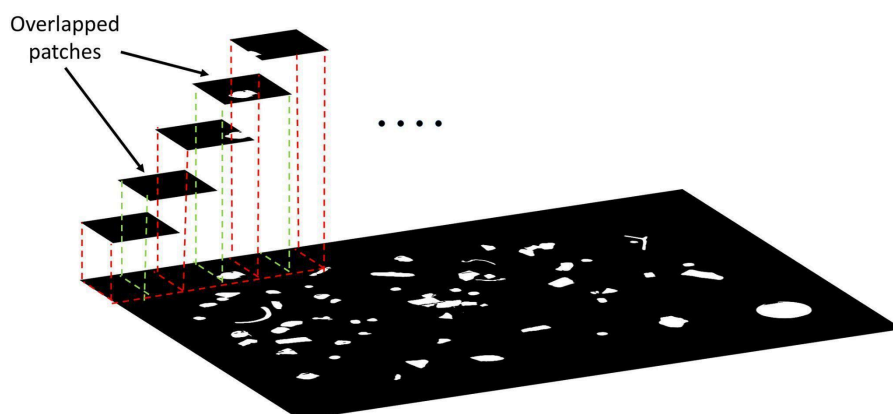


Figura 8 - Segmentação de microplásticos com manchas sobrepostas para evitar a quebra de uma partícula em duas manchas adjacentes.

Fonte: Lorenzo-Navarro et al. (2021)

Essa abordagem utilizou a técnica de *Deep Pixel Embeddings*, que demonstrou excelente desempenho na identificação de fibras e fragmentos, mesmo em imagens com sobreposição de partículas (Lorenzo-Navarro et al., 2021). Para viabilizar esse processo, as imagens foram divididas em fragmentos menores de 512 × 512 pixels, o que facilita a segmentação e análise detalhada dos microplásticos, como mostrado na **Figura 9** (Lorenzo-Navarro et al., 2021).

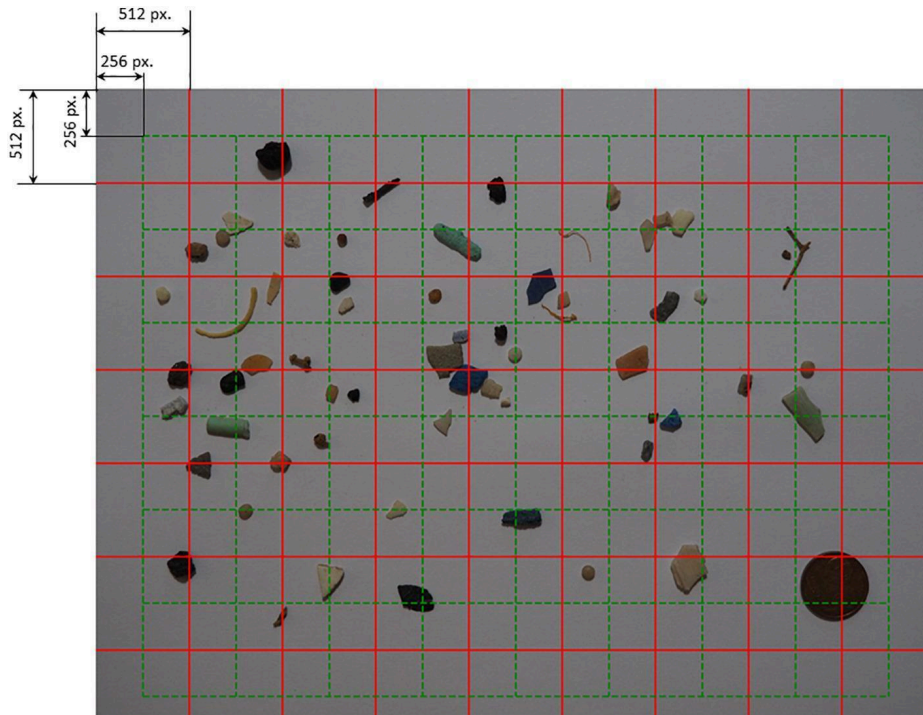


Figura 9 - Divisão da imagem de amostra em fragmentos de 512 × 512 pixels.

Fonte: Lorenzo-Navarro et al. (2021).

