

**Um Modelo de Classificação de
Documentação para Novatos
em Projetos de Software Livre**

Luiz Felipe Fronchetti Dias

DISSERTAÇÃO APRESENTADA AO
INSTITUTO DE MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA
DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO DE
MESTRE EM CIÊNCIAS

Programa: Ciência da Computação
Orientador: Prof. Dr. Marco Aurélio Gerosa

Durante o desenvolvimento deste trabalho o autor
recebeu auxílio financeiro da FAPESP (18/02596-1)

São Paulo
01 de Janeiro de 2023

**Um Modelo de Classificação de
Documentação para Novatos
em Projetos de Software Livre**

Luiz Felipe Fronchetti Dias

Esta é a versão original da dissertação
elaborada pelo candidato Luiz
Felipe Fronchetti Dias, tal como
submetida à Comissão Julgadora.

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Resumo

Luiz Felipe Franchetti Dias. **Um Modelo de Classificação de Documentação para Novatos em Projetos de Software Livre**. Dissertação (Mestrado). Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2023.

Contexto: Projetos de software livre contam com contribuições voluntárias para se manterem ativos. Embora importantes para sustentabilidade de projetos de software livre, novos contribuidores tendem a enfrentar dificuldades ao ingressar em projetos neste contexto. O acúmulo de dificuldades tende a influenciar na desistência da participação dos novos contribuidores, que acabam por não contribuir com os projetos. Entre as dificuldades constatadas na literatura, se encontram barreiras relacionadas a problemas na documentação dos projetos que, muitas vezes, não correspondem às necessidades que novos contribuidores enfrentam durante o processo de contribuição.

Objetivo: Esta pesquisa se concentra na construção de um modelo de classificação capaz de identificar parágrafos em arquivos de documentação de projetos de software livre que sejam relevantes a novos contribuidores durante o processo de contribuição.

Método: Seis categorias de informação conhecidas por serem relevantes a novos contribuidores foram definidas como escopo para classificação dos arquivos de documentação. Entre as informações compreendidas pelas categorias, se encontram tópicos como a maneira de lidar com código, a submissão das contribuições e o contato com a comunidade. Arquivos de contribuição (CONTRIBUTING.md) de 9.514 mil projetos de software livre foram extraídos da plataforma de codificação GitHub, dos quais 500 foram selecionados e seus parágrafos analisados qualitativamente para compor a amostra de treinamento do classificador. Diferentes algoritmos de classificação foram treinados, e o classificador LinearSVC foi escolhido para treinar o modelo de classificação final (*f-measure*: 0.651). O modelo gerado foi então utilizado para predição dos parágrafos dos demais projetos extraídos, e uma amostra das predições foi avaliada através de um questionário com desenvolvedores.

Resultados: Através deste estudo, foi possível observar que a grande maioria dos projetos extraídos (63%) sequer forneciam o arquivo de contribuição analisado em seus repositórios de código. Dos projetos que continham um arquivo de contribuição, a grande maioria (77%) apresentaram apenas entre duas a quatro categorias de informação relevantes a novos contribuidores. Com 74% das predições sendo consideradas extremamente ou ligeiramente adequadas pelos desenvolvedores no questionário, tais resultados indicam a necessidade de um melhor suporte a novatos nos arquivos de contribuição de projetos de software livre.

Palavras-chave: Software Livre e de Código Aberto. Novatos. Análise de Documentação.

Abstract

Luiz Felipe Franchetti Dias. **Um Modelo de Classificação de Documentação para Novatos em Projetos de Software Livre**. Thesis (Masters). Institute of Mathematics and Statistics, University of São Paulo, São Paulo, 2023.

Context: Open source projects depend on newcomers to remain active. Although important for the sustainability of open source projects, new contributors face difficulties joining projects in this context. The increase in difficulties tends to influence newcomers to give up contributing to the projects. Among the difficulties found in the literature, there are barriers related to problems in the documentation files of these projects, which do not support new contributors' needs while attempting to contribute to a project.

Objective: Our research focuses on building a classification model capable of identifying paragraphs in documentation files of open source projects relevant to new contributors during their contribution process.

Method: Six categories of information relevant to newcomers were used to classify the documentation files. Among the information comprised by these categories, topics such as how to deal with code, the submission of contributions and how newcomers should contact the community were analyzed. Contribution files (CONTRIBUTING.md) of 9,514 open source projects were extracted from the GitHub platform, of which 500 were selected and their paragraphs analyzed qualitatively to compose the classifier's training sample. Different classification algorithms were trained, and the LinearSVC classifier was chosen to train the final classification model (*f-measure*: 0.651). The final model was then used to predict the paragraphs of the remaining projects, and a sample of the predictions was evaluated through a questionnaire with software developers.

Results: Through this study, it was possible to observe that most of the open-source projects analyzed (63%) did not even provide a contribution file in their code repositories. From the projects that contained a contribution file, the vast majority (77%) presented between two to four categories of information relevant to newcomers. With 74% of the predictions considered extremely or slightly adequate by the developers in the questionnaire, such results indicate the need for better support for newcomers in the contribution files of open-source projects.

Keywords: Free/Libre and Open Source Software. Newcomers. Documentation Analysis.

Lista de Abreviaturas

FLOSS	Free/Libre Open Source Software
NLP	Natural Language Processing
API	Application Programming Interface
YODA	Young NewcOmer Developer Assistant
CODES	Mining SourCe COde Descriptions from DevelopErs DiScussions

Lista de Figuras

1.1	Padrões de entrada de novatos encontrados em projetos de software livre.	2
2.1	Estrutura em camadas de uma comunidade de software livre.	7
2.2	Modelo de barreiras enfrentadas por novatos em projetos de software livre.	9
2.3	Exemplo de projeto cadastrado no <i>Up For Grabs</i>	12
2.4	Exemplo de documentação gerada pela ferramenta Javadoc.	14
3.1	Método de pesquisa.	16
3.2	Número de parágrafos analisados por arquivo.	20
3.3	Número de projetos contendo cada categoria de informação.	21
3.4	Número de categorias de informação atendidas por projeto.	22
3.5	Construção do modelo de classificação.	24
3.6	Exemplo de questão aplicada no questionário.	28
4.1	Matriz de confusão para o modelo de classificação final (LinearSVC). . . .	31
4.2	Características com maior importância para predição de cada categoria de informação.	33
4.3	Avaliação das predições feitas pelo modelo de classificação final, de acordo com participantes do questionário.	35
4.4	Número de projetos preditos contendo cada categoria de informação. . .	37
4.5	Número de categorias de informação atendidas por projeto predito. . . .	38
5.1	Ferramenta de análise de arquivos de contribuição.	42

Lista de Tabelas

3.1	Categorias estabelecidas para análise das documentações.	18
3.2	Número de projetos removidos por linguagem e as razões para exclusão.	19
3.3	Exemplos de características heurísticas utilizadas.	23
4.1	Valores de f-measure para os classificadores testados no processo de validação cruzada.	30
4.2	Performance do modelo de classificação final.	31
4.3	Performance do modelo de classificação com conjuntos específicos de características.	32
4.4	Experiência em programação e em software livre dos participantes do questionário.	34

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Estudo preliminar	2
1.2	Objetivo	3
1.3	Organização do trabalho	3
2	Referencial Teórico	5
2.1	Software Livre	5
2.1.1	Representatividade	6
2.1.2	Funcionamento	6
2.1.3	Organização	7
2.2	Barreiras enfrentadas por novatos	7
2.3	Problemas em documentações de software	10
2.4	Trabalhos Relacionados	11
2.4.1	Apoio a novatos em software livre	11
2.4.2	Suporte à documentação de software	13
3	Metodologia	15
3.1	Questões de pesquisa	15
3.2	Método	16
3.2.1	Definição das categorias	16
3.2.2	Extração dos dados	17
3.2.3	Análise dos dados	19
3.2.4	Descrição dos dados analisados	20
3.2.5	Pré-processamento	21
3.2.6	Classificação	23
3.2.7	Avaliação do modelo de classificação	26
3.2.8	Predição dos projetos restantes	28
4	Resultados	29

4.1	Escolha do modelo de classificação	29
4.2	Avaliação do modelo de classificação	30
4.3	Avaliação das características	32
4.3.1	Comparação entre conjuntos de características	32
4.3.2	Características com maior importância	32
4.4	Questionário sobre predições	34
4.5	Avaliação das documentações restantes	36
5	Discussão	39
5.1	Carência de informações sobre contribuição	39
5.2	Qualidade das predições feitas	40
5.3	Ferramenta de suporte à documentação para novos contribuidores	41
6	Ameaças à validade	43
6.1	Critérios para seleção dos projetos	43
6.2	Organização dos arquivos de contribuição	43
6.3	Critérios para construção do modelo de classificação	44
6.4	Influência dos pesquisadores na análise qualitativa	44
6.5	Cobertura das categorias de informação	44
6.6	Representatividade das avaliações	44
7	Conclusão	47
7.1	Trabalhos publicados	47
7.2	Trabalhos futuros	48
	Referências	49

Capítulo 1

Introdução

Projetos de software livre estão presentes em várias áreas do desenvolvimento de software, atendendo a uma parcela significativa do mercado consumidor de programas de computador (BONACCORSI e ROSSI, 2003). Muitos projetos neste contexto, para se manterem ativos, contam com contribuições voluntárias de desenvolvedores de código (CROWSTON *et al.*, 2012). Voluntários, ao tentarem ingressar em projetos de software livre, costumam sofrer uma série de dificuldades, que comprometem a realização de contribuições (I. STEINMACHER, WIESE *et al.*, 2014). Tais dificuldades levam, muitas das vezes, novatos a desistirem de contribuir com projetos de software livre, refletindo no enfraquecimento das comunidades.

Entre as dificuldades enfrentadas por novatos, se encontram barreiras associadas à documentação dos projetos de software livre que, muitas das vezes, se encontra obsoleta, incompleta, incoerente ou inconsistente (BRIAND, 2003; AGHAJANI *et al.*, 2019). Além do mais, evidências mostram que em muitos casos, as documentações de projetos de software livre, não atendem as necessidades que novos contribuidores têm (I. STEINMACHER, WIESE *et al.*, 2014). Tais problemas de documentação, tendem a gerar confusão naqueles que desejam realizar uma primeira contribuição e por esta razão precisam ser solucionados.

Para mitigar problemas de documentações de software, uma série de ferramentas são propostas por cientistas e desenvolvedores. ZHONG e SU (2013), por exemplo, sugerem um mecanismo de identificação de erros em documentações, utilizando uma combinação de técnicas de processamento de linguagem natural para encontrar trechos de documentação em códigos fonte que estejam incorretos ou obsoletos. Outro exemplo de trabalho é proposto por HAIDUC *et al.* (2010), que estabelece um mecanismo de geração automática de documentação para classes e métodos em Java, visando aprimorar a compreensão de códigos fonte. Até mesmo fora do contexto acadêmico, uma série de projetos relacionados à documentação de software também são propostos, entre eles, o Javadoc¹, que analisa anotações e comentários de código e gera automaticamente páginas de documentação em formato HTML para os códigos analisados.

Apesar destes trabalhos contribuírem para documentação de software, nenhuma das ferramentas propostas foca em novatos em software livre. Por esta razão, implementamos

¹docs.oracle.com/javase/10/javadoc

nesta dissertação a criação de um modelo de classificação que identifica trechos em documentações de projetos de software livre relevantes a novos contribuidores. Acreditamos que este modelo de classificação poderá não só auxiliar novatos a encontrarem trechos em documentações que sejam importantes para o processo de contribuição em software livre, como também contribuir com a avaliação da qualidade das documentações já existentes em projetos neste contexto por parte de seus mantenedores.

1.1 Estudo preliminar

Este estudo dá sequência a uma pesquisa preliminar (FRONCHETTI *et al.*, 2019), na qual foram investigadas características que influenciam a entrada de novatos em projetos de software livre. Nesta pesquisa preliminar, 15 características de 450 projetos de software livre foram extraídas e analisadas, entre elas, a idade, o domínio de aplicação e o número de linguagens de programação utilizadas em cada um dos projetos selecionados. O algoritmo de clusterização K-Spectral Centroid (KSC) foi utilizado para investigar a taxa de crescimento de novatos nos projetos, e três diferentes padrões de entrada de novatos foram encontrados: logarítmico, exponencial e linear.

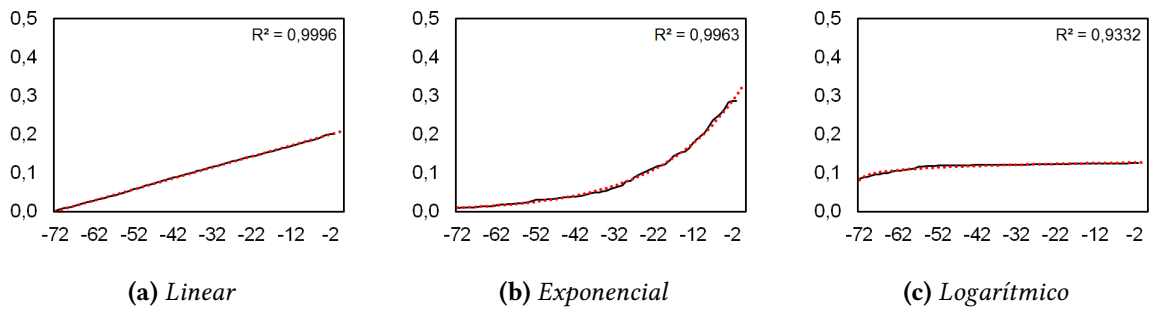


Figura 1.1: Padrões de entrada de novatos encontrados em projetos de software livre (FRONCHETTI *et al.*, 2019).

Com base nesses padrões de crescimento, um modelo de classificação foi construído a fim de compreender quais fatores poderiam explicar as taxas de entrada de novatos em cada um dos projetos. Foi constatado que fatores como a popularidade dos projetos, o tempo para revisão de submissões, a idade e as linguagens de programação utilizadas nos repositórios de código eram os fatores que melhor explicavam a entrada de novatos no projetos de software livre analisados.

Também foram avaliados fatores dicotômicos associados à documentação dos projetos, tais como a existência de arquivos README e CONTRIBUTING nos repositórios de código fonte, conhecidos por serem fornecedores primários de informação para novatos em software livre. Nenhuma das características relacionadas à documentação dos projetos apresentaram grande influência na atratividade de novatos. A existência de arquivos contendo o código de conduta dos projetos, por exemplo, foi o fator que apresentou a menor influência entre todos os analisados.

Essa baixa influência pode ser considerada uma ameaça à validade deste estudo preliminar, já que as características relacionadas às documentações foram avaliadas de maneira dicotômica, considerando apenas o fato de um determinado arquivo existir ou não. Por

este motivo, surge a necessidade deste novo estudo, cujo objetivo é identificar parágrafos em arquivos de contribuição que sejam relevantes aos novos contribuidores, de modo a enriquecer a avaliação de arquivos de documentação neste contexto. Definimos como arquivo de contribuição os arquivos CONTRIBUTING.md, comumente encontrados em repositórios de código. Identificar tais trechos pode não só abrir espaço para futuras ferramentas que auxiliarão novatos como também pode contribuir para avaliar a qualidade das documentações que projetos de software livre disponibilizam.

1.2 Objetivo

O objetivo desta pesquisa se concentra na construção de um modelo de classificação capaz de identificar um conjunto de seis categorias de informação relevantes a novos contribuidores em documentações de projetos de software livre. Tais categorias abrangem informações identificadas pela literatura que novatos podem necessitar ao contribuir pela primeira vez com um novo projeto, tais como contactar a comunidade, escolher uma tarefa, submeter mudanças e lidar com código. Nesta dissertação, cinco algoritmos de aprendizado de máquina foram treinados utilizando parágrafos de arquivos CONTRIBUTING.md extraídos de projetos reais em software livre, analisados qualitativamente por pesquisadores com experiência neste contexto de pesquisa. Os modelos treinados foram avaliados quantitativamente com base em seus desempenhos, e o melhor deles usado para predição de novos parágrafos. Acredita-se que com a implementação de tal modelo de classificação, o suporte a novatos através da documentações de projetos de software livre possa ser aprimorado, uma vez que tais projetos podem ser avaliados sob a ótica de informações relevantes a novos contribuidores.

1.3 Organização do trabalho

Este projeto de dissertação está organizado em sete capítulos, incluindo a introdução. O Capítulo 2 define o conceito de software livre, discutindo barreiras que novatos enfrentam neste contexto, problemas usualmente encontrados em documentação de software, e trabalhos relacionados que buscam solucionar problemas similares aos encontrados nesta pesquisa. O Capítulo 3 apresenta a metodologia proposta para este estudo, descrevendo um conjunto de cinco passos que guiaram toda a pesquisa. Em seguida, o Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos com a construção do modelo de classificação proposto, bem como responde as questões de pesquisa definidas. O Capítulo 5 apresenta a discussão dos resultados obtidos, e o Capítulo 6 as limitações impostas a esta pesquisa. Por fim, o Capítulo 7 apresenta uma conclusão para o trabalho realizado.

Capítulo 2

Referencial Teórico

Como o objetivo desta pesquisa concentra-se em investigar por meio de aprendizado de máquina a documentação de projetos de software livre, a revisão bibliográfica foi dividida em cinco seções: A Seção 2.1 traz uma breve explicação sobre o que é software livre e como desenvolvedores trabalham e se organizam neste contexto. Na Seção 2.2, é apresentado o conceito de barreiras enfrentadas por novatos em software livre. Na Seção 2.3, são apresentados problemas associados à documentação de projetos de software, dando ênfase naqueles constatados no contexto de software livre. Por fim, na Seção 2.4, são apresentados os trabalhos relacionados a este estudo.

2.1 Software Livre

Software livre (do inglês, *free software*) é o tipo de software que em sua essência é distribuído livremente, acompanhado por uma licença de software, e que conta com a disponibilização de seu código-fonte em algum meio acessível a usuários e desenvolvedores (Cristina GACEK e Budi ARIEF, 2004). Um programa de computador para ser considerado livre, deve fornecer a quem o utiliza quatro liberdades essenciais (STALLMAN, 2002):

- A liberdade de executar o programa, para qualquer propósito;
- A liberdade de estudar como o programa funciona, e poder adaptá-lo;
- A liberdade de redistribuir cópias do programa a outros usuários;
- A liberdade de aperfeiçoar o programa, e poder liberar os aperfeiçoamentos a comunidade.

Outro termo geralmente associado a software livre é o conceito de software de código aberto (do inglês, *open source software*), que apresenta certas diferenças¹ em sua definição se comparado a software livre. Um possível antônimo para software livre é o software proprietário, que restringe legalmente a terceiros o acesso ao código fonte do programa desenvolvido (FUGGETTA, 2003).