Nesse processo, as imagens digitais capturadas por câmeras convencionais passam por um fluxo bem definido, que inclui etapas de pré-processamento, extração de características morfológicas — como área, circularidade e diâmetro de Feret —, além da quantificação de atributos como cor e rugosidade. Tais parâmetros são obtidos por meio de ajustes elípticos e comparação de tonalidades no espaço RGB, promovendo a padronização das análises.

Por fim, a classificação automática das partículas é realizada com o uso de redes neurais convolucionais profundas treinadas no próprio ambiente MATLAB, assegurando agilidade e precisão mesmo em sistemas com recursos computacionais limitados. Esse fluxo está ilustrado na **Figura 10**.

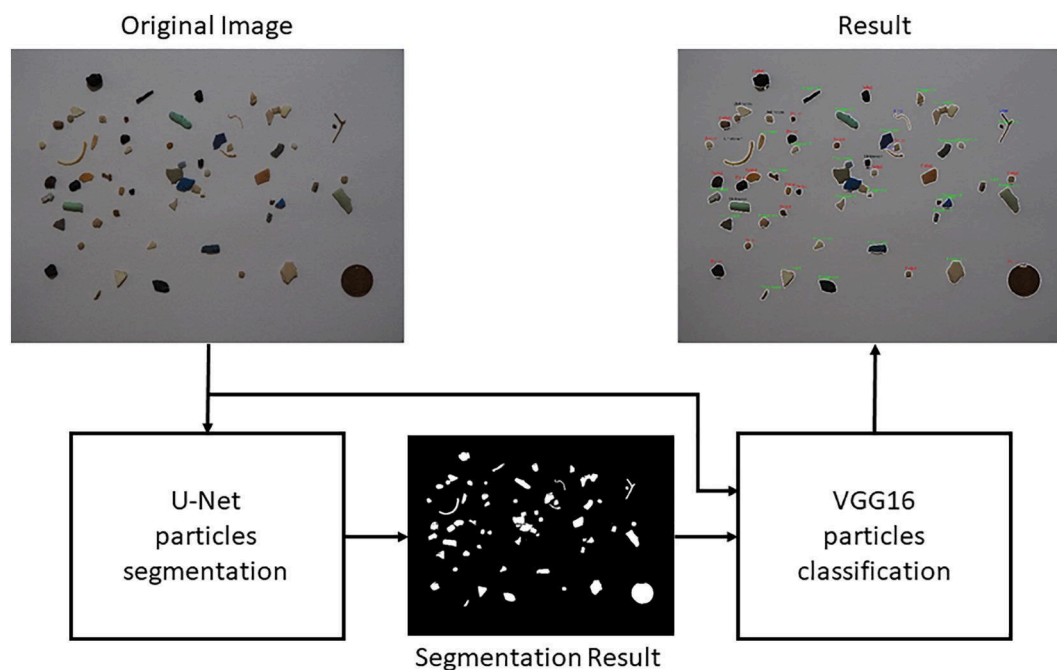


Figura 10 - Fluxograma do processo automatizado de análise de microplásticos em MATLAB.

Fonte: Lorenzo-Navarro et al. (2021)

A estrutura da rede foi treinada e validada no próprio ambiente MATLAB, aproveitando seu suporte para deep learning e processamento gráfico (GPU ou CPU), e resultando em uma metodologia ágil e confiável, mesmo em sistemas sem aceleração gráfica dedicada (LORENZO-NAVARRO et al., 2021).

As principais contribuições deste estudo incluem a demonstração da viabilidade de análises avançadas e detalhadas de microplásticos com ferramentas acessíveis e de baixo custo, a integração de redes neurais profundas no MATLAB para fins acadêmicos em amostras ambientais, e a redução extremamente significativa do tempo e da complexidade do processo analítico como um todo, superando as limitações de métodos tradicionais com forte dependência de atuação manual em um longo período de tempo necessário para a realização (LORENZO-NAVARRO et al., 2021).

4. Considerações Finais

A problemática dos microplásticos tem se consolidado como uma das questões ambientais mais urgentes da atualidade, com impactos significativos sobre os ecossistemas e potenciais riscos à saúde humana. A caracterização física e a quantificação dessas partículas representam um desafio, devido à grande

diversidade de formas, tamanhos e composições presentes em amostras ambientais. Nesse cenário, o uso de diferentes técnicas analíticas tem se mostrado essencial, e nenhuma delas, isoladamente, é capaz de atender a todas as exigências de precisão, praticidade e profundidade analítica. Em vez disso, trata-se de ferramentas complementares, cujo valor depende do objetivo específico de cada estudo.