¹gnu.org/philosophy/open-source-misses-the-point.html

2.1.1 Representatividade

Embora o termo software livre ainda seja desconhecido por muitos usuários, projetos neste contexto têm mostrado grande influência no cenário de desenvolvimento e consumo de software (HÖST e ORUČEVIĆ-ALAGIĆ, 2011). O servidor Apache é um exemplo de projeto de software livre popularmente conhecido entre desenvolvedores ao redor do mundo. Mantido por voluntários, o Apache hospedava em Julho de 2019², mais de 44% dos websites ativos na internet. O código fonte principal do sistema operacional Android é outro exemplo de projeto de software livre que tem apresentado grande adesão de usuários no mercado de software, podendo ser considerado um dos maiores sistemas operacionais para dispositivos móveis do mundo, representou em Setembro de 2019 uma parcela de mais de 76%³ de adesão em dispositivos móveis.

Não apenas usuários e desenvolvedores têm demonstrado interesse em software livre, evidências mostram que diversas empresas também se encontram alinhadas a esta mesma filosofia de liberdade (PINTO, Igor STEINMACHER *et al.*, 2018). A linguagem de programação Swift⁴, desenvolvida pela Apple, é um exemplo de programa de computador que por muito tempo foi proprietário, e que hoje faz parte do contexto de software livre. Até mesmo a Microsoft, reconhecida por sua popularidade com projetos de código fechado como Windows e Office, lançou em Novembro de 2015 uma versão aberta do seu editor de texto, o Visual Studio Code⁵. Essas companhias parecem não só estarem interessadas em tornar disponíveis publicamente o código fonte de seus projetos, como também tem mostrado interesse em contribuir com o cenário de software livre, pagando desenvolvedores para trabalharem em projetos neste contexto (PINTO, DIAS *et al.*, 2018).

2.1.2 Funcionamento

Geralmente, um novo projeto de software livre se inicia quando um programador possui uma ideia, problema ou porção de código a ser desenvolvido (RAYMOND, 1999). O programador submete uma proposta a comunidades colaborativas de software, anunciando seu projeto a outros desenvolvedores. Tais desenvolvedores, quando atraídos pelo projeto proposto, tendem a buscar por informações a respeito do projeto, e passam a participar do desenvolvimento dos códigos. Com o tempo e com a adesão de novos contribuidores, uma nova comunidade de software livre se forma em torno do projeto. Plataformas de codificação passam a ser utilizadas como meio de gerenciamento do código fonte, e canais de comunicação são estabelecidos entre os membros da comunidade.

Projetos neste contexto usualmente são mantidos a partir de contribuições de desenvolvedores internos e externos às comunidades de software livre. Para contribuir com um projeto, um desenvolvedor externo adquire uma cópia do código fonte através de uma plataforma de codificação, implementa modificações e submete as mudanças novamente ao repositório de código do projeto (Audris Mockus *et al.*, 2000). As modificações são revisadas por um grupo de mantenedores e, quando estão de acordo com os critérios de aceitação, são anexadas aos binários do programa. Desenvolvedores interessados em

²w3techs.com/technologies/overview/web_server/all

³<https://gs.statcounter.com/os-market-share/mobile/worldwide>

⁴developer.apple.com/swift/blog/?id=34

⁵github.com/microsoft/vscode/issues/60

participar de uma comunidade de software livre tendem a construir sua reputação por meio de contribuições ao código fonte dos programas desenvolvidos, de onde com o tempo, passam a ganhar espaço e notoriedade (KROGH *et al.*, 2003).

2.1.3 Organização

Em relação à organização dos projetos, NAKAKOJI *et al.* (2002) sintetizam a estrutura social de comunidades de software livre a partir de um modelo de camadas. Segundo os autores, nas camadas mais internas se encontram os principais desenvolvedores, aqueles que geralmente contribuem com a maior parte do código fonte e são responsáveis por revisar futuras contribuições. Ao meio da estrutura, se encontram membros do projeto que são responsáveis por contribuir com pequenas correções e aprimoramentos. E por fim, nas camadas mais externas, se encontram diferentes níveis de usuários, que não contribuem com o código fonte do projeto, mas que eventualmente relatam problemas e dão sugestões, além de desfrutar dos recursos oferecidos pelo programa. A representação do modelo de camadas é apresentada na Figura 2.1.

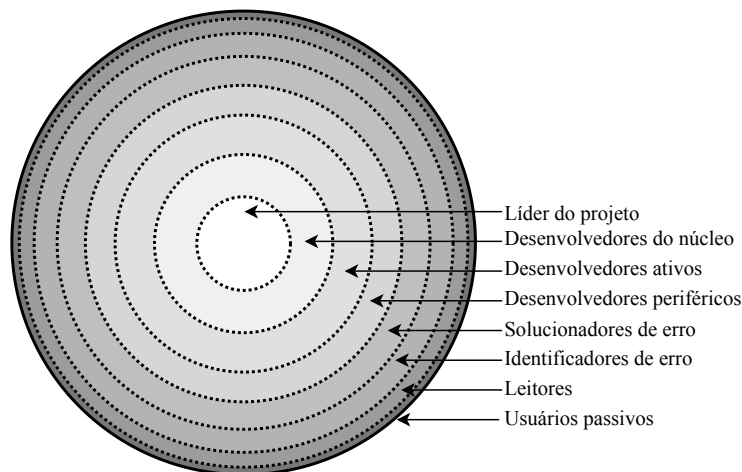


Figura 2.1: Estrutura em camadas de uma comunidade de software livre (NAKAKOJI *et al.*, 2002).

Além dos grupos apresentados pelo modelo de NAKAKOJI *et al.* (2002), existem ainda os novos contribuidores que, apesar de não necessariamente constituírem parte da hierarquia de um projeto, por serem considerados essenciais ao desenvolvimento dos projetos, são amplamente estudados pela literatura em software livre. Neste contexto, um novo contribuidor, novato ou recém-chegado, pode ser definido como um desenvolvedor interessado em ingressar em uma comunidade de software livre por meio de contribuições. Entre as razões pelas quais novatos são amplamente estudados pela literatura, se encontram as dificuldades que estes enfrentam ao tentarem ingressar em projetos de software livre, como mostra a seção a seguir.

2.2 Barreiras enfrentadas por novatos

Como as contribuições em software livre costumam ser voluntárias, o ato de atrair novos contribuidores para tais comunidades é considerado fator essencial para continuidade

de muitos projetos (QURESHI e FANG, 2011). Como em qualquer atividade coletiva, se membros ao saírem de uma comunidade não forem substituídos por novos contribuidores, a comunidade irá eventualmente deixar de existir, já que novatos podem ser considerados fonte de inovação, ideias e trabalho (KRAUT *et al.*, 2012).

No entanto, atrair novos contribuidores para comunidades de software livre não é uma tarefa trivial (ZHOU e A. MOCKUS, 2015). Em um estudo sobre empresas que compartilham comunidades neste contexto, DAHLANDER e MAGNUSSON (2008) mostram que até mesmo para comunidades bem estabelecidas como o MySQL, diversos problemas são enfrentados ao atrair novos contribuidores. Entre os problemas que justificam a baixa adesão de novatos a projetos de software livre estão um conjunto de barreiras enfrentadas por novatos durante o processo de entrada e integração a tais projetos.

KROGH *et al.* (2003) descrevem as barreiras enfrentadas por novatos como um conjunto de dificuldades, empecilhos ou deficiências no processo de contribuição que atrapalham desenvolvedores a realizarem suas primeiras colaborações. De acordo com os autores, as barreiras estão intrinsecamente relacionadas ao nível de especialização de cada desenvolvedor. Como a complexidade de um projeto tende a crescer conforme seu desenvolvimento, ingressar em meio à sua execução tende a ser um processo lento e dificultoso a novos desenvolvedores que, por muitas vezes, desconhecem os processos e tecnologias utilizadas pela comunidade.

HANNEBAUER e GRUHN (2017) dividem barreiras enfrentadas por novatos em duas categorias, submissão e modificação. De acordo com os autores, novatos tendem a enfrentar dificuldades tanto durante a elaboração de uma nova contribuição, como durante o processo de submissão do código modificado ao projeto. Em uma perspectiva complementar, I. STEINMACHER, WIESE *et al.* (2014) mostram que tais barreiras não somente estão associadas às motivações e características do desenvolvedor ao contribuir com um projeto, como também são desencadeadas por problemas da própria comunidade à qual ele almeja participar. Problemas como falta de documentação e a má recepção fornecida a novos contribuidores são exemplos de problemas que podem impactar a entrada dos novatos em comunidades de software livre.

Entre os resultados dos estudos que sintetizam as dificuldades enfrentadas por novatos em software livre se encontra o modelo de barreiras proposto por I. STEINMACHER, CHAVES *et al.* (2014). Dividido em seis categorias, o modelo apresenta cinquenta e oito barreiras enfrentadas por novos contribuidores. Entre as categorias, foram constatadas dificuldades relacionadas ao processo de recepção dos novatos, às características dos próprios desenvolvedores, à falta de orientação durante o processo de contribuição, aos problemas com documentação, aos problemas associados às diferenças culturais e aos obstáculos técnicos. A Figura 2.2 apresenta uma tradução livre do modelo de barreiras proposto pelos autores. Vale ressaltar, que tal modelo serviu de inspiração para elaboração de categorias relevantes a novatos em software livre utilizadas neste estudo, e apresentadas na Tabela 3.1.

O fato de tais comunidades não atraírem novos contribuidores o suficiente usualmente implica na falta de condições necessárias para se manter o desenvolvimento dos projetos ativo, levando, por consequência, muitas comunidades de software livre a inatividade. Por esta razão, é tido como proposta deste estudo a elaboração de uma metodologia que contribua com problemas que novatos enfrentam em relação às documentações de projetos

2.2 | BARREIRAS ENFRENTADAS POR NOVATOS

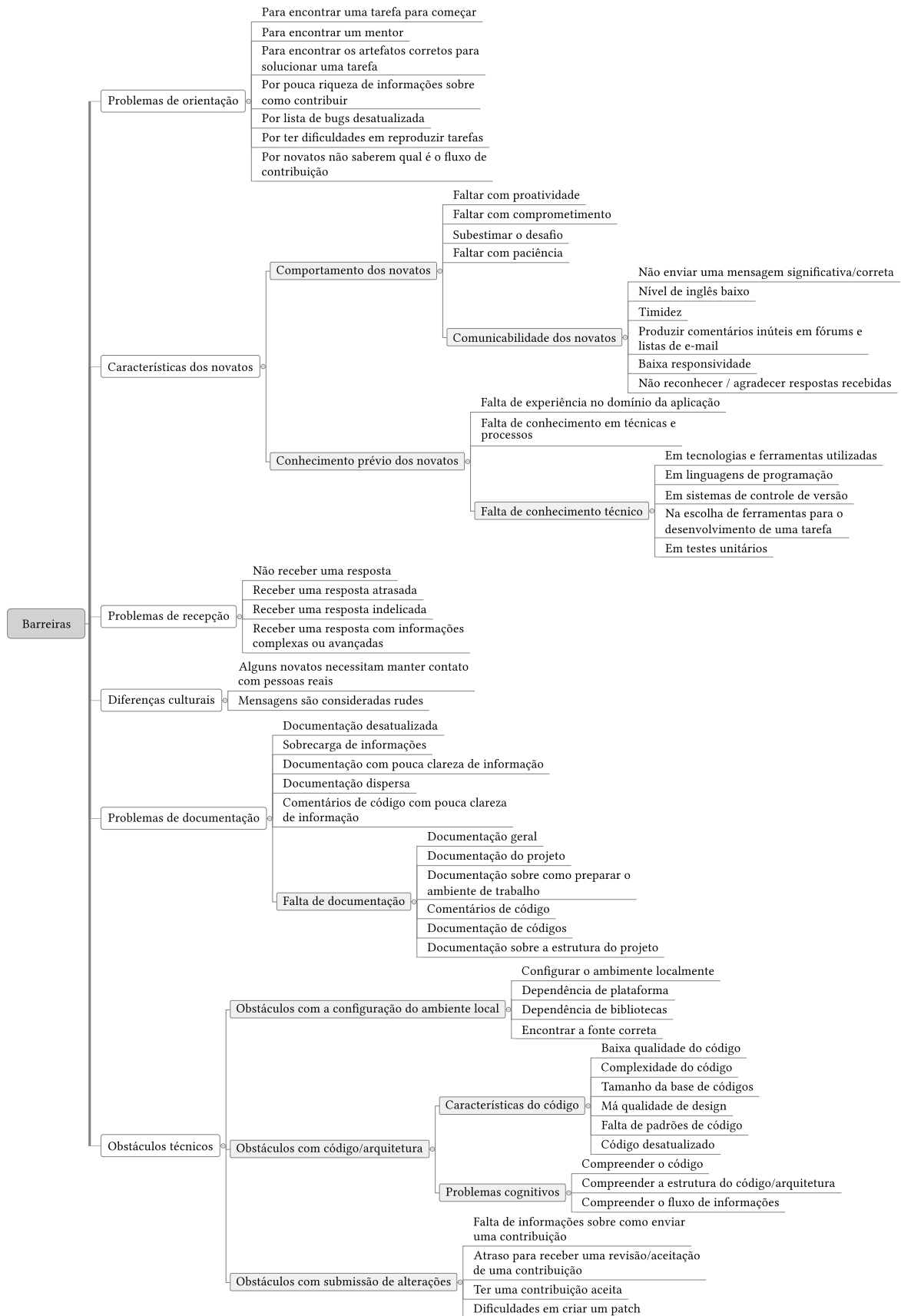


Figura 2.2: Modelo de barreiras enfrentadas por novatos em projetos de software livre (I. STEINMA-CHER, CHAVES et al., 2014).

de software livre, de modo com que algumas das barreiras apresentadas por I. STEINMACHER, CHAVES *et al.* (2014), e demais trabalhos relacionados, sejam reduzidas ou deixem de existir. Na seção a seguir, uma visão geral sobre problemas enfrentados em documentações de software é apresentada.

2.3 Problemas em documentações de software

A documentação de um programa de computador, quando correta, completa e consistente, tende a ser uma fonte crucial de informações para desenvolvedores (KAJKO-MATTSSON, 2005). O propósito de se documentar um programa é contribuir com a preservação dos processos desenvolvidos durante sua elaboração, de modo com que futuras modificações possam ser feitas (AGHAJANI *et al.*, 2019). Ainda que a elaboração de uma documentação possa ser custosa, a preservação do entendimento de um sistema pode apresentar diversos benefícios ao seu desenvolvimento, tendo reflexo, por exemplo, na produtividade dos desenvolvedores, na redução dos custos de manutenção e na extensão da vida útil do sistema desenvolvido (ZHI *et al.*, 2015; SOUZA *et al.*, 2005).

No entanto, apesar dos benefícios, evidências mostram que documentações de programas de computador costumam apresentar uma diversidade de problemas (BRIAND, 2003). Em muitos casos, as documentações se encontram incorretas, obsoletas, incompletas ou incoerentes, o que pode comprometer o entendimento do programa por parte dos desenvolvedores (AGHAJANI *et al.*, 2019; FORWARD e LETHBRIDGE, 2002). Problemas de documentação não se restringem a uma única área de aplicação e podem estar presentes em diversos contextos do desenvolvimento de software.

Ao investigar problemas em documentações de API's, UDDIN e ROBILLARD (2015) dividem tais problemas em duas categorias, conteúdo e apresentação. Documentações obsoletas, incoerentes ou incompletas são exemplos de problemas associados à categoria conteúdo, que visa compreender problemas relacionados às informações contidas em cada documentação. A divisão desnecessária do texto em páginas ou seções e o excesso de informações sobre um único tópico ou elemento são exemplos de problemas associados à categoria apresentação, que abrange a estrutura e o modo como as documentações são expostas a desenvolvedores.

Além das categorias mencionadas, ROBILLARD (2009) apresenta outras três classes de problemas associados a documentações de software: experiência, ambiente técnico e processo. Na classe experiência, o autor identifica que muitos dos obstáculos enfrentados com documentações de software são provenientes da falta de experiência prévia do desenvolvedor, que muitas vezes desconhece os conceitos fundamentais do sistema e que, por consequência, passa a enfrentar problemas com as documentações. Os diferentes ambientes de desenvolvimento nos quais um programador trabalha são apresentados como outro fator gerador de obstáculos em documentações de software, que muitas vezes costumam apresentar informações apenas para um único tipo de sistema. Por fim, o tempo e a maneira como os desenvolvedores se dedicam a compreender uma determinada documentação também são apresentados como fatores geradores de obstáculos, já que influenciam indiretamente no processo de entendimento da documentação por parte dos desenvolvedores.

No contexto de software livre, onde a documentação dos projetos é crucial para integração de novatos às comunidades, diversos problemas também são enfrentados (C. GACEK e B. ARIEF, 2004; ABERDOUR, 2007). Além de problemas associados às categorias mencionadas anteriormente, I. STEINMACHER, CHAVES *et al.* (2014) identificam em seu modelo de barreiras outros tipos de problemas com documentação, tais como a falta de clareza nas informações dispostas, a dispersão das informações sobre diferentes meios de comunicação e a sobrecarga de informações a respeito de um mesmo tópico.

2.4 Trabalhos Relacionados

Nesta seção, são apresentados trabalhos que buscam solucionar problemas similares aos atacados neste estudo, incluindo o apoio a entrada de novatos em software livre e a automatização da busca por trechos em documentação de software. Para cada tópico a seguir, são apresentados trabalhos encontrados na literatura e trabalhos provenientes de fora do contexto acadêmico.

2.4.1 Apoio a novatos em software livre

Na literatura, MALHEIROS *et al.* (2012) propõem uma ferramenta denominada *Mentor* que, através de algoritmos de recomendação, sugere a novos contribuidores arquivos do código fonte de projetos de software livre que podem contribuir com a realização de uma determinada tarefa. Tal ferramenta, facilita a busca de arquivos que estejam associados à, por exemplo, solução de um erro no programa desenvolvido. Outra ferramenta similar é proposta por CUBRANIC *et al.* (2005), que também utiliza de algoritmos de recomendação para sugerir a novos contribuidores arquivos do código fonte de projetos que possam contribuir na execução de uma tarefa. A diferença é que nesta ferramenta não são sugeridos apenas arquivos de código fonte, mas também trechos provenientes de outras fontes, como documentações dos projetos, canais de comunicação, relatórios de erro e planos para teste.

Buscando auxiliar novatos na escolha de uma primeira tarefa, WANG e SARMA (2011) propõem um mecanismo inteligente de busca por erros não resolvidos em projetos de software livre. De acordo com os autores, uma boa maneira de ingressar em um projeto de software livre se encontra na resolução de erros do programa desenvolvido. Encontrar erros que se adéquem às características técnicas e de interesse do novo contribuidor é um fator que deve ser levado em consideração, já que pode ser primordial na integração do novato a projetos neste contexto. O sistema proposto tem acesso à lista de erros de um projeto e possibilita que desenvolvedores encontrem erros que desejam solucionar por meio de buscas inteligentes, além de identificar erros similares àqueles que os novatos demonstrem interesse.

Engajados com a orientação de novatos em software livre, CANFORA *et al.* (2012) descrevem uma abordagem de auxílio a novatos denominada YODA⁶, que objetiva identificar e recomendar mentores para novos contribuidores em projetos de software livre. Por meio de algoritmos de recomendação e utilizando dados extraídos de listas de e-mail e sistemas

⁶spanichella.github.io/tools.html#yoda

de controle de versão, o YODA recomenda um mentor através de uma análise sistemática do histórico de contribuição e mentoria de cada desenvolvedor interno em um determinado projeto, que é associado pelo próprio sistema a um novato interessado em contribuir com a comunidade.

As ferramentas descritas acima tem relação com o modelo de barreiras proposto por I. STEINMACHER, CHAVES *et al.* (2014), que também propõem como contribuição de seu trabalho, uma ferramenta para auxiliar novatos em software livre. Conhecida como FLOSSCoach⁷, tal ferramenta é uma plataforma de auxílio a novos contribuidores, que visa orientar novatos entre os principais caminhos que devem ser seguidos para realização de uma contribuição em projetos de software livre. Tais caminhos foram definidos a partir das principais dificuldades que novatos enfrentam neste contexto.

Além de trabalhos na literatura, uma diversidade de ferramentas também são propostas por desenvolvedores de fora do contexto acadêmico. O Up For Grabs⁸, por exemplo, é um website que tem como objetivo auxiliar novatos a encontrarem tarefas disponíveis em projetos de software livre. Os novatos acessam o website que apresenta a eles, uma série de projetos com tarefas nos sistemas de caça tarefas (do inglês, *issue tracker*) específicas para novos contribuidores, como mostra a Figura 2.3. Outro exemplo de projeto é o First Timers Only⁹, um website que estabelece diretrizes para novatos que desejam contribuir com projetos de software livre. Nesta página é possível encontrar uma diversidade de dicas e tutoriais relacionados aos primeiros passos de um novato em projetos neste contexto.

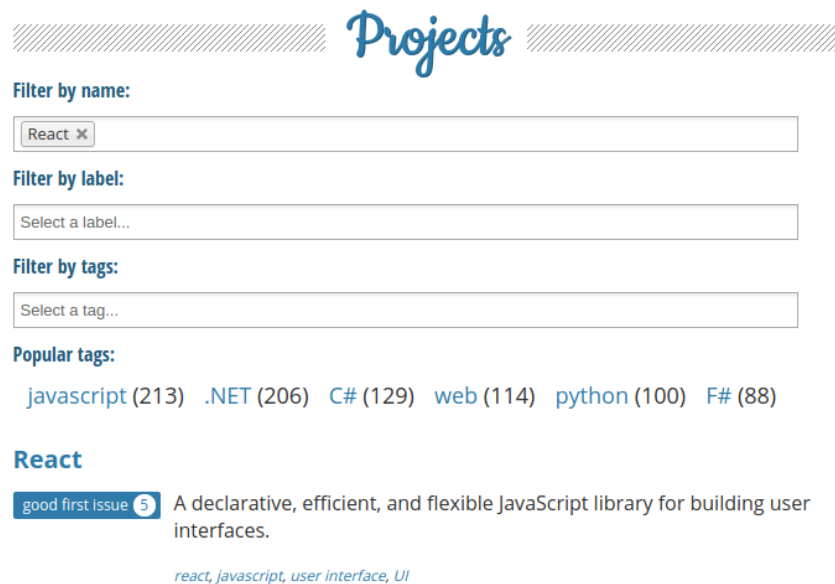


Figura 2.3: Exemplo de projeto cadastrado no Up For Grabs. React é o nome do projeto, e good-first-issue é o rótulo atribuído as tarefas destinadas a novatos.

⁷flosscoach.com

⁸up-for-grabs.net

⁹firsttimersonly.com

2.4.2 Suporte à documentação de software

Uma variedade de trabalhos relacionados também são propostos quanto a solução para problemas de documentação tais como os apresentados na Seção 2.3. [ZHONG e SU \(2013\)](#) propõem um mecanismo de identificação de erros em documentações de API's. Utilizando uma combinação de técnicas de processamento de linguagem natural e de análise de códigos fonte, os autores apresentam uma ferramenta para identificar trechos de documentação incoerentes e obsoletos. A ferramenta proposta, denominada DocRef, também identifica erros gramaticais. Tal ferramenta foi submetida a análise de cinco API's popularmente conhecidas e, de acordo com os autores, já reportou a mantenedores das cinco bibliotecas mais de mil erros de documentação.

Focados no processo de manutenção de programas escritos em Java, [HAIDUC *et al.* \(2010\)](#) propõem uma ferramenta para gerar sumários de classes e métodos em códigos fonte. Feita através de técnicas de sumarização de texto, a ferramenta visa facilitar o entendimento do código fonte de projetos Java, gerando um conjunto de palavras que descrevam corretamente as características principais de cada trecho de código. De acordo com os autores, quando desenvolvedores necessitam dar manutenção a uma determinada funcionalidade de um programa, dicas textuais podem auxiliar estes a compreenderem quais parte do código eles devem investigar, sem necessariamente gastarem um longo tempo compreendendo cada parte do projeto.

Em um estudo similar, [LI *et al.* \(2016\)](#) desenvolvem uma abordagem que gera automaticamente documentação para testes de unidade. Considerando a importância deste tipo de teste para manutenção e prevenção de erros em programas de computador, os autores desenvolveram uma ferramenta que analisa, a partir de um conjunto de técnicas, testes de unidade em repositórios de código fonte e preenche modelos pré-definidos de documentação com informações relevantes sobre cada teste de unidade. Tanto neste como no estudo de [HAIDUC *et al.* \(2010\)](#), questionários foram aplicados a desenvolvedores, a fim de avaliar a qualidade das documentações produzidas. Ambas as ferramentas tiveram grande aceitação por parte dos desenvolvedores, que compreendem o impacto da documentação de códigos na manutenção de projetos de software.

No contexto de software livre, [PANICHELLA \(2015\)](#) apresenta dois sistemas de recomendação que visam dar suporte a novatos em software livre. O primeiro, já mencionado anteriormente, é a ferramenta YODA, que recomenda mentores a novatos por meio da análise de dados dos projetos, como listas de e-mail e históricos de contribuição. E o segundo, nomeado CODES¹⁰, é um sistema de recomendação que sugere comentários para códigos Java, utilizando como fonte de dados, discussões entre desenvolvedores em meios de comunicação, tal como listas de e-mail e mecanismos de caça tarefa. Segundo os autores, sugerir mentores não é suficiente para dar suporte a novatos em software livre, auxiliá-los durante a compreensão e re-documentação dos projetos também são passos importantes na integração dos novatos a comunidades de software livre.

Fora do contexto acadêmico uma diversidade de projetos relacionados a este estudo dá suporte a documentações de software. Uma categoria comum são os geradores de

¹⁰spanichella.github.io/tools.html#codes

documentação. O Javadoc¹¹, por exemplo, analisa anotações e comentários em códigos Java, e gera automaticamente páginas HTML contendo informações sobre cada classe, método, interface e construtor desenvolvido. Como o Javadoc é específico para linguagem Java, é comum que outras linguagens apresentem outras alternativas, como o Pydoc¹², para linguagem Python, e o YARD¹³, para Ruby. É válido mencionar que, além dos geradores de documentação, outra categoria comum são as plataformas de hospedagem, tais como a Readthedocs¹⁴ e a Stoplight¹⁵, que fornecem modelos de documentação para que desenvolvedores organizem seus projetos online. A Figura 2.4 apresenta um exemplo de documentação gerada automaticamente pela ferramenta Javadoc.

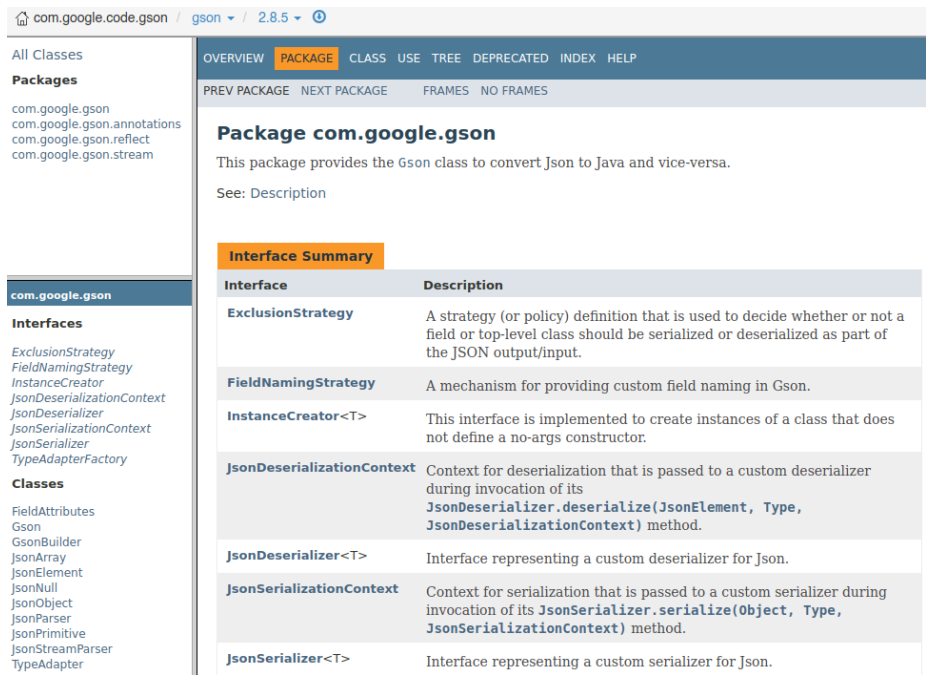


Figura 2.4: Exemplo de documentação gerada pela ferramenta Javadoc. Gson é o nome da classe contendo anotações e comentários de código.

¹¹docs.oracle.com/javase/10/javadoc
¹²docs.python.org/3/library/pydoc
¹³yardoc.org
¹⁴readthedocs.org
¹⁵stoplight.io

Capítulo 3

Metodologia

Levando em consideração as barreiras enfrentadas por novatos em software livre, em especial aquelas relacionadas à documentação dos projetos, propomos por meio desta pesquisa um modelo de classificação que contribua com a identificação de informações em documentações relevantes a novos contribuidores. A metodologia proposta dá continuidade a um trabalho preliminar (FRONCHETTI *et al.*, 2019), na qual foram investigadas características que influenciam a atratividade de novatos em projetos de software livre.

A elaboração deste método é baseada em dois estudos relacionados, um deles proposto por I. STEINMACHER, CHAVES *et al.* (2014), que evidenciaram a necessidade de uma ferramenta que auxilie novatos na compreensão de documentações de projetos em de software livre e outro proposto por PANICHELLA *et al.* (2015), que desenvolveram um método de identificação de seções em documentações de software, similar ao apresentado para este estudo.

3.1 Questões de pesquisa

Três questões pesquisa foram definidas para alcançar o objetivo desta dissertação:

QP1 É possível identificar trechos em arquivos de contribuição de projetos de software livre que sejam relevantes a novos contribuidores utilizando algoritmos de classificação?

Por meio desta questão, buscamos compreender se algoritmos de aprendizagem supervisionada são capazes de um conjunto de categorias de informação relevantes a novos contribuidores. Um conjunto de cinco algoritmos multi-classe são treinados e seus desempenhos avaliados com base em seis categorias de informação.

QP2 Como diferentes características de classificação influenciam as previsões feitas pelo classificador em trechos de documentação?

Em um segundo estágio, as características extraídas do modelo supervisionado com melhor desempenho na classificação são avaliadas. O objetivo desta segunda etapa é compreender quais conjuntos de palavras melhor representam as seis categorias de informação definidas.

QP3 Qual a percepção dos desenvolvedores de software livre em relação aos trechos de documentação identificados pelo classificador?

Visando compreender se as previsões geradas pelo modelo de classificação também fazem sentido a percepção de desenvolvedores de software, esta terceira e última questão de pesquisa foi estabelecida. Durante a execução desta metodologia, previsões do modelo de classificação com melhor desempenho são apresentadas a programadores, sendo estas avaliadas através de um questionário.

3.2 Método

Para que seja possível responder as questões de pesquisa apresentadas na Seção 3.1, o método proposto é dividido em um conjunto de cinco etapas. Primeiro, são definidas categorias de informação a serem identificadas em arquivos de contribuição de projetos de software livre. Em seguida, documentações de um conjunto de projetos são extraídas como amostra, e uma análise qualitativa é executada para identificar trechos das documentações que sejam relevantes a novos contribuidores. Por fim, o modelo de classificação é desenvolvido e avaliado. A Figura 3.1 apresenta a sequência de atividades executadas no método desta pesquisa, e as seções a seguir descrevem detalhadamente cada uma das etapas executadas.

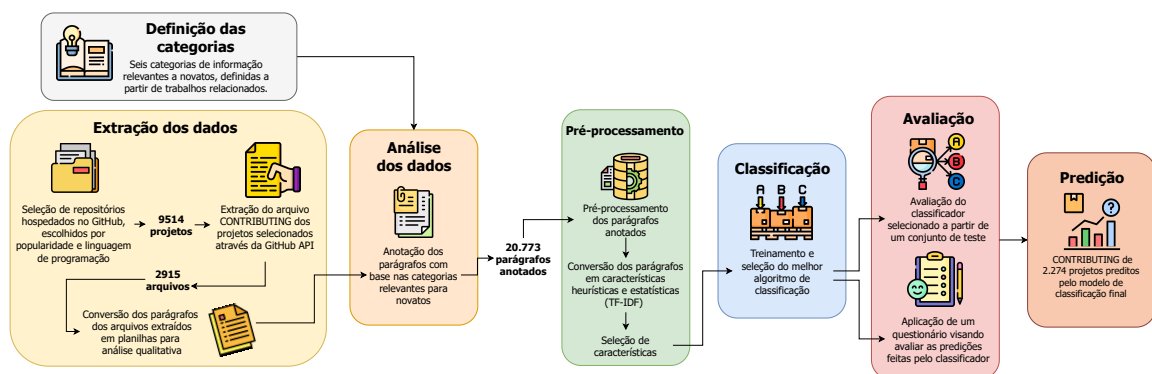


Figura 3.1: Método de pesquisa.

3.2.1 Definição das categorias

Um conjunto de categorias de informação foram elaboradas para facilitar a identificação de trechos relevantes a novos contribuidores nas documentações de projetos de software livre. Estas categorias foram estabelecidas com base nas barreiras apresentadas pelo modelo de I. STEINMACHER, T. U. CONTE *et al.* (2016) e em demais trabalhos relacionados, que também identificaram dificuldades que novatos enfrentam neste contexto (KROGH *et al.*, 2003; HANNEBAUER e GRUHN, 2017). Na Tabela 3.1, apresentamos o conjunto contendo seis categorias que identificamos nas documentações de projetos de software livre. As principais dificuldades enfatizadas nas categorias estabelecidas foram aquelas passíveis de solução por meio da documentação dos projetos. Cada categoria representa a descrição de uma barreira retirada do modelo apresentado por I. STEINMACHER, T. U. CONTE *et al.* (2016) e das informações disponíveis na plataforma de suporte a novatos FLOSSCOACH (Igor

STEINMACHER, TREUDE *et al.*, 2018), também apresentada pelos autores neste estudo. Estas categorias devem contribuir com o processo de contribuição dos novatos, já que abrangem problemas importantes, como a compreensão do projeto, contato com a comunidade e submissão de mudanças ao código fonte.

3.2.2 Extração dos dados

Seleção dos repositórios

Considerando que a premissa principal deste estudo é conseguir identificar trechos em documentações de projetos de software livre, um conjunto de projetos hospedados na plataforma de codificação GitHub foi selecionado como amostra. Visando maximizar a pluralidade dos projetos escolhidos, e buscando escapar de repositórios vazios ou sem atividade na plataforma, a seleção de projetos foi feita a partir da popularidade e linguagem de programação de cada repositório. Para compor nossa amostra, os projetos mais populares com predominância nas seguintes linguagens de programação foram escolhidos: JavaScript, Python, Java, PHP, C#, C++, TypeScript, Shell, C, e Ruby. A escolha de tais linguagens de programação se baseia em dados do evento GitHub Octoverse (GITHUB, 2020), que lista anualmente as linguagens de programação mais populares na plataforma. Já a filtragem por popularidade se baseou no número de estrelas de cada repositório no GitHub que, de acordo com BORGES *et al.* (2016), pode servir como métrica para definir quão popular os projetos são. Um total de 9.514 repositórios foram selecionados para compor nossa amostra por meio da GitHub API, um serviço que fornece dados sobre repositórios de código hospedados nesta plataforma (GITHUB, 2022).

Extração dos arquivos de contribuição

De cada um dos projetos selecionados, foi extraído o arquivo CONTRIBUTING do repositório de código fonte. A razão para escolha deste arquivo e não de outras fontes de documentação, se concentra no fato deste apresentar informações relevantes a novos contribuidores, ser de fácil extração e ser usualmente escrito a partir de uma mesma sintaxe, o que facilitaria o processo de identificação das categorias. Visto que os projetos selecionados estavam hospedados na plataforma de codificação GitHub, a documentação dos projetos também foram extraídas por meio da GitHub API. Para garantir que os projetos a serem estudados continham um arquivo CONTRIBUTING válido para análise, foram definidos um conjunto de filtros de seleção. Projetos que não continham o arquivo CONTRIBUTING, não continham o arquivo escrito em inglês, não continham o arquivo em formato Markdown, ou que continham o arquivo com tamanho menor que 0.5kB, foram removidos da amostra.

Ao fim da filtragem, o arquivo CONTRIBUTING de 2.915 projetos de software livre foram escolhidos para compor a amostra de projetos. As linguagens de programação com maior número de projetos válidos foram TypeScript ($n = 469$), JavaScript ($n = 399$) e Ruby ($n = 328$). O total de 6.599 projetos foram removidos após a filtragem, com uma média de 660 repositórios removidos por linguagem, sendo Java ($n = 221$), C ($n = 172$) e Shell ($n = 172$) as linguagens com menor número de projetos inclusos na amostra final, e a ausência do arquivo CONTRIBUTING o principal motivo de exclusão ($n = 6055$). Os motivos pelos quais certos projetos foram removidos são apresentados na Tabela 3.2.