A microscopia óptica continua sendo uma técnica amplamente utilizada por sua acessibilidade, simplicidade e rapidez, sendo útil para a observação simplista de partículas. No entanto, sua resolução limitada pode dificultar a análise de microplásticos muito pequenos ou com baixa definição de bordas. A microscopia eletrônica de varredura (MEV) oferece alta resolução e capacidade de detalhamento morfológico, sendo útil para análise de superfície e estrutura externa das partículas. Ainda assim, demanda maior preparo de amostra, recobrimento com metais condutores e equipamentos de alto custo, além de não gerar imagens verdadeiramente tridimensionais. A microscopia eletrônica de transmissão (MET), por sua vez, permite investigar estruturas internas em escala nanométrica, sendo mais aplicada em estudos específicos, como aqueles envolvendo sistemas biológicos. Entretanto, apresenta baixo contraste para polímeros, exige preparo ultrafino da amostra e o uso de colorações com metais pesados, além de ser um método tecnicamente complexo e com aplicação de certa forma restrita na rotina laboratorial.

Nesse panorama, o uso de ferramentas computacionais como o ImageJ e o MATLAB tem se destacado como uma alternativa eficiente para contornar algumas limitações das abordagens tradicionais. O ImageJ, por meio de plugins como o MP-VAT, permite a segmentação e a quantificação automatizada das partículas, favorecendo a extração de métricas morfológicas com maior rapidez e padronização. O MATLAB, por sua vez, possibilita a aplicação de técnicas mais avançadas, como o Deep Pixel Embeddings e o uso de redes neurais convolucionais (CNNs), que são especialmente eficazes na identificação de partículas sobrepostas e na extração de características complexas.

A utilização combinada dessas ferramentas amplia significativamente o potencial analítico na pesquisa com microplásticos. Enquanto as técnicas

microscópicas fornecem imagens detalhadas e de alta resolução, os softwares permitem processar e analisar essas imagens de maneira mais rápida, reprodutível e menos suscetível à erros humanos.

Nesse contexto, os softwares de análise de imagem desempenham um papel essencial na modernização das metodologias empregadas na caracterização e quantificação de microplásticos. Sua capacidade de automatizar e padronizar processos contribui para a eficiência das análises, tornando possível lidar com grandes volumes de dados e aplicar metodologias quantitativas mais robustas. A incorporação dessas tecnologias complementa as abordagens tradicionais, oferecendo uma alternativa viável e precisa para a investigação de partículas em diferentes ambientes. Assim, o uso integrado de técnicas clássicas e computacionais representa uma estratégia promissora para aprimorar a compreensão dos impactos ambientais causados pelos microplásticos.

6. Referências bibliográficas

MONTAGNER, C. C., Dias, M. A., Paiva, E. M., & Vidal, C. (2021). **MICROPLÁSTICOS: OCORRÊNCIA AMBIENTAL E DESAFIOS ANALÍTICOS.** *Química Nova*, 44(10), 1328–1352. <https://doi.org/10.21577/0100-4042.20170791>

CALLISTER, W. D. J. **Ciência e Engenharia de Materiais: Uma Introdução.** 5ª ed. Rio de Janeiro: LTC – Livros Técnicos e Científicos Editora S.A., 2002.

UNITED NATIONS. **First draft of the post-2020 global biodiversity framework.** Convention on Biological Diversity, WG2020-03-03-EN, <https://www.cbd.int/doc/c/3dbd/4f79/95fd55fc184dba4f2264c9f8/wg2020-03-03-en.pdf>

CAIXETA. **Microplásticos: Uma revisão sobre sua presença no ambiente e impactos.** *Revista Conhecer*, 2022, p. 1-15. <https://www.conhecer.org.br/enciclop/2022b/microplasticos.pdf>

OLIVATTO, G. P., Carreira, R., Tornisielo, V. L., & Montagner, C. C. (2018). **Microplastics: Contaminants of global concern in the Anthropocene.** *Revista Virtual de Química*, 10(6), 1968–1989. <https://doi.org/10.21577/1984-6835.20180125>

POMPÊO, Marcelo; RANI-BORGES, Bárbara; BRAZIL DE PAIVA, Teresa Cristina. **Microplásticos nos ecossistemas: impactos e soluções**. São Paulo: Instituto de Biociências, Universidade de São Paulo, 2022.