Categoria	Descrição
Compreender o fluxo de contribuição (CF)	Não é incomum que os recém-chegados se sintam perdidos ou desmotivados quando não está claro como contribuir com um projeto de software livre. Para esta categoria, identificamos trechos de documentação que descrevem qual é o fluxo de contribuição de um projeto. O fluxo de contribuição pode ser definido como um conjunto de etapas que um recém-chegado precisa seguir para desenvolver uma contribuição aceitável para o projeto.
Escolher uma tarefa (ET)	Muitos desenvolvedores estão interessados em contribuir com projetos de software livre, mas a maioria deles não sabe com qual tarefa começar. Nesta categoria, identificamos frases descrevendo como os recém-chegados podem encontrar uma tarefa para contribuir com o projeto.
Contactar a comunidade (CC)	Além de um mentor, também é importante que os recém-chegados entrem em contato com a própria comunidade do projeto. Por esse motivo, identificamos nesta categoria qualquer informação que detalhasse como um recém-chegado pode entrar em contato com os membros da comunidade, incluindo links para canais de comunicação, tutoriais sobre como enviar uma mensagem, etiquetas de comunicação, entre outros.
Construir o ambiente de trabalho (CA)	Recém-chegados relataram em estudos anteriores que não encontraram explicações sobre como poderiam construir seu próprio ambiente de trabalho (construir, compilar, executar, gerenciar dependências, etc.) antes de contribuir. Para esta categoria, identificamos frases que explicassem como um novato poderia construir seu ambiente local de trabalho.
Lidar com código (LC)	Muitos projetos têm seus próprios padrões de código, arquiteturas e práticas de software. Nesta categoria, identificamos frases na documentação dos projetos descrevendo como o código deveria ser escrito, organizado e documentado pelos novos contribuidores.
Submeter mudanças (SM)	O último passo no processo de contribuição é a submissão de mudanças ao repositório do projeto. Nesta categoria, identificamos informações sobre como a submissão de alteração (em inglês, patch) deveria ser feita pelos novatos.

Tabela 3.1: *Categorias estabelecidas para análise das documentações.*

Removido porque o arquivo CONTRIBUTING:	JavaScript (n=824)	Python (n=929)	Java (n=942)	PHP (n=941)	C# (n=990)	C++ (n=942)	TypeScript (n=990)	Shell (n=990)	C (n=947)	Ruby (n=1019)
Estava faltando	381 (46%)	527 (57%)	692 (73%)	593 (63%)	651 (66%)	604 (64%)	474 (48%)	785 (79%)	702 (74%)	646 (63%)
Não estava em inglês	3 (> 1%)	12 (1%)	4 (> 1%)	4 (> 1%)	3 (> 1%)	2 (> 1%)	3 (> 1%)	4 (> 1%)	2 (> 1%)	1 (> 1%)
Não estava em Markdown	2 (> 1%)	91 (10%)	5 (1%)	4 (> 1%)	1 (> 1%)	14 (1%)	4 (> 1%)	6 (1%)	26 (3%)	11 (1%)
Tinha tamanho menor que 0.5kB	41 (5%)	37 (4%)	22 (2%)	49 (5%)	54 (5%)	35 (4%)	42 (4%)	23 (2%)	28 (3%)	33 (3%)
Total de projetos removidos	425 (52%)	661 (71%)	721 (76%)	647 (68%)	709 (71%)	651 (69%)	521 (52%)	818 (82%)	755 (79%)	691 (67%)

Tabela 3.2: Número de projetos removidos por linguagem e as razões para exclusão. O valor "n" representa o total de projetos extraídos para determinada linguagem. É válido mencionar que certos arquivos podem ter sido removidos por mais de uma razão.

Conversão dos arquivos em planilhas para análise

Com apenas arquivos CONTRIBUTING válidos na amostra, os arquivos Markdown extraídos dos repositórios de código foram convertidos para planilhas em Excel. As planilhas, cada qual representando um projeto, foram organizadas em sete colunas. Na primeira coluna, os parágrafos do arquivo CONTRIBUTING foram divididos entre as células da coluna. A divisão dos parágrafos foi implementada com base na definição fornecida pelo próprio GitHub ([GitHub, s.d.](#)), que define parágrafo como "uma sequência de linhas não brancas que não podem ser interpretadas como outras estruturas de bloco". As colunas seguintes foram reservadas para identificação das categorias de informação listadas na Tabela 2.3, a serem marcadas durante a análise qualitativa.

3.2.3 Análise dos dados

Com os arquivos em formato de planilha, foi realizada a análise qualitativa dos parágrafos para os projetos considerados válidos. Dois pesquisadores ficaram responsáveis por analisar os dados, um sendo aluno de mestrado em Ciência da Computação, e outro doutor em Ciência da Computação. Para assegurar que ambos obtivessem um padrão similar na identificação das categorias de informação, um conjunto de 30 projetos foram escolhidos aleatoriamente e separados para análise e discussão. A análise dos trinta projetos foi dividida em três etapas consecutivas, e as planilhas analisadas da seguinte forma: Com a planilha de um projeto aberta, o pesquisador lia os parágrafos na primeira coluna e, quando julgasse tal informação pertencente a uma categoria de informação, adicionava uma marcação a coluna da respectiva categoria na mesma linha do parágrafo. Em nosso método, ficou decidido que cada parágrafo poderia receber apenas uma única categoria, já que a quantidade de informação oferecida por parágrafo, de modo geral, seria suficiente apenas para uma e não múltiplas categorias. Os parágrafos sem categoria identificada ficariam marcados posteriormente com uma categoria extra, denominada Nenhuma categoria identificada (NC).

Ao final de cada etapa, os pesquisadores discutiam as planilhas analisadas e definiam acordos a serem seguidos durante a análise qualitativa. Ao fim da primeira etapa, os pesquisadores atingiram uma concordância de 47.81% a partir de 10 planilhas analisadas. Para as duas últimas etapas, as concordâncias chegaram a 74.78%, o que foi considerado pelos pesquisadores como um valor suficiente de concordância, dado a complexidade do problema em questão. Ao final da terceira e última etapa, ambos os pesquisadores

passaram então a analisar separadamente um novo conjunto de 500 planilhas retiradas da amostra de projetos válidos. Nenhum destes projetos havia sido utilizado na análise preliminar. A anotação ocorreu da mesma forma, com no máximo uma categoria anotada por parágrafo.

3.2.4 Descrição dos dados analisados

Ao fim da análise qualitativa, os pesquisadores chegaram a um conjunto contendo 20.733 parágrafos analisados. A distribuição de parágrafos analisados por arquivo é apresentada na Figura 3.2. Destes parágrafos, 13.272 (64%) foram identificados como pertencentes a uma das seis categorias de informação relevantes a novatos, e os demais sem categoria identificada. Um comparativo da média de parágrafos identificados por categoria em cada arquivo de contribuição, e o número de projetos identificados como contendo cada categoria são apresentados na Figura 3.3. A categoria com maior número de parágrafos identificados para o conjunto de projetos analisados foi a de Submeter mudanças (SM), com um total de 6.174 parágrafos relacionados, e aparecendo em média em 12 parágrafos por arquivo de contribuição. A categoria Submeter mudanças (SM) não só apresentou uma média de parágrafos por arquivo maior que as demais categorias, como também apareceu em mais projetos, tendo sido identificada em 396 (79%) dos 500 projetos analisados.

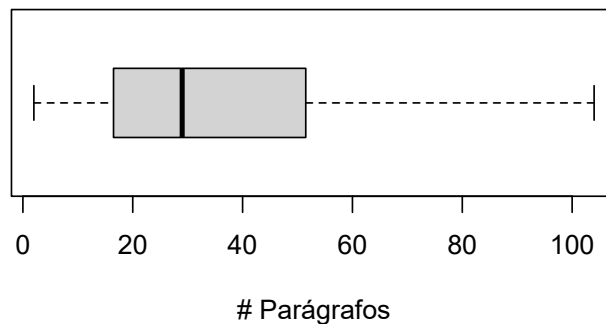


Figura 3.2: Número de parágrafos analisados por arquivo.

Seguindo a média de parágrafos identificados por arquivo, se encontraram em segundo e terceiro lugar as categorias Lidar com código (LC) e Compreender o fluxo de contribuição (CF), respectivamente. Embora a categoria Lidar com código (LC) tenha aparecido em uma média de 5 parágrafos por arquivo analisado, enquanto que a categoria Compreender o fluxo de contribuição (CF) apareceu em média em 4 parágrafos, a categoria Compreender o fluxo de contribuição (CF) apareceu em mais projetos. Dos 500 projetos analisados, a categoria Compreender o fluxo de contribuição (CF) apareceu em 319 projetos (63%), um número relativamente maior ao da categoria Lidar com código (LC), que apareceu em apenas 280 projetos (56%).

Nas últimas posições se encontram as categorias Construir o ambiente de trabalho (CA), com uma média de 3 parágrafos por arquivo de contribuição e aparecendo em 139

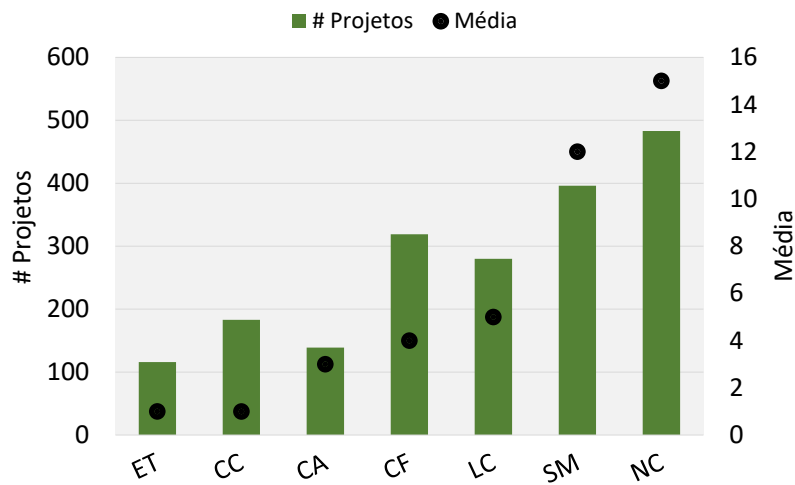


Figura 3.3: Número de projetos contendo cada categoria de informação, e média de parágrafos em determinada categoria por projeto.

Legenda: ET (Escolher a tarefa), CC (Contactar a comunidade), CA (Construir o ambiente de trabalho), CF (Compreender o fluxo de contribuição), LC (Lidar com o código), SM (Submeter mudanças), NC (Nenhuma categoria identificada).

projetos (27%), seguida por Contactar a comunidade (CC) e Escolher uma tarefa (ET), ambas aparecendo em média em 1 parágrafo por projeto, e tendo sido identificadas em 183 (36%) e 116 (23%) projetos, respectivamente. Além da média de parágrafos por categoria, também é apresentado na Figura 3.3 o número médio de parágrafos identificados como sem categoria de informação, ao qual a categoria Nenhuma categoria identificada (NC) é atribuída. Uma média de 14 parágrafos não tiveram nenhuma categoria identificada por arquivo de contribuição, tendo 483 projetos (96%) apresentado parágrafos sem nenhuma categoria, com a maioria dos projetos apresentando.

Outra informação interessante é encontrada no número de categorias de informação atendidas por projeto. Como mostra a Figura 3.4, todos os projetos analisados tiveram ao menos uma das categorias de informação identificada em seus parágrafos. Apenas 50 projetos (10%) apresentaram cinco ou mais categorias de informação, tendo 12 (2%) destes apresentado as seis categorias em seus arquivos de contribuição. Em contrapartida, 74% dos projetos apresentaram arquivos contendo entre duas e quatro categorias de informação. Um total de 135 projetos (27%) apresentaram três categorias, 130 projetos (26%) duas categorias, e 107 projetos (21%) quatro categorias. Por fim, 78 projetos (16%) apresentaram apenas uma categoria em seus arquivos de contribuição.

3.2.5 Pré-processamento

Preparação dos parágrafos

A preparação dos dados para classificação, definida pelas etapas de pré-processamento e extração de características na Figura 3.5, consistiu em preparar e dividir o conteúdo das planilhas analisadas entre características e rótulos para implementação do classificador.

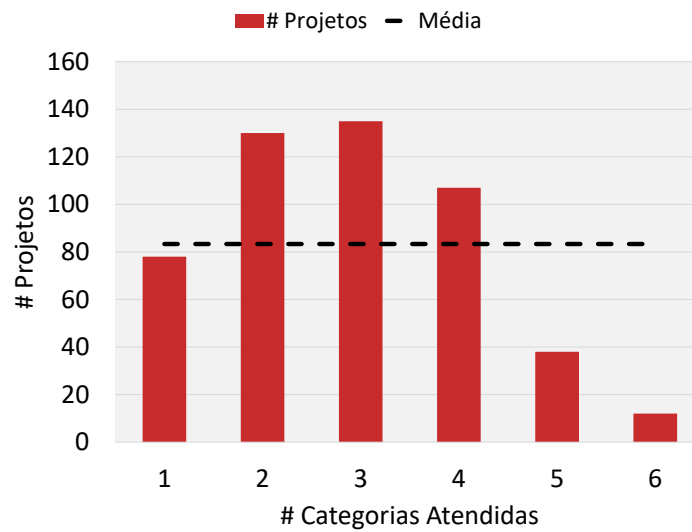


Figura 3.4: Número de categorias de informação atendidas por projeto, e linha média de 83 projetos por número de categorias atendidas.

Consideramos como características os parágrafos das planilhas analisadas, e rótulos a categoria identificada pelos pesquisadores para cada um dos parágrafos. Antes de transformarmos os parágrafos em características para classificação, uma etapa de pré-processamento destes dados foi executada. Nesta etapa, informações não relevantes à classificação foram removidas a partir da combinação de três métodos comuns ao processamento de linguagem natural: lematização (THANAKI, 2017), remoção de pontuações (LANTZ, 2013), e remoção de palavras de parada (Em inglês, *stopwords*).

No processo de lematização, variações de uma mesma palavra foram agrupadas em sua forma raiz a fim de facilitar o entendimento do conteúdo dos parágrafos por parte do classificador (e.g., em inglês, as palavras “*studies*” e “*studying*” foram reduzidas à sua forma raiz “*study*”). A remoção de pontuações foi feita através de expressões regulares e métodos de substituição de palavras, e a remoção de palavras irrelevantes feita a partir de um conjunto de palavras pré-definido, removidas por meio de código. Nesta dissertação, o processo de lematização e remoção de *stop words* foi feito através da biblioteca NLTK¹, amplamente utilizada em estudos envolvendo processamento de linguagem natural (BONACCORSO, 2017b; LOPER e BIRD, 2002; BIRD, 2006).

Conversão dos parágrafos em características

Para descrever o conteúdo dos projetos analisados em informações válidas para classificação, os parágrafos das 500 planilhas analisadas foram convertidos em características estatísticas e heurísticas. Foram considerados como valores estatísticos, a transformação dos parágrafos em características TF-IDF² obtidas com o uso de bibliotecas de aprendizado de máquina. Os valores heurísticos foram obtidos por meio da análise manual dos

¹<https://www.nltk.org/>

²TF-IDF (do inglês, *Term Frequency - Inverse Document Frequency*) é uma técnica estatística de extração de características textuais, que tem como principal objetivo identificar palavras relevantes em um texto não ou semi estruturado (KIDO *et al.*, 2014)

parágrafos e categorias marcadas. Quando um padrão linguístico que associava parágrafos a uma categoria era identificado pelos pesquisadores, um novo valor heurístico era então gerado como característica para classificação.

A ideia de valores heurísticos emergiu do estudo realizado por PRANA *et al.* (2019) que identificou, por exemplo, que a categoria “cabecalho da documentação” proposta em seu estudo, poderia ser identificada pela ocorrência do título do repositório de código na documentação analisada. Além da divisão entre rótulos e características para classificação, os valores convertidos também foram divididos em conjuntos de treino e teste, a serem utilizados nas etapas seguintes.

Categoria	Características
Compreender o fluxo de contribuição (CF)	Clone, push, merge, pull request, contribution
Escolher uma tarefa (ET)	Issue, issue tracker, label, fork
Contactar a comunidade (CC)	Mailing list, contact, email, conduct, slack
Construir o ambiente de trabalho (CA)	Tool, package, update, dependencies, source code, setup
Lidar com código (LC)	Code snippet, library, debug, coding convention, method, variable
Submeter mudanças (SM)	Commit, diff, review, test, fetch, continuous integration

Tabela 3.3: *Exemplos de características heurísticas utilizadas.*

Seleção de características

Visando aprimorar o processo de classificação dos parágrafos, uma etapa de seleção de características foi executada. Nesta etapa, a função `SelectPercentile`³ foi utilizada para selecionar apenas as melhores características para treinamento. Tal função atribui pontuações para o conjunto de características disponível para treinamento através de testes estatísticos, e é capaz de selecionar apenas as melhores características a partir de um percentil definido como entrada pelo usuário. Nesta pesquisa, 15% das características geradas na etapa anterior foram mantidas, sendo estas as com melhores pontuações obtidas através da função `SelectPercentile`. O teste estatístico escolhido para esta seleção foi o Qui-quadrado, comum a problemas de classificação (BONACCORSO, 2017d; BROWNLIE, 2019).

3.2.6 Classificação

Para que fosse possível automatizar o processo de identificação das categorias em documentações de projetos de software livre, um modelo de classificação de categorias foi implementado. A elaboração deste modelo aconteceu em três etapas: Primeiro, cinco

³https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.feature_selection.SelectPercentile.html

algoritmos de aprendizagem supervisionada foram combinados com estratégias de classificação multi-classe para treinar diferentes classificadores utilizando as características disponíveis para treinamento. Em seguida, um processo de avaliação do desempenho destes modelos foi executado, de modo a encontrar aquele que melhor identificasse as categorias em documentações de projetos de software livre. Tal modelo foi então treinado novamente com todas as características disponíveis para classificação, e avaliado através de uma análise quantitativa e um questionário com programadores.

A implementação destes algoritmos, bem como todo processo de classificação, foi feita com auxílio da biblioteca scikit-learn (PEDREGOSA *et al.*, 2011), comumente utilizada em estudos envolvendo aprendizagem supervisionada. Uma ilustração completa do processo de classificação é apresentada na Figura 3.5.

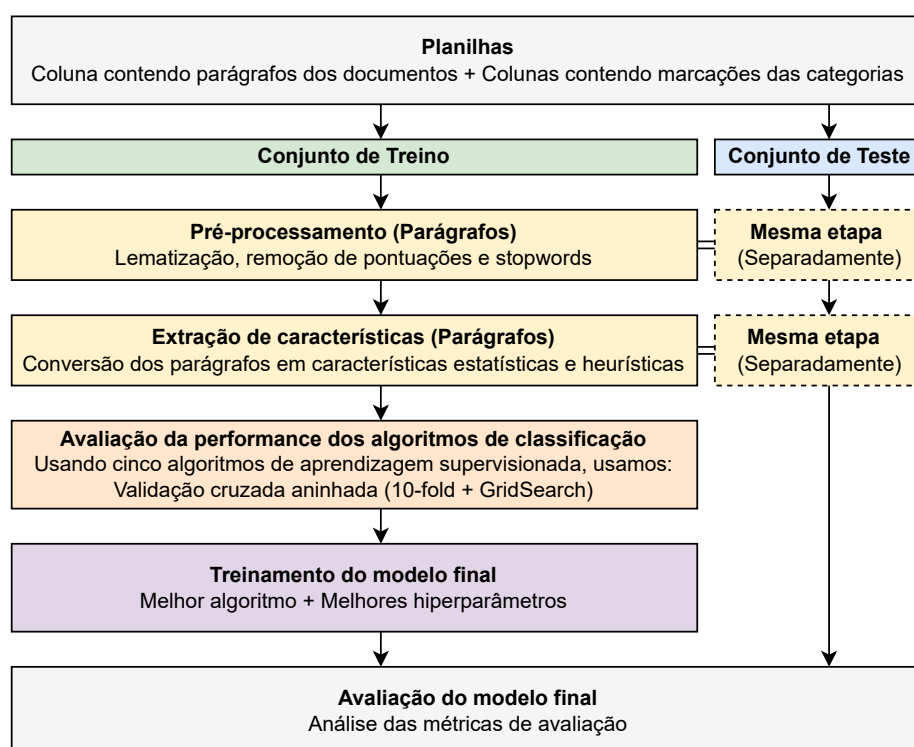


Figura 3.5: Construção do modelo de classificação.

Algoritmos de classificação

Diferentes classificadores foram treinados a fim de se obter o modelo de classificação que melhor identificasse trechos relevantes a novatos em documentações de projetos em software livre. Entre os algoritmos utilizados para treinamento dos classificadores, estavam: Random Forest (RF), Linear Support Vector Machine (SVM), Multinomial Naive Bayes (NB), K-Neighbors (kNN) e Logistic Regression (LR). Estes algoritmos foram escolhidos por serem amplamente utilizados em aprendizagem de máquina (BONACCORSO, 2017a), além de terem sido utilizados em trabalhos relacionados, como nos estudos de PRANA *et al.* (2019) e PANICHELLA *et al.* (2015). A busca pelos melhores hiper-parâmetros de cada algoritmo foi feita por meio de uma busca exaustiva através do método GridSearch (KLOSTERMAN,

2019), utilizando de pequenas variações dos valores padrão da biblioteca scikit-learn, especificados manualmente em código.

Para comparar o desempenho dos algoritmos selecionados com estratégias mais simples de predição, dois algoritmos de classificação aleatórios também foram utilizados como base na avaliação. Um dos algoritmos retornando sempre a classe mais frequente entre as instâncias no conjunto de treinamento, e o outro atribuindo classes de maneira completamente aleatória. A ideia por trás destes algoritmos aleatórios era avaliar se os modelos treinados a partir dos algoritmos de classificação selecionados realmente conseguem identificar as classes, ou se estão apenas atribuindo categorias aos parágrafos de maneira equivocada. Tal abordagem já foi anteriormente utilizada por outros trabalhos relacionados (OWHADI-KARESHK *et al.*, 2019; SANTOS *et al.*, 2021).

Adaptações para classificação multi-classe

Como foi estabelecido que seis categorias de informação poderiam ser identificadas nas documentações dos projetos, duas estratégias de classificação multi-classe foram utilizadas em conjunto com os algoritmos selecionados, sendo elas One-vs-Rest e One-vs-One (BONACCORSO, 2017c). Na estratégia One-vs-Rest (OvR), classificadores binários foram treinados separadamente para identificar cada categoria de informação. Cada classificador ficou responsável por distinguir uma categoria das demais existentes, e uma função de decisão ficou responsável por atribuir categorias a novos parágrafos de entrada. Na estratégia One-vs-One (OvO), classificadores binários foram treinados para identificar as seis classes de informação em pares, cada par buscando diferenciar uma categoria de outra, e uma função de decisão também foi utilizada na categorização de novas entradas.

Por se tratar de um problema multi-classe com classes desbalanceadas, o uso da técnica de sobreamostragem SMOTE também foi avaliado nesta etapa. Nesta técnica, novas amostras são criadas para classes desfavorecidas, a fim de se aproximar o número de amostras disponíveis por classe (CAMPESATO, 2021). O objetivo de testar a técnica SMOTE, era de compreender se uma maior igualdade entre as amostras por classe afetaria ou não o desempenho dos algoritmos.

Escolha do melhor modelo de classificação

Na busca pelo modelo de classificação que melhor identificasse as categorias de informação relevantes a novatos em software livre, os algoritmos, técnicas e estratégias de classificação listados anteriormente foram submetidos a uma etapa de avaliação de desempenho. Nesta etapa, cada algoritmo de classificação foi treinado utilizando as duas técnicas de classificação multi-classe separadamente, bem como foram treinados com e sem a técnica de sobreamostragem SMOTE. O objetivo principal desta etapa era de quantificar o desempenho de diferentes combinações para classificação. Para melhor avaliar a capacidade de predição de cada uma das combinações, a técnica de validação cruzada aninhada k -fold e a métrica de avaliação f -measure foram utilizadas.

Na validação cruzada aninhada k -fold, dois laços de repetição aninhados, cada qual com k repetições, são utilizados para particionar o conjunto de treinamento com o objetivo de avaliar o comportamento de um único algoritmo de classificação sob diferentes

subconjuntos de dados. Nesta pesquisa, consideramos $k = 10$ partições. Nesta estratégia, o laço de repetição externo divide o conjunto de treinamento em k partes iguais. Para cada iteração i deste laço, o subconjunto k_i de dados é guardado para avaliação do desempenho, e os $k - 1$ subconjuntos restantes usados para treinamento de um modelo de classificação. Em cada iteração do laço externo, o laço interno também divide os $k - 1$ subconjuntos para treinamento em k diferentes partes iguais, e os utiliza para computar a melhor combinação de hiper-parâmetros para aquele algoritmo através do método GridSearch.

O laço de repetição externo é executado para avaliar a capacidade de generalização⁴ dos algoritmos de classificação selecionados em relação ao problema definido nesta pesquisa, e o laço interno, para encontrar os melhores hiper-parâmetros para cada algoritmo. Após o processo de validação cruzada aninhada, o desempenho dos modelos gerados pelo laço externo é avaliado pela métrica de avaliação *f-measure* utilizando o subconjunto de validação remanescente a cada iteração.

Sobre a métrica de avaliação *f-measure* nesta pesquisa, temos que ela é a responsável por definir qual dos algoritmos de classificação selecionados obteve o melhor desempenho nos diferentes cenários gerados pela validação cruzada. A métrica *f-measure* para problemas de classificação multi-rótulo é definida da seguinte forma (PANICHELLA *et al.*, 2015):

$$F1 = \frac{\sum_{l \in L} w_l \times F1_l}{|L|} \quad (3.1)$$

$$F1_l = \frac{2 \times Precision_l \times Recall_l}{Precision_l + Recall_l}$$

onde w_l é a proporção do rótulo l em todos os dados previstos, $F1_l$ é o valor de *f-measure* para o rótulo l , L é o conjunto de rótulos, $Precision_l$ é a precisão para o rótulo l , e $Recall_l$ é o sensibilidade para o rótulo l . Ao computar precisão e sensibilidade para um determinado rótulo l , uma instância é considerada positiva se ela contém o rótulo l , caso contrário, é considerada negativa. Desta forma, temos que precisão é a proporção de instâncias positivas preditas que são realmente positivas, enquanto que sensibilidade é a proporção de instâncias positivas que foram preditas como positivas. Vale ressaltar que o valor de *f-measure* é calculado separadamente para os modelos gerados no laço externo da etapa de validação cruzada, e uma média aritmética destes valores é apresentada como resultado para o algoritmo de classificação testado neste processo. Consideramos como o algoritmo com melhor desempenho, aquele que obteve a melhor média aritmética entre os valores de *f-measure* obtidos na validação cruzada aninhada.

3.2.7 Avaliação do modelo de classificação

Assim que o modelo de classificação final foi definido, duas análises foram realizadas como parte resultante deste trabalho. Primeiro, uma avaliação da importância das

⁴Generalização refere-se à capacidade de realizar previsões corretas em dados novos, anteriormente não vistos, em oposição aos dados usados para treinar o modelo de classificação (GOOGLE GLOSSARY, 2019)

características extraídas do modelo de classificação final foi executada. Em seguida, uma avaliação das predições feitas pelo mesmo modelo foi executada através de um questionário com 46 desenvolvedores de software. A descrição de cada uma das atividades é definida detalhadamente abaixo.

Avaliação das características

Assim que um modelo de classificação final foi selecionado após a etapa de validação cruzada, uma investigação das características deste modelo foi executada. A ideia era compreender quais características tem mais importância na identificação de cada uma das categorias relevantes a novatos em software livre. Tanto as características estatísticas como as heurísticas foram avaliadas. Para que essa análise fosse possível, os pesos de cada uma das características foram extraídos do modelo de classificação elegido, através da própria biblioteca de aprendizado de máquina utilizada durante a construção do modelo. Quanto maior o peso de uma característica, consequentemente maior ficou considerada sua importância para identificação de cada uma das categorias. A relevância das principais características por categoria é apresentada por meio de gráficos de dispersão.

Além disso, uma avaliação da diferença de importância entre o conjunto de características estatísticas e heurísticas também foi efetuada. Para isso, dois novos modelos de classificação com as mesmas configurações do modelo final foram treinados, um contendo apenas o conjunto de valores estatísticos, e outro apenas o conjunto de valores heurísticos. O valor de *f-measure* foi calculado para ambos os modelos. A ideia era compreender qual conjunto de valores obteve maior impacto na identificação das categorias relevantes a novos contribuidores, promovendo uma discussão sobre os diferentes conjuntos de características utilizados.

Avaliação das predições por desenvolvedores

Uma avaliação de predições feitas pelo modelo de classificação final também foi executada. O objetivo desta etapa era compreender se novas predições fariam sentido para contribuidores no contexto de desenvolvimento de software, e se as categorias preditas de fato teriam relação com o conteúdo dos parágrafos. Para isso, novos e experientes contribuidores em software livre foram convidados a participar de um questionário contendo predições de categorias em parágrafos para avaliação. A seleção de participantes foi feita através da plataforma de *crowd sourcing* Amazon Mechanical Turk⁵, de onde apenas pessoas com experiência em programação foram convidadas para realizar o questionário.

A apresentação do questionário ficou dividida em três partes: treinamento, avaliação e coleta de dados demográficos. Na etapa de treinamento, a descrição das categorias preditas pelo modelo de classificação foram apresentadas aos participantes em formato similar a Tabela 3.1. Para confirmar que os participantes compreenderam a explicação dada, estes foram requisitados a responder uma série de seis perguntas, cada qual solicitando ao participante que selecionasse a definição correta pra cada categoria de informação. Responder a definição de cada categoria era pré-requisito para continuar o questionário, e os participantes que selecionaram a definição de duas ou mais categorias incorretamente foram excluídos da pesquisa.

⁵<https://www.mturk.com/>

Na etapa de avaliação, os participantes foram convidados a qualificar predições feitas pelo classificador a parágrafos extraídos do arquivo de contribuição de 75 projetos de software livre. A escolha destes projetos foi feita de maneira aleatória, a partir da amostra de 2.915 repositórios coletada anteriormente. Nenhum dos 75 projetos selecionados foi utilizado em etapas anteriores, sendo o conteúdo destes completamente desconhecidos pelo modelo de classificação. Para compor o conjunto de parágrafos a serem avaliados pelos participantes no questionário, categorias de informação foram atribuídas a cada um dos 75 projetos selecionados, totalizando um conjunto de 2.685 parágrafos classificados. Deste conjunto de parágrafos, 10 parágrafos por categoria de informação foram aleatoriamente selecionados para compor a amostra de questões do questionário.

Choose a task: Specifies the set of information that describes how new contributors can find a task to contribute with the project. It may also contain descriptions of different types of tasks designed for newcomers and guidelines on how to perform a new contribution.

Use the following scale to determine how adequate the category "Choose a task" relates to the paragraph below:

"Once the team have approved an issue/spec, development can proceed. If no developers are immediately available, the spec can be parked ready for a developer to get started. Parked specs' issues will be labeled 'Help Wanted'. To find a list of development opportunities waiting for developer involvement, visit the Issues and filter on the Help-Wanted label."

Extremely inadequate	Somewhat inadequate	Somewhat adequate	Extremely adequate
----------------------	---------------------	-------------------	--------------------

Figura 3.6: Exemplo de questão aplicada no questionário.

Durante a avaliação, cada participante ficou responsável por avaliar 3 predições feitas por categoria de informação em uma escala de avaliação Likert com quatro níveis, de extremamente inadequado a extremamente adequado. A escolha dos parágrafos a serem apresentados a cada participante foi feita de forma aleatória, resultando em um total de 18 parágrafos avaliados por pessoa. Após a etapa de avaliação, os participantes foram questionados sobre seus anos de experiência com programação e contribuição com comunidades de software livre.

3.2.8 Predição dos projetos restantes

Com o objetivo de melhor compreender como as categorias de informação definidas neste trabalho se apresentam em projetos de software livre, os 2.274 projetos coletados por esta pesquisa que não foram utilizados na análise qualitativa foram então preditos pelo modelo de classificação final. A análise gerada é apresentada na seção a seguir, em conjunto com os demais resultados desta pesquisa.

Capítulo 4

Resultados

Neste capítulo, os resultados obtidos com o processo de elaboração de um modelo de classificação capaz de identificar categorias relevantes a novatos em software livre são discutidos. Primeiro, os resultados do processo de escolha do modelo de classificação são apresentados. Em seguida, a performance do classificador escolhido frente ao conjunto de teste é apresentada, e uma avaliação das importâncias das características deste mesmo classificador é discutida. Por fim, as avaliações feitas por desenvolvedores sobre as previsões do classificador escolhido são relatadas, bem como a avaliação de demais projetos em software livre. Todos os arquivos gerados com a esta pesquisa, incluindo os modelos de classificação, se encontram documentados em um repositório de código no GitHub¹.

4.1 Escolha do modelo de classificação

Durante a escolha do modelo que melhor identificasse as categorias de informação relevantes a novatos, cinco algoritmos de classificação mais dois algoritmos de predição aleatória foram comparados. Cada algoritmo foi treinado em uma validação cruzada aninhada com duas estratégias de classificação multi-classe, bem como com e sem a técnica de sobre-amostragem SMOTE. Na Tabela 4.1, um comparativo dos valores de *f-measure* obtidos para cada combinação de algoritmo, estratégia de classificação e uso de sobre-amostragem são apresentados. Entre as performances obtidas, a combinação que obteve o maior valor de *f-measure* é a do algoritmo LinearSVC, treinado com a estratégia One-Vs-Rest (OvR), sem aplicação da técnica SMOTE, que obteve o valor de *f-measure* de 0.652 após a validação cruzada. De acordo com os resultados obtidos no laço interno da validação cruzada aninhada, o algoritmo LinearSVC teve sua performance máxima com hiper-parâmetros definidos para 1,000 iterações (max iter = 1000), regularização igual a 1 (C = 1), e tolerância igual a 0.001 (tol = 0.001).

Como definido anteriormente na metodologia desta pesquisa, esta combinação acabou por ser escolhida como aquela utilizada para treinar o modelo de classificação final desta pesquisa. Quanto a performance das demais combinações, temos que o mesmo algoritmo LinearSVC apresentou também a segunda melhor performance entre os algoritmos testados,

¹<https://github.com/fronchetti/dissertacao>

com *f-measure* igual a 0.646, também sem o uso da técnica de sobre-amostragem SMOTE, só que treinado com a estratégia One-Vs-One (OvO). Por outro lado, o algoritmo com a pior performance para este problema foi o kNN, com valores de *f-measure* inferiores a 0.6 para todas as combinações testadas.

	Com SMOTE		Sem SMOTE	
	OvR	OvO	OvR	OvO
RF	0.636	0.625	0.620	0.609
kNN	0.563	0.566	0.516	0.530
SVC	0.630	0.634	0.652	0.646
LR	0.612	0.606	0.617	0.602
NB	0.579	0.580	0.636	0.633
Aleatório (Freq.)	0.001	0.009	0.001	0.190
Aleatório (Rand.)	0.001	0.010	0.001	0.010

Tabela 4.1: Valores de *f-measure* para os classificadores testados no processo de validação cruzada.

4.2 Avaliação do modelo de classificação

Com a melhor combinação de algoritmo, hiper-parâmetros, estratégia de classificação e uso de técnicas de sobre-amostragem definida, a mesma combinação foi treinada em um novo modelo de classificação, avaliado com base no conjunto de parágrafos para teste. Na Tabela 4.2, são apresentados os valores de *f-measure*, precisão e sensibilidade para cada uma das categorias de informação extraídas do modelo de classificação treinado. As categorias estão organizadas na tabela em ordem decrescente, com base no valor de *f-measure* obtido a partir do modelo. Ao final da tabela, a performance obtida com a identificação de parágrafos sem nenhuma categoria, bem como a performance geral deste novo modelo treinado são apresentadas. A performance geral segue o mesmo cálculo usado anteriormente na comparação dos diferentes modelos de classificação.

De acordo com os valores obtidos, as categorias que melhor são identificadas pelo classificador são as de Construir o ambiente de trabalho (CA) e Lidar com código (LC), com *f-measure* igual a 0.716 e 0.711, respectivamente. Com valores próximos se encontram as categorias de Contactar a comunidade (CC) e Submeter mudanças (SM), apresentando, correspondentemente, os valores 0.648 e 0.617 para *f-measure*. Por fim, se encontram as categorias com as piores performances na classificação, Escolher a tarefa (ET) e Compreender o fluxo de contribuição (CF), com valores de *f-measure* de 0.379 e 0.345, respectivamente. Em relação a classe atribuída a parágrafos sem nenhuma categoria identificada, temos que o valor de *f-measure* é de 0.592.