https://ecologia.ib.usp.br/portal/microplastico/livro_todo.pdf

CAIXETA, D., MORAIS, E., CAIXETA, F., & CAIXETA, I. (2022). **MICROPLÁSTICOS COMO INDICADORES DE POLUIÇÃO AMBIENTAL E SEUS EFEITOS SOBRE OS ORGANISMOS**. **ENCICLOPÉDIA BIOSFERA**, 19(40).

https://doi.org/10.18677/encibio_2022b23

MARIANO, S., TACCONI, S., FIDALEO, M., ROSSI, M., & DINI, L. (2021). **Micro and Nanoplastics Identification: Classic Methods and Innovative Detection Techniques**. **Frontiers in Toxicology**, 3, <https://doi.org/10.3389/ftox.2021.636640>

PADILHA, A. F. (2019). PMI-2201 **Microscopia Eletrônica de Transmissão**. Departamento de Engenharia Metalúrgica e de Materiais da EPUSP.

GRISHAGIN, I. V. (2015). **A complete solution for automatic cell counting in a hemocytometer**. **Bioquímica Analítica**, 473, 63-65.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0003269714005570?via%3Dihub>

PRATA, J. C., REIS, V., MATOS, J. T. V., COSTA, J. P., DUARTE, A. C., & ROCHA-SANTOS, T. (2019). **Uma nova abordagem para quantificação de rotina de microplásticos usando Nile Red e software automatizado (MP-VAT)**. **Ciência do Meio Ambiente Total**, 690, 1277-1283.

<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.07.128>

COLLINS, TJ (2007). **ImageJ para microscopia**. **BioTechniques** , 43 (sup1), S25–S30. <https://doi.org/10.2144/000112517>

MOLER, C. (1994–2025). **MATLAB Online**. The MathWorks, Inc. <https://la.mathworks.com/products/matlab-online.html>

CHANDANA, H. B.; CHALLA, C.; REDDY, A. G.; MURTHY, G.; DIWAKAR, T. (2024). **Detection of Microplastic Ingestion in the Human Body Using Deep Learning Technique**. 2024 International Conference on Intelligent Systems for Cybersecurity (ISCS 2024).

VARGAS, A. C. G.; CARVALHO, A. M. P.; VASCONCELOS, C. N. (2016). **Um estudo sobre Redes Neurais Convolucionais e sua aplicação em detecção de pedestres**. Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense, Niterói, Brasil.

WIRNKOR, V.; EBERE, E. N.; NGOZI, V. (2019). **Microplastics, an emerging concern: A review of analytical techniques for detecting and quantifying microplastics**. Analytical Methods in Environmental Chemistry Journal.

DEDAVID, B. A.; GOMES, C. I.; MACHADO, G. (2007). **Microscopia eletrônica de varredura: Aplicações e preparação de amostras em materiais poliméricos, metálicos e semicondutores**. Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

SANTOS, T. R. A. D. (2024). **Desenvolvimento de metodologia para quantificação e análise morfológica de Microplásticos utilizando o software ImageJ**. Laboratório de Biogeoquímica Ambiental, Universidade Federal de São Carlos, Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia, São Carlos, SP

NATIONAL MARINE FISHERIES SERVICE (2010). **Gulf of Mexico Deepwater Horizon oil spill and marine mammals**. National Oceanic and Atmospheric Administration.

<https://www.mmc.gov/priority-topics/offshore-energy-development-and-marine-mammals/gulf-of-mexico-deepwater-horizon-oil-spill-and-marine-mammals/>

LORENZO-NAVARRO, Javier et al. **A deep learning approach for automatic counting and classification of microplastics**. Science of the Total Environment, v. 765, p. 142728, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.142728> .

WEGMAYR, V.; NEVEN, D.; DE BRABANDERE, B.; BISHOP, L.; FISCHER, M.; SCHMIDT, F. **Segmenting and analyzing microplastic fibers in microscope images using deep learning**. Computers in Industry, v. 120, p. 103244, 2020. DOI: 10.1016/j.compind.2020.103244 .

TAHERI-GARAVAND, Amin et al. **Avaliação da qualidade da carne com base na técnica de visão computacional: uma revisão**. Ciência da Carne, v. 156, p. 183–195, out. 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2019.06.004> .

Egerton, R. F. (2016). **Physical Principles of Electron Microscopy: An Introduction to TEM, SEM, and AEM** (2nd ed.). Springer. DOI: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-319-39877-8>.