Acredita-se que a baixa performance do classificador em relação a certas categorias de informação pode ser explicada por uma série de fatores. A categoria Escolher a tarefa (ET), por exemplo, é a categoria com a menor média de parágrafos identificados por arquivo analisado, aparecendo em média em 1 parágrafo por arquivo. A categoria Compreender

Categoria	F1	Precisão	Sensibilidade
Construir o ambiente de trabalho (CA)	0.716	0.674	0.764
Lidar com código (LC)	0.711	0.682	0.743
Contactar a comunidade (CC)	0.648	0.657	0.639
Submeter mudanças (SM)	0.617	0.717	0.541
Escolher a tarefa (ET)	0.379	0.687	0.261
Compreender o fluxo de contribuição (CF)	0.345	0.519	0.258
Nenhuma categoria identificada (NC)	0.592	0.596	0.588
Geral	0.651	0.655	0.662

Tabela 4.2: Performance do modelo de classificação final (LinearSVC).

o fluxo de contribuição (CF), por outro lado, apesar de apresentar uma média maior de parágrafos identificados por arquivo, tem uma definição que engloba informações mais gerais do projeto, o que pode ter gerado um fator de confusão para a generalização do classificador. Para promover uma visão mais clara dos erros durante a predição, é apresentado na Figura 4.1 a matriz de confusão do modelo de classificação final.

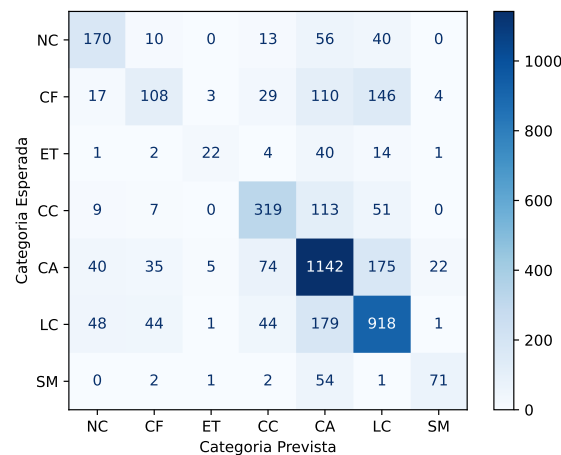


Figura 4.1: Matriz de confusão para o modelo de classificação final (LinearSVC).

Legenda: NC (Nenhuma categoria identificada), CF (Compreender o fluxo de contribuição), ET (Escolher a tarefa), CC (Contactar a comunidade), CA (Construir o ambiente de trabalho), LC (Lidar com o código), SM (Submeter mudanças).

A partir da matriz de confusão, é possível perceber alguns dos fatores de confusão discutidos. A categoria Compreender o fluxo de contribuição (CF), por exemplo, tem parte de suas predições atribuídas a outras categorias, como Construir o ambiente de trabalho (CA) e Lidar com código (CC), informações as quais podem aparecer também na descrição do fluxo de contribuição de um projeto. Outra observação interessante pode ser notada na relação entre as categorias Lidar com código (LC) e Construir o ambiente de trabalho (CA), ambas contendo erros de predição entre si. Essa confusão pode ser explicada pelo fato de

que, por exemplo, ao lidar com o código de um projeto, comandos associados a construção do ambiente de trabalho podem ser utilizados, tais como comandos em um terminal ou a instalação de um pacote.

4.3 Avaliação das características

Quanto a avaliação das características utilizadas no modelo de classificação final, duas análises foram feitas. Primeiro, apresentamos na Seção 4.3.1 uma comparação entre os conjuntos de características utilizados para treinar o modelo. Em seguida, apresentamos na Seção 4.3.2 uma avaliação das características mais importantes encontradas no modelo de classificação final.

4.3.1 Comparação entre conjuntos de características

Durante o treinamento do classificador, dois conjuntos de características foram utilizados, características estatísticas (TF-IDF) e características heurísticas, baseadas em um conjunto de regras definidos pela análise qualitativa dos parágrafos. Na Tabela 4.3, é apresentada uma comparação da performance desses dois conjuntos quando novos modelos utilizando as mesmas configurações do modelo final são utilizados para treinar apenas um dos conjuntos de dados.

Características	F1	Precisão	Sensibilidade
Estatísticas	0.651	0.657	0.664
Heurísticas	0.414	0.502	0.493

Tabela 4.3: Performance do modelo de classificação com conjuntos específicos de características.

Segundo consta na tabela, o modelo treinado a partir do conjunto de características estatísticas apresentou o mesmo valor de f -measure encontrado no modelo de classificação final, 0.651. Em contrapartida, quando um novo modelo é treinado apenas com as características heurísticas, a performance apresentada é inferior ao modelo final, com um valor de f -measure igual a 0.414. Embora exista igualdade em performance entre o modelo com características estatísticas e o modelo final, foi decidido que nenhuma alteração seria feita no modelo de classificação final, visto que as características heurísticas não afetam negativamente a performance do mesmo.

4.3.2 Características com maior importância

Para melhor compreender quais características são importantes na identificação das categorias de informação relevantes a novatos em software livre, uma avaliação da importância das características utilizadas no modelo final foi executada. Como o modelo de classificação final foi treinado a partir do algoritmo LinearSVC, a importância das características foi definida através dos pesos atribuídos a cada característica pelo algoritmo de classificação. Quanto maior o peso de uma característica para uma categoria treinada

pelo modelo, maior foi considerada sua importância na identificação da mesma categoria (CHANG e LIN, 2008).

Para garantir que os pesos extraídos de fato representassem as características com maior relevância para cada categoria de informação, o algoritmo LinearSVC foi executado com as mesmas configurações do modelo final em um processo de validação cruzada k-fold com 10 partições. Os pesos das características de cada um dos 10 modelos gerados pela validação cruzada foram utilizados para gerar uma média de peso por característica treinada. Na Figura 4.2, as características com as maiores médias de peso são apresentadas para cada categoria de informação identificada. Para ressaltar a diferença estatística entre os diferentes pesos por classe, o método Scott Knott Difference (ESD) foi utilizado nas cinco principais características de cada categoria. As cores na Figura 4.2 representam os diferentes grupos de efeito encontrados pelo método estatístico em questão (TANTITHAMTHAVORN *et al.*, 2018).

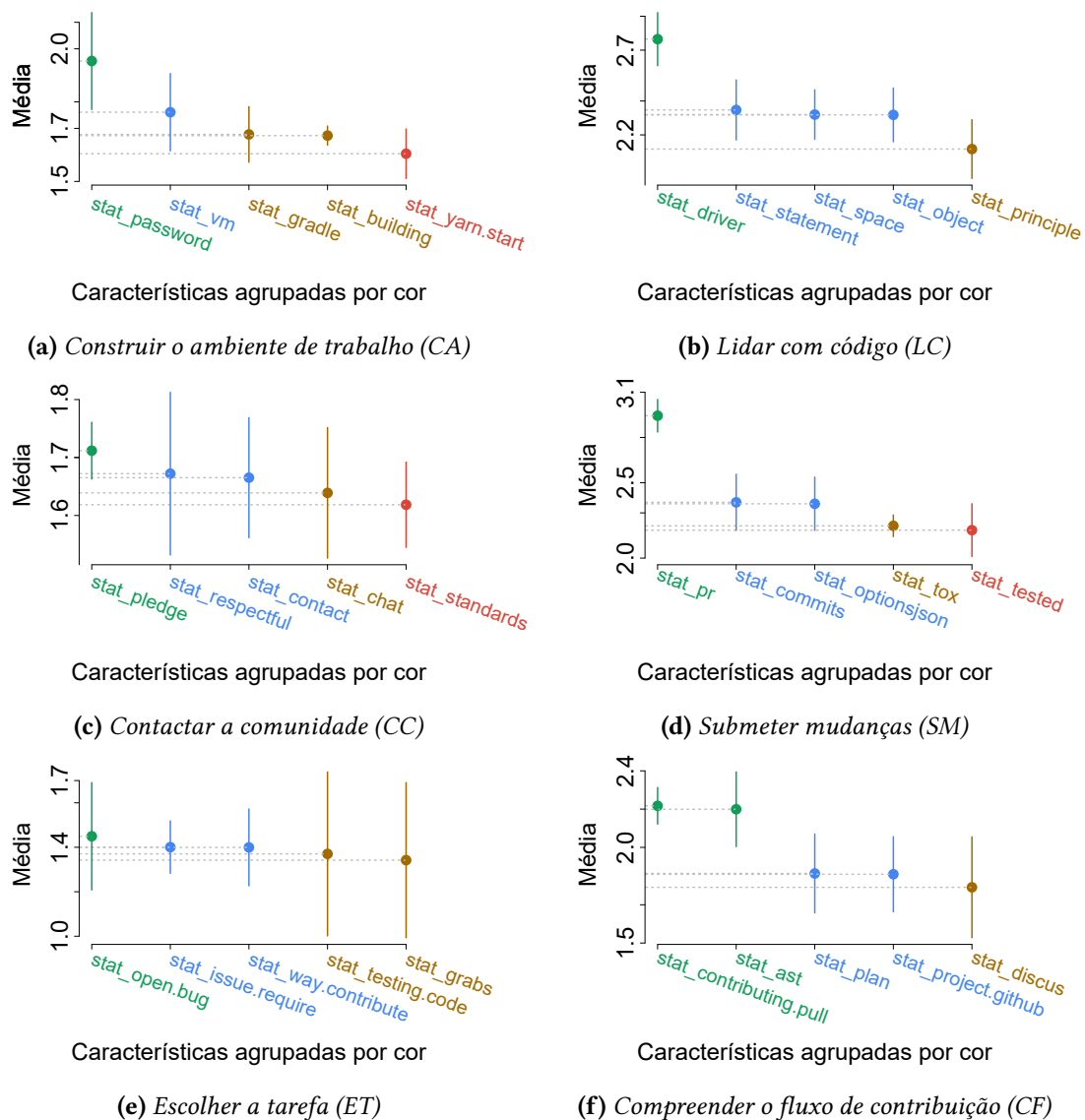


Figura 4.2: Características com maior importância para predição de cada categoria de informação.

A partir da Figura 4.2, é possível observar a relação entre cada categoria e as palavras com maior importância para sua predição. Para informações relacionadas a como Construir o ambiente de trabalho (CA), por exemplo, palavras como *password* (do inglês, senha) e *vm* (sigla em inglês para máquina virtual) são consideradas importantes e possivelmente frequentes em parágrafos relacionados a tal categoria. Outra categoria interessante de se observar é a de Escolher uma tarefa (ET), com palavras como *bug* (do inglês, defeito em código) e *issue* (do inglês, tarefa) aparecendo entre as mais importantes. Observa-se a partir destas palavras que, de fato, as características com maior relevância para cada categoria fazem relação com suas descrições, corroborando com a premissa de que o classificador é capaz de identificar tais informações em texto.

4.4 Questionário sobre predições

Quanto ao questionário onde desenvolvedores foram convidados a avaliar as predições feitas pelo modelo de classificação final através da plataforma *Amazon Turk*, temos que a resposta de 46 participantes foram registradas. Destes 46 participantes, 29 foram removidos da pesquisa por não responderem as definições das categorias de informação corretamente ao início do questionário, ou por não assinalarem a opção correta na questão de validação de atenção. Ao remover os 29 participantes da pesquisa, um total de 17 respostas acabaram por serem consideradas válidas para análise. Embora o número de respostas válidas seja menor do que número total de respostas obtidas, entende-se que a avaliação das respostas obtidas em plataformas de *crowd-sourcing* é necessária, visto que o ato de remoção de respostas inválidas pode assegurar a qualidade e consistências dos dados obtidos, como apontam estudos na literatura (REID *et al.*, 2022; MAO *et al.*, 2017).

Na Tabela 4.4, são apresentados os dados demográficos coletados dos 17 participantes considerados como válidos para estudo. Como aponta a tabela, todos os respondentes tinham ao mínimo alguma experiência em programação, tendo 64% dos participantes de 3 a 15 anos de experiência na área. Em relação a experiência dos desenvolvedores com a manutenção de projetos de software livre, apenas 3 relataram jamais ter contato com projetos neste contexto, enquanto que os 82% restantes apontaram ter até 15 anos de experiência como mantenedores. Todos os 14 participantes com alguma experiência em manutenção de projetos de software livre apontaram já terem contribuído com a documentação dos projetos.

Experiência	Em programação	Em OSS
Nenhuma experiência	0	3
No máximo 3 anos de experiência	4	7
Mais de 3 anos e menos de 15 anos	11	7
Pelo menos 15 anos de experiência	2	0

Tabela 4.4: Experiência em programação e em software livre dos participantes do questionário.

Em relação as predições avaliadas pelos participantes, ao menos 30% das categorias atribuídas aos parágrafos pelo classificador foram consideradas muito adequadas, e 69%

das previsões avaliadas foram consideradas ao menos ligeiramente adequadas para categoria predita, como mostra a Figura 4.3. Em contrapartida, segundo a avaliação feita pelos participantes, em média 18% dos parágrafos receberam categorias de informação ligeiramente inadequadas pelo classificador, e em média 9% dos parágrafos receberam uma categoria muito inadequada. De maneira geral, os resultados apontam uma maior incidência de categorias previstas corretamente pelo classificador, embora alguns parágrafos ainda recebam categorias consideradas inadequadas pelos participantes.

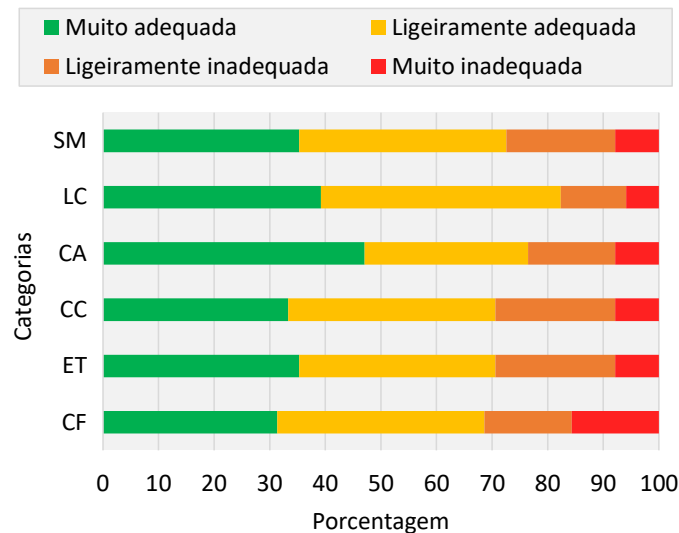


Figura 4.3: Avaliação das previsões feitas pelo modelo de classificação final, de acordo com participantes do questionário.

Legenda: CF (Compreender o fluxo de contribuição), ET (Escolher a tarefa), CC (Contactar a comunidade), CA (Construir o ambiente de trabalho), LC (Lidar com o código), SM (Submeter mudanças).

Quanto as avaliações individuais de cada categoria, temos que os parágrafos preditos com a categoria Construir o ambiente de trabalho (CA) foram os que obtiveram as melhores avaliações pelos participantes, sendo 47% destes parágrafos considerados muito adequados a categoria predita, e 76% destes ao menos ligeiramente adequados. Em segundo lugar, a categoria Lidar com o código (LC) obteve as melhores avaliações, com 39% dos parágrafos avaliados tendo a categoria considerada como muito adequada, e 82% ao menos ligeiramente adequados, 6% a mais do que a categoria Construir o ambiente de trabalho (CA). Todas as demais categorias seguiram um padrão similar de adequação, com 69% à 73% de seus parágrafos considerados pelo menos ligeiramente adequados as categorias previstas pelo classificador.

Em relação as categorias com os maiores níveis de inadequação, Compreender o fluxo de contribuição (CF) é a categoria que lideram as avaliações negativas, tendo 16% de suas previsões consideradas muito inadequadas aos parágrafos avaliados. Todas as demais categorias obtiveram menos da metade das avaliações negativas atribuídas a categoria Compreender o fluxo de contribuição (CF), com no máximo 8% de suas previsões consideradas muito inadequadas. Tanto as avaliações positivas quanto negativas atribuídas as categorias de informação parecerem corroborar com a performance apresentada na

Tabela 4.2, que apresenta as categorias Construir o ambiente de trabalho (CA) e Lidar com o código (LC) com os melhores valores de *f-measure*, enquanto que a categoria Compreender o fluxo de contribuição (CF) apresenta o pior valor entre todas as categorias.

4.5 Avaliação das documentações restantes

A fim de enriquecer a análise desta pesquisa, os 2.274 arquivos de contribuição válidos que não foram utilizados na análise qualitativa foram submetidos ao modelo de classificação final para predição. O objetivo era avaliar a existência das categorias de informação nos parágrafos destes projetos, a fim de comparar os resultados obtidos com o que havia sido observado anteriormente na análise qualitativa (Seção 3.2.4). Na Figura 4.4, é apresentado o número de projetos com parágrafos preditos contendo cada categoria de informação, bem como o número médio de parágrafos em determinada categoria por projeto.

É possível observar que o número de projetos por categoria e o número médio de parágrafos por arquivo seguem padrão similar ao obtido na análise qualitativa (Figura 3.3), com a grande maioria dos projetos discutindo principalmente fases finais do processo de contribuição, incluindo a categoria sobre Como Submeter Mudanças (SM), que aparece em 2.192 arquivos analisados (96%) e tem uma média de 11 parágrafos por projeto, e a categoria Lidar com código (LC), que aparece em 1.660 projetos (73%) e tem uma média de 4 parágrafos por arquivo. Informações relacionadas as etapas iniciais do processo de contribuição, tais como Escolher a tarefa (ET) e Contactar a Comunidade (CC), aparecem de forma menos recorrente, ambas com uma média de menos de um parágrafo por arquivo avaliado, seguindo o mesmo padrão observado na análise qualitativa. O número de projetos em que ambas as categorias são observadas também é menor dos que as demais categorias, tendo a categoria Escolher a tarefa (ET) aparecido em 332 arquivos (15%), e a categoria Contactar a Comunidade (CC) em 531 (23%).

Mais uma vez ao centro do gráfico, as categorias sobre como Compreender o fluxo de contribuição (CF) e Construir o ambiente de trabalho (CA) apareceram ambas com uma média de 2 parágrafos por arquivo, tendo a primeira aparecido em 1.648 arquivos de contribuição (72%), e a segunda em 1.163 projetos (51%). Por fim, é válido ressaltar que o número de parágrafos sem categoria identificada é o maior entre todas as classes preditas pelo modelo de classificação, tendo a categoria Nenhuma categoria identificada (NC) aparecido em 2.265 projetos (99%), com uma média de 15 parágrafos por arquivo de contribuição. Embora algumas diferenças em porcentagem e número médio de parágrafos possam ser observadas em relação aos resultados obtidos na análise qualitativa, a proporção de instâncias por categoria é similar para ambos os conjuntos analisados, o que sugere que as proporções observadas podem representar a maneira como arquivos de contribuição são organizados.

Assim como feito para a análise qualitativa (Figura 3.4), a Figura 4.5 apresenta o número de categorias atendidas por projeto predito. Os números registrados para o conjunto de projetos preditos seguem padrão similar aos observados na análise qualitativa, com a maioria dos projetos (77%) apresentando entre 2 e 4 categorias de informação. Dos 2.274 arquivos analisados pelo classificador, 729 apresentaram quatro categorias (32%), 603 três categorias (27%), e 411 duas categorias (18%), sendo todos estes valores acima da média de

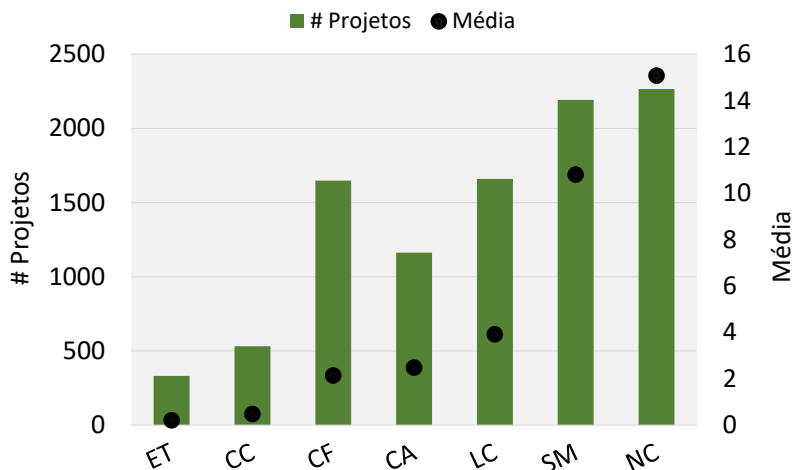


Figura 4.4: Número de projetos preditos contendo cada categoria de informação, e média de parágrafos em determinada categoria por projeto.

Legenda: ET (Escolher a tarefa), CC (Contactar a comunidade), CF (Compreender o fluxo de contribuição), CA (Construir o ambiente de trabalho), LC (Lidar com o código), SM (Submeter mudanças), NC (Nenhuma categoria identificada).

projetos por número de categorias atendidas, equivalente à 325 projetos. Abaixo da média, 287 projetos (13%) apresentaram cinco categorias de informação distintas em seus arquivos de documentação, 165 projetos (7%) apenas uma categoria, e 65 projetos (3%) todas as seis categorias de informação analisadas. Diferente do que havia sido observado na análise qualitativa, onde todos os arquivos continham no mínimo uma categoria de informação, para o conjunto de projetos preditos, 14 arquivos (1%) não apresentaram nenhuma categoria. Em uma rápida análise destes 14 arquivos sem categoria de informação, foi constatado que todos continham informação sobre o processo de contribuição, embora o classificador não tenha identificado nenhuma das categorias propostas em seus parágrafos.

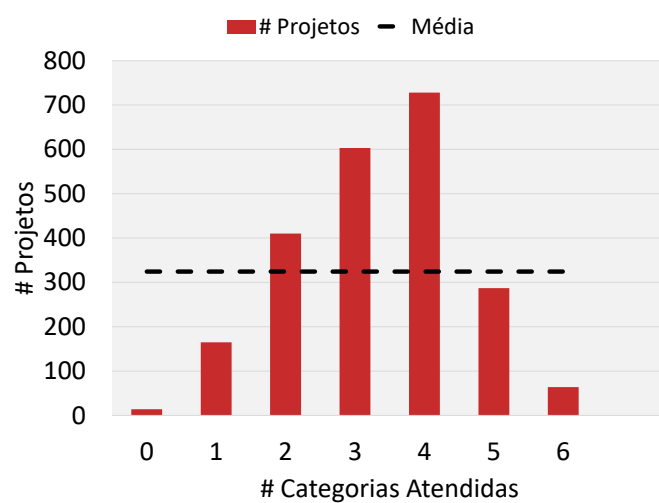


Figura 4.5: Número de categorias de informação atendidas por projeto predito, e linha média de 324 projetos por número de categorias atendidas.

Capítulo 5

Discussão

Nesta seção, são discutidos pontos a serem observados nesta pesquisa.

5.1 Carência de informações sobre contribuição

Embora a retenção de novatos em projetos de software livre seja considerada essencial para manutenção dos projetos, muitos dos arquivos analisados nesta pesquisa aparentam não apresentar as informações que novos contribuidores necessitam durante o processo de contribuição. Como observado nos resultados da análise qualitativa (Figura 3.4), a grande maioria dos projetos (74%) apresentaram apenas entre duas e quatro categorias de informação consideradas como relevantes a novos contribuidores. O mesmo pode ser observado com as predições feitas pelo classificador para os 2.274 arquivos classificados (Figura 4.5), onde 77% dos projetos avaliados continham apenas entre duas a quatro categorias de informação em seus parágrafos.

A baixa cobertura de informações consideradas como relevantes a novos contribuidores também pode ser observada quanto a distribuição de categorias atendidas por projeto. Informações relacionadas às etapas iniciais do processo de contribuição, tais como a escolha da tarefa a ser realizada, e as diretrizes de contato com a comunidade, aparecem com menor frequência que informações relacionadas às etapas finais do processo de contribuição. Para as planilhas avaliadas na análise qualitativa, as categorias Contactar a comunidade (CC) e Escolher uma tarefa (ET), aparecem apenas em um parágrafo por arquivo de documentação, onze vezes menos que a categoria Submeter mudanças (SM). O mesmo pode ser observado para os arquivos avaliados pelo modelo de classificação, com ambas as categorias aparecendo em menos de um parágrafo por projeto.

Em uma situação ainda mais crítica, observa-se que 6.055 dos 9.514 projetos coletados nesta pesquisa (63%) sequer apresentaram arquivo de contribuição em seus repositórios de código. Com exceção das linguagens Python e TypeScript, mais da metade dos projetos coletados para todas as demais linguagens de programação selecionadas não apresentaram nenhum arquivo de contribuição em seus repositórios de código, sugerindo uma baixa adesão dos projetos a esse arquivo considerado por muitos (e.g., GitHub¹) como como

¹<https://opensource.guide/how-to-contribute/>

fonte inicial de informação a novatos.

A falta de informações apresentadas nesses arquivos corroboram com investigações feitas anteriormente por outros estudos. Ao investigarem o arquivo CONTRIBUTING de 53 projetos ativos no GitHub, ELAZHARY *et al.* (2019) chegaram a conclusões parecidas, observando que a maioria destes arquivos, embora potencialmente relevantes para novos contribuidores, estão majoritariamente voltados à descrição de detalhes da ferramenta implementada do que sobre o processo de contribuição como um todo. ZHANG *et al.* (2021), ao investigarem a disponibilidade de informações em arquivos de contribuição de 66 projetos bem estabelecidos no GitHub, também observaram padrões similares. Segundo os pesquisadores, até mesmo projetos com um alto número de estrelas, considerado como indicador de popularidade em software livre (BORGES *et al.*, 2016), as informações sobre contribuição contidas nos arquivos CONTRIBUTING mostrarem ser limitadas, apresentado pouca riqueza de detalhes.

Embora o modo como as informações apresentadas a novos contribuidores seja fator relevante para o sucesso de novas contribuições (SHOLLER *et al.*, 2019), a escassez de informação encontrada nos projetos analisados bem como em estudos anteriores, apontam a necessidade de novas intervenções em projetos de software livre. Novas estratégias de suporte a documentação para novos contribuidores precisam ser criadas, bem como soluções que facilitem a manutenção de arquivos de documentação por parte dos mantenedores dos projetos. Facilitar a submissão de novas contribuições pode depender da disponibilidade de informações nestas documentações, e é obrigação das comunidades bem como dos pesquisadores neste contexto garantir o acesso de novatos as informações necessárias para contribuição.

5.2 Qualidade das predições feitas

Quanto a predição das categorias de informação relevantes a novos contribuidores, uma série de questões podem ser notadas. Primeiro, é possível observar que, sob a perspectiva dos participantes do questionário, as categorias preditas pelo modelo de classificação final aparentam ser adequadas para os parágrafos dos arquivos de contribuição. De todas as predições avaliadas pelos participantes, uma média de 74% das predições por categoria atribuídas aos parágrafos foram consideradas extremamente ou ligeiramente adequadas. Com exceção da categoria Compreender o fluxo de contribuição (CF), que discute aspectos mais gerais do processo de contribuição e que obteve um valor maior de inadequação, todas as demais categorias não tiveram mais do que 8% de suas predições avaliadas como extremamente inadequadas. Essa maioria nas avaliações positivas sugerem que as predições feitas pelo modelo de classificação podem de fato estar relacionadas com as categorias de informação definidas.

Outro ponto válido a se observar é que os resultados obtidos no questionário acompanham os valores de *f-measure* obtidos para o modelo de classificação final. Enquanto a categoria Compreender o fluxo de contribuição (CF) obteve 18% de suas predições avaliadas como extremamente inadequadas, o mesmo problema pode ser observado nos valores de performance do classificador, sendo a mesma categoria a com menor *f-measure* entre as classes treinadas, como mostra a Tabela 4.2. Embora as predições possam fazer sentido

sob a perspectiva dos desenvolvedores, ainda há espaço para uma melhor adequação das categorias de informação, de modo a garantir que os arquivos de contribuição sejam categorizados corretamente.

Ao observar as categorias definidas por (Igor STEINMACHER, T. CONTE *et al.*, 2015), por exemplo, é possível notar que as categorias de informação propostas nesta dissertação podem ser definidas em demais classes. A categoria referente à submissão da contribuição poderia ser dividida em categorias menores, tais como a preparação do código para submissão, a escrita de documentação e a elaboração de teste unitários. O mesmo pode ser aplicado para as demais categorias de informação. Outros pontos que podem contribuir com a melhora da qualidade das predições incluem a adoção de novas estratégias de aprendizado e o aumento no número de instâncias de treinamento, como sugerem estudos em aprendizado de linguagem natural (CORBIN, 2015; EISENSTEIN, 2019).

5.3 Ferramenta de suporte à documentação para novos contribuidores

Considerando a falta de documentações que favoreçam a entrada de novos contribuidores em projetos de software livre, bem como a possibilidade de se utilizar um modelo de classificação que melhore a disponibilidade de categorias de informação relevantes a novatos em arquivos de contribuição, foi elaborado como parte desta pesquisa uma ferramenta *web* que avalia arquivos de contribuição de projetos hospedados na plataforma GitHub². Nesta ferramenta, é fornecido como entrada o endereço de um repositório hospedado no GitHub e, através do modelo de classificação gerado por esta pesquisa, o arquivo de contribuição do repositório é avaliado pela ferramenta, e um relatório de cobertura das categorias de informação relevantes a novatos é gerado como saída.

Como mostra a Figura 5.1, o relatório gerado é dividido em cinco partes: Primeiro, um gráfico sobre a cobertura das categorias de informação presentes no arquivo é apresentado. Em seguida, são discutidas as categorias predominantes e faltantes no arquivo de contribuição. Para as categorias faltantes, sugestões para melhoria da documentação são propostas, tais como referências para literaturas relacionadas e páginas de suporte à comunidades em software livre. Através de um gráfico interativo, é possível também comparar a cobertura do arquivo de contribuição por categoria de informação com outros projetos em software livre. Por fim, as predições encontradas para os parágrafos do arquivo de contribuição também são apresentadas. Espera-se que com a divulgação de tal ferramenta, a documentação de projetos em software livre possam ser beneficiadas pelas avaliações geradas pelo modelo de classificação.

²<https://contributing.streamlit.app/>

Capítulo 6

Ameaças à validade

Neste capítulo, são apresentadas uma série de ameaças à validade desta pesquisa, incluindo ameaças à validade externa, referentes a generalização dos resultados obtidos, à validade interna, relacionadas a confiança sob os instrumentos de avaliação utilizados, e à validade de construção, relacionada a como a metodologia proposta avalia o problema proposto.

6.1 Critérios para seleção dos projetos

Uma possível ameaça à validade externa se dá sobre como os projetos selecionados para compor a amostra desta pesquisa representam, de maneira geral, projetos no contexto de software livre. Como definido na metodologia, 9.514 projetos foram selecionados com base na popularidade e principal linguagem de programação de seus repositórios de código. Destes, apenas 2.915 projetos foram utilizados após avaliação de seus arquivos de documentação. Critérios de escolha diferentes poderiam apresentar resultados diferentes para generalidade desta pesquisa, o que pode ser considerado uma ameaça à validade. Embora notada a ameaça, é válido ressaltar que os critérios para seleção dos projetos utilizados são baseados em estratégias já utilizadas tanto no estudo preliminar à esta pesquisa, bem como em trabalhos relacionados.

6.2 Organização dos arquivos de contribuição

Outro ponto importante em relação as decisões tomadas se concentra no modo como os arquivos de contribuição foram divididos para análise. O fato dos arquivos analisados terem sido divididos por parágrafo e não, por exemplo, por linhas ou seções, pode representar uma ameaça à validade de construção desta pesquisa, visto que tal divisão pode ter impactado os resultados obtidos, principalmente em relação a construção do modelo de classificação. Todavia, é importante ressaltar que a decisão de dividir os documentos em parágrafos foi tomada após uma análise preliminar feita pelos pesquisadores, que observaram que a divisão por parágrafos seria suficiente para identificar as categorias de informação.

6.3 Critérios para construção do modelo de classificação

As métricas utilizadas para seleção do modelo de classificação final também podem ser consideradas uma ameaça à validade de construção desta pesquisa, visto que se outras métricas além de *f-measure* tivessem sido utilizadas para escolher o melhor classificador, os resultados obtidos poderiam ser diferentes. Além disso, a escolha dos algoritmos e estratégias de classificação, bem como o uso de características estatísticas e heurísticas, também podem representar uma ameaça à validade, uma vez que se outras opções houvessem sido utilizados, os resultados também poderiam ser diferentes. Todavia, é importante enfatizar que as escolhas feitas para construção do modelo de classificação são baseadas em métodos comumente utilizadas em aprendizagem supervisionada, bem como são baseadas em trabalhos relacionados a esta pesquisa.

6.4 Influência dos pesquisadores na análise qualitativa

Uma possível ameaça à validade interna desta pesquisa se encontra no processo de análise manual das documentações utilizadas para construção do classificador, onde as planilhas analisadas podem ter sido influenciadas pela perspectiva dos pesquisadores. Para mitigar esta ameaça, é importante ressaltar que dois pesquisadores com experiência em pesquisa em software livre foram responsáveis por analisar as planilhas. Nos estágios iniciais da análise qualitativa, ambos discutiram um conjunto inicial de planilhas e calcularam a concordância obtida em suas análises, a fim de reduzir o impacto que a perspectiva de cada pesquisador pudesse ter sobre o estudo conduzido. Embora tais processos tenham sido conduzidos rigorosamente, entende-se que pode haver viés na análise realizada, impactando os resultados propostos.

6.5 Cobertura das categorias de informação

O modo como as categorias de informação foram definidas também podem representar uma ameaça à validade externa deste estudo, uma vez que outras informações relevantes à novos contribuidores não cobertas pelas cinco categorias de informação possam ter sido ignoradas pela análise executada. Um indício de que outras categorias de informação poderiam ser consideradas, se dá pelo número de parágrafos identificados como nenhuma categoria. Embora esta possa ser considerada uma ameaça à validade, é importante destacar que a definição das categorias de informação feita com base em estudos relacionados à problemas de documentação em software livre.

6.6 Representatividade das avaliações

A maneira como o questionário para avaliação do modelo de classificação foi elaborado, bem como o modo como participantes foram selecionados para avaliar as predições, tam-

bém podem representar uma ameaça à validade desta pesquisa. As avaliações feitas pelos participantes podem não representar a real perspectiva de mantenedores e novatos em software livre. Para reduzir esta ameaça, apenas participantes com experiência em programação foram selecionados. Questões sobre a experiência de cada participante em software livre foram apresentadas, incluindo uma questão sobre contribuição com documentações de repositórios neste contexto.

O número de participantes que responderam a pesquisa também pode ser considerada uma ameaça à validade externa, visto que apenas 17 participantes responderam as definições das categorias corretamente, e foram considerados válidos para análise. Embora esta também possa ser considerada uma ameaça à validade, optou-se por manter estes critérios de seleção de participantes, a fim de assegurar a qualidade das respostas obtidas.

Capítulo 7

Conclusão

Este trabalho se concentrou em investigar como categorias de informação relevantes a novos contribuidores podem ser utilizadas para treinar um modelo de classificação capaz de avaliar arquivos de contribuição presentes em projetos de software livre sob a perspectiva da presença de informações relevantes para novatos neste contexto. Mais de 9 mil arquivos de contribuição de projetos hospedados na plataforma de codificação GitHub foram coletados para pesquisa. Destes arquivos de contribuição, 500 foram selecionados aleatoriamente para análise de seis categorias de informação consideradas pela literatura como relevantes a novos contribuidores. As categorias foram codificadas através de um estudo qualitativo e, utilizando os códigos obtidos na análise qualitativa, um modelo de classificação capaz de identificar tais categorias em novos arquivos de contribuição foi implementado. Desenvolvedores foram convidados a avaliar as previsões feitas pelo modelo de classificação, e parágrafos de mais de 2 mil arquivos de contribuição provenientes de projetos de software livre foram preditos e discutidos nesta pesquisa.

Através da construção deste modelo de classificação, foi possível observar que a grande maioria dos projetos sequer possuem um arquivo de contribuição disponível em seus repositórios de código. Dos mais de 9 mil projetos coletados, apenas 3.459 projetos (36%) possuíam um arquivo de contribuição válido. Para aqueles com arquivo de contribuição disponível, as informações apresentadas nem sempre abrangiam todas as categorias de informação relevantes a novos contribuidores, muitos incluindo apenas aspectos finais do processo de contribuição em software livre. Como conclusão para esta pesquisa, é possível observar que embora a necessidade de reter novatos exista no contexto de software livre, as documentações fornecidas a novos contribuidores ainda carece de atenção. Novos estudos e ferramentas parecem ser necessários para melhoria das documentações, visto que nem toda informação essencial ao processo de contribuição é fornecida pela maioria dos projetos.

7.1 Trabalhos publicados

A seguir, uma seleção de artigos publicados pelo autor durante a execução deste mestrado:

- Artigo intitulado “*Refactoring from 9 to 5? What and When Employees and Volunteers Contribute to OSS*”, publicado no Symposium on Visual Languages and Human-Centric Computing, em 2020.
- Artigo intitulado “*How gender-biased tools shape newcomer experiences in OSS projects*”, publicado no Transactions on Software Engineering, em 2020.
- Artigo intitulado “*What attracts newcomers to onboard on oss projects? tl; dr: Popularity*”, publicado na International Conference on Open Source Systems, em 2019.
- Artigo intitulado “*Who drives company-owned OSS projects: internal or external members?*”, publicado no Journal of the Brazilian Computer Society, em 2018.
- Artigo intitulado “*On the challenges of open-sourcing proprietary software projects*”, publicado no Empirical Software Engineering Journal, em 2018.

7.2 Trabalhos futuros

Como passos futuros para esta pesquisa, espera-se:

- **Maior representatividade dos projetos utilizados:** Embora esta pesquisa traga a discussão de como categorias de informação são apresentadas em arquivos de contribuição de projetos de software livre, o número de projetos utilizados como amostra pode ser considerado pequeno, não representando corretamente projetos neste contexto. Como trabalho futuro, almeja-se a realização de uma nova pesquisa com um número maior de projetos. Para isto, novas estratégias de seleção de projetos devem ser aplicadas.
- **Otimização do modelo de classificação:** Medidas podem ser tomadas para melhorar a performance do modelo de classificação final. O número de instâncias utilizadas para treinamento, por exemplo, pode ser fator comprometedor da performance do modelo atual. Como trabalho futuro, espera-se o treinamento de um novo modelo de classificação com mais características e instâncias para treinamento.
- **Compreensão dos parágrafos não identificados:** Como discutido nesta pesquisa, a grande maioria dos parágrafos não apresentaram nenhuma das categorias de informação definidas. Este fenômeno também deve ser avaliado, a fim de compreender a quais novas categorias de informação os parágrafos sem categoria poderiam pertencer.
- **Elaboração de novas ferramentas de suporte a novatos e comunidades em software livre:** Nesta pesquisa, uma ferramenta de análise dos arquivos de contribuição foi apresentada como possível aplicação prática para o modelo de classificação. Embora tal ferramenta possa de fato beneficiar comunidade de software livre, acredita-se que outras aplicações práticas também devem ser elaboradas. Aplicações voltadas para os novatos em software livre, tal qual a apresentada por I. STEINMACHER, T. U. CONTE *et al.* (2016), devem ser elaboradas utilizando o modelo de classificação.

Referências

- [ABERDOUR 2007] M. ABERDOUR. “Achieving quality in open-source software”. Em: *IEEE Software* 24.1 (2007), pgs. 58–64. DOI: [10.1109/MS.2007.2](https://doi.org/10.1109/MS.2007.2) (citado na pg. 11).
- [AGHAJANI *et al.* 2019] Emad AGHAJANI *et al.* “Software documentation issues unveiled”. Em: *Proceedings of the 41st International Conference on Software Engineering*. ICSE ’19. Montreal, Quebec, Canada: IEEE Press, 2019, pgs. 1199–1210. DOI: [10.1109/ICSE.2019.00122](https://doi.org/10.1109/ICSE.2019.00122). URL: <https://doi.org/10.1109/ICSE.2019.00122> (citado nas pgs. 1, 10).
- [BORGES *et al.* 2016] Hudson BORGES, Andre HORA e Marco Tulio VALENTE. “Understanding the factors that impact the popularity of github repositories”. Em: *2016 IEEE international conference on software maintenance and evolution (ICSME)*. IEEE. 2016, pgs. 334–344 (citado nas pgs. 17, 40).
- [BIRD 2006] Steven BIRD. “Nltk: the natural language toolkit”. Em: *Proceedings of the COLING/ACL 2006 Interactive Presentation Sessions*. 2006, pgs. 69–72 (citado na pg. 22).
- [BONACCORSO 2017a] Giuseppe BONACCORSO. Packt Publishing, 2017. ISBN: 978-1-78588-962-2. URL: <https://app.knovel.com/hotlink/toc/id:kpMLA00001/machine-learning-algorithms/machine-learning-algorithms> (citado na pg. 24).
- [BONACCORSO 2017b] Giuseppe BONACCORSO. 12.2.2 *Stopword Removal*. Packt Publishing, 2017. ISBN: 978-1-78588-962-2. URL: <https://app.knovel.com/hotlink/khtml/id:kt011DN9A6/machine-learning-algorithms/stopword-removal> (citado na pg. 22).
- [BONACCORSO 2017c] Giuseppe BONACCORSO. 2.1.1.1 *one-vs-all*. 2017. URL: <https://app.knovel.com/hotlink/khtml/id:kt011DN5UB/machine-learning-algorithms/one-vs-all> (citado na pg. 25).
- [BONACCORSO 2017d] Giuseppe BONACCORSO. 3.6 *feature selection and filtering*. 2017. URL: <https://app.knovel.com/hotlink/khtml/id:kt011DN6C1/machine-learning-algorithms/feature-selection-filtering> (citado na pg. 23).

- [BONACCORSI e ROSSI 2003] Andrea BONACCORSI e Cristina ROSSI. “Why open source software can succeed”. Em: *Research policy* 32.7 (2003), pgs. 1243–1258 (citado na pg. 1).
- [BRIAND 2003] L. C. BRIAND. “Software documentation: how much is enough?” Em: *Seventh European Conference on Software Maintenance and Reengineering, 2003. Proceedings.* 2003, pgs. 13–15. DOI: [10.1109/CSMR.2003.1192406](https://doi.org/10.1109/CSMR.2003.1192406) (citado nas pgs. 1, 10).
- [BROWNLEE 2019] Jason BROWNLEE. “How to choose a feature selection method for machine learning”. Em: *Machine Learning Mastery* 10 (2019) (citado na pg. 23).
- [CAMPESATO 2021] Oswald CAMPESATO. *2.7 analyzing classifiers (optional)*. 2021. URL: <https://app.knovel.com/hotlink/khtml/id:kt012NCCW3/python-3-data-analytics/analyzing-classifiers> (citado na pg. 25).
- [CANFORA *et al.* 2012] Gerardo CANFORA, Massimiliano DI PENTA, Rocco OLIVETO e Sebastiano PANICHELLA. “Who is going to mentor newcomers in open source projects?” Em: *Proceedings of the ACM SIGSOFT 20th International Symposium on the Foundations of Software Engineering*. ACM. 2012, pg. 44 (citado na pg. 11).
- [CHANG e LIN 2008] Yin-Wen CHANG e Chih-Jen LIN. “Feature ranking using linear svm”. Em: *Causation and prediction challenge*. PMLR. 2008, pgs. 53–64 (citado na pg. 33).
- [CORBIN 2015] Juliet M. CORBIN. *Basics of qualitative research : techniques and procedures for developing grounded theory*. eng. Fourth edition. Thousand Oaks, California: SAGE, 2015. ISBN: 1412997461 (citado na pg. 41).
- [CROWSTON *et al.* 2012] Kevin CROWSTON, Kangning WEI, James HOWISON e Andrea WIGGINS. “Free/libre open-source software development: what we know and what we do not know”. Em: *ACM Computing Surveys (CSUR)* 44.2 (2012), pg. 7 (citado na pg. 1).
- [CUBRANIC *et al.* 2005] D. CUBRANIC, G. C. MURPHY, J. SINGER e K. S. BOOTH. “Hipikat: a project memory for software development”. Em: *IEEE Transactions on Software Engineering* 31.6 (2005), pgs. 446–465. DOI: [10.1109/TSE.2005.71](https://doi.org/10.1109/TSE.2005.71) (citado na pg. 11).
- [DAHLANDER e MAGNUSSON 2008] Linus DAHLANDER e Mats MAGNUSSON. “How do firms make use of open source communities?” Em: *Long Range Planning* 41.6 (2008), pgs. 629–649. ISSN: 0024-6301. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2008.09.003>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0024630108000836> (citado na pg. 8).
- [EISENSTEIN 2019] Jacob EISENSTEIN. *Introduction to natural language processing*. eng. Adaptive computation and machine learning series. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2019. ISBN: 9780262042840 (citado na pg. 41).

- [ELAZHARY *et al.* 2019] Omar ELAZHARY, Margaret-Anne STOREY, Neil ERNST e Andy ZAIDMAN. “Do as i do, not as i say: do contribution guidelines match the github contribution process?” Em: *2019 IEEE International Conference on Software Maintenance and Evolution (ICSME)*. IEEE. 2019, pgs. 286–290 (citado na pg. 40).
- [FORWARD e LETHBRIDGE 2002] Andrew FORWARD e Timothy C. LETHBRIDGE. “The relevance of software documentation, tools and technologies: a survey”. Em: *Proceedings of the 2002 ACM Symposium on Document Engineering*. DocEng ’02. McLean, Virginia, USA: ACM, 2002, pgs. 26–33. ISBN: 1-58113-594-7. DOI: [10.1145/585058.585065](https://doi.org/10.1145/585058.585065). URL: <http://doi.acm.org/10.1145/585058.585065> (citado na pg. 10).
- [FRONCHETTI *et al.* 2019] Felipe FRONCHETTI, Igor WIESE, Gustavo PINTO e Igor STEIN-MACHER. “What attracts newcomers to onboard on oss projects? tl; dr: popularity”. Em: *IFIP International Conference on Open Source Systems*. Springer. 2019, pgs. 91–103 (citado nas pgs. 2, 15).
- [FUGGETTA 2003] Alfonso FUGGETTA. “Open source software—an evaluation”. Em: *Journal of Systems and Software* 66.1 (2003), pgs. 77–90. ISSN: 0164-1212. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0164-1212\(02\)00065-1](https://doi.org/10.1016/S0164-1212(02)00065-1). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0164121202000651> (citado na pg. 5).
- [C. GACEK e B. ARIEF 2004] C. GACEK e B. ARIEF. “The many meanings of open source”. Em: *IEEE Software* 21.1 (2004), pgs. 34–40. DOI: [10.1109/MS.2004.1259206](https://doi.org/10.1109/MS.2004.1259206) (citado na pg. 11).
- [Cristina GACEK e Budi ARIEF 2004] Cristina GACEK e Budi ARIEF. “The many meanings of open source”. Em: *IEEE Softw.* 21.1 (jan. de 2004), pgs. 34–40. ISSN: 0740-7459. DOI: [10.1109/MS.2004.1259206](https://doi.org/10.1109/MS.2004.1259206). URL: <http://dx.doi.org/10.1109/MS.2004.1259206> (citado na pg. 5).
- [GITHUB s.d.] GITHUB. *GitHub Flavored Markdown Specs: Paragraphs*. [Accessed on Aug-29-2022]. URL: <https://github.github.com/gfm/#paragraphs> (citado na pg. 19).
- [GITHUB 2020] GITHUB. *GitHub Octoverse*. [Accessed on Jul-1-2020]. 2020. URL: <https://octoverse.github.com/> (citado na pg. 17).
- [GITHUB 2022] GITHUB. *GitHub API*. [Accessed on Out-03-2022]. 2022. URL: <https://docs.github.com/en/rest> (citado na pg. 17).
- [GOOGLE GLOSSARY 2019] GOOGLE GLOSSARY. *Definition of Generalization*. <https://developers.google.com/machine-learning/glossary#generalization>, Last accessed on 20-08-2019. 2019 (citado na pg. 26).
- [HAIDUC *et al.* 2010] S. HAIDUC, J. APONTE, L. MORENO e A. MARCUS. “On the use of automated text summarization techniques for summarizing source code”. Em: *2010 17th Working Conference on Reverse Engineering*. 2010, pgs. 35–44. DOI: [10.1109/WCRE.2010.13](https://doi.org/10.1109/WCRE.2010.13) (citado nas pgs. 1, 13).

- [HANNEBAUER e GRUHN 2017] Christoph HANNEBAUER e Volker GRUHN. “On the relationship between newcomer motivations and contribution barriers in open source projects”. Em: *Proceedings of the 13th International Symposium on Open Collaboration*. OpenSym ’17. Galway, Ireland: ACM, 2017, 2:1–2:10. ISBN: 978-1-4503-5187-4. DOI: [10.1145/3125433.3125446](https://doi.org/10.1145/3125433.3125446). URL: <http://doi.acm.org/10.1145/3125433.3125446> (citado nas pgs. 8, 16).
- [HÖST e ORUČEVIĆ-ALAGIĆ 2011] Martin HÖST e Alma ORUČEVIĆ-ALAGIĆ. “A systematic review of research on open source software in commercial software product development”. Em: *Information and Software Technology* 53.6 (2011), pgs. 616–624 (citado na pg. 6).
- [KAJKO-MATTSSON 2005] Mira KAJKO-MATTSSON. “A survey of documentation practice within corrective maintenance”. Em: *Empirical Software Engineering* 10.1 (2005), pgs. 31–55. ISSN: 1573-7616. DOI: [10.1023/B:LIDA.0000048322.42751.ca](https://doi.org/10.1023/B:LIDA.0000048322.42751.ca). URL: <https://doi.org/10.1023/B:LIDA.0000048322.42751.ca> (citado na pg. 10).
- [KIDO *et al.* 2014] Guilherme Sakaji KIDO, Sylvio Barbon JUNIOR e Stella Naomi MORIGUCHI. *Comparação entre TF-IDF e LSI para pesagem de termos em micro-blog*. 2014 (citado na pg. 22).
- [KLOSTERMAN 2019] Stephen KLOSTERMAN. 6.3.5 exercise 24: building a multiclass classification model for imputation. 2019. URL: <https://app.knovel.com/hotlink/khtml/id:kt011YZ8C1/data-science-projects/exercise-24-building> (citado na pg. 24).
- [KRAUT *et al.* 2012] Robert E KRAUT, Moira BURKE, John RIEDL e Paul RESNICK. *The challenges of dealing with newcomers*. 2012 (citado na pg. 8).
- [KROGH *et al.* 2003] Georg von KROGH, Sebastian SPAETH e Karim R LAKHANI. “Community, joining, and specialization in open source software innovation: a case study”. Em: *Research Policy* 32.7 (2003). Open Source Software Development, pgs. 1217–1241. ISSN: 0048-7333. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(03\)00050-7](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(03)00050-7). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048733303000507> (citado nas pgs. 7, 8, 16).
- [LANTZ 2013] Brett LANTZ. 4.2.3 Data Preparation - Processing Text Data for Analysis. Packt Publishing, 2013. ISBN: 978-1-78216-214-8. URL: <https://app.knovel.com/hotlink/khtml/id:kt00U5RBR6/machine-learning-with/data-preparation-processing> (citado na pg. 22).
- [LOPER e BIRD 2002] Edward LOPER e Steven BIRD. “Nltk: the natural language toolkit”. Em: *arXiv preprint cs/0205028* (2002) (citado na pg. 22).
- [LI *et al.* 2016] B. LI, C. VENDOME, M. LINARES-VÁSQUEZ, D. POSHYVANYK e N. A. KRAFT. “Automatically documenting unit test cases”. Em: *2016 IEEE International Conference on Software Testing, Verification and Validation (ICST)*. 2016, pgs. 341–352. DOI: [10.1109/ICST.2016.30](https://doi.org/10.1109/ICST.2016.30) (citado na pg. 13).

- [MALHEIROS *et al.* 2012] Y. MALHEIROS, A. MORAES, C. TRINDADE e S. MEIRA. “A source code recommender system to support newcomers”. Em: *2012 IEEE 36th Annual Computer Software and Applications Conference*. 2012, pgs. 19–24. DOI: [10.1109/COMPSAC.2012.11](https://doi.org/10.1109/COMPSAC.2012.11) (citado na pg. 11).
- [MAO *et al.* 2017] Ke MAO, Licia CAPRA, Mark HARMAN e Yue JIA. “A survey of the use of crowdsourcing in software engineering”. Em: *Journal of Systems and Software* 126 (2017), pgs. 57–84 (citado na pg. 34).
- [Audris MOCKUS *et al.* 2000] Audris MOCKUS, Roy T. FIELDING e James HERBSLEB. “A case study of open source software development: the apache server”. Em: *Proceedings of the 22Nd International Conference on Software Engineering*. ICSE '00. Limerick, Ireland: ACM, 2000, pgs. 263–272. ISBN: 1-58113-206-9. DOI: [10.1145/337180.337209](https://doi.org/10.1145/337180.337209). URL: <http://doi.acm.org/10.1145/337180.337209> (citado na pg. 6).
- [NAKAKOJI *et al.* 2002] Kumiyo NAKAKOJI, Yasuhiro YAMAMOTO, Yoshiyuki NISHINAKA, Kouichi KISHIDA e Yunwen YE. “Evolution patterns of open-source software systems and communities”. Em: *Proceedings of the International Workshop on Principles of Software Evolution*. IWPSE '02. Orlando, Florida: ACM, 2002, pgs. 76–85. ISBN: 1-58113-545-9. DOI: [10.1145/512035.512055](https://doi.org/10.1145/512035.512055). URL: <http://doi.acm.org/10.1145/512035.512055> (citado na pg. 7).
- [OWHADI-KARESHK *et al.* 2019] Moein OWHADI-KARESHK, Sarah NADI e Julia RUBIN. “Predicting merge conflicts in collaborative software development”. Em: *2019 ACM/IEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement (ESEM)*. IEEE. 2019, pgs. 1–11 (citado na pg. 25).
- [PANICHELLA *et al.* 2015] S. PANICHELLA *et al.* “How can i improve my app? classifying user reviews for software maintenance and evolution”. Em: *2015 IEEE International Conference on Software Maintenance and Evolution (ICSME)*. 2015, pgs. 281–290. DOI: [10.1109/ICSM.2015.7332474](https://doi.org/10.1109/ICSM.2015.7332474) (citado nas pgs. 15, 24, 26).
- [PANICHELLA 2015] S. PANICHELLA. “Supporting newcomers in software development projects”. Em: *2015 IEEE International Conference on Software Maintenance and Evolution (ICSME)*. 2015, pgs. 586–589. DOI: [10.1109/ICSM.2015.7332519](https://doi.org/10.1109/ICSM.2015.7332519) (citado na pg. 13).
- [PINTO, DIAS *et al.* 2018] Gustavo PINTO, Luiz Felipe DIAS e Igor STEINMACHER. “Who gets a patch accepted first?: comparing the contributions of employees and volunteers”. Em: *Proceedings of the 11th International Workshop on Cooperative and Human Aspects of Software Engineering*. ACM. 2018, pgs. 110–113 (citado na pg. 6).
- [PEDREGOSA *et al.* 2011] F. PEDREGOSA *et al.* “Scikit-learn: machine learning in Python”. Em: *Journal of Machine Learning Research* 12 (2011), pgs. 2825–2830 (citado na pg. 24).
- [PINTO, Igor STEINMACHER *et al.* 2018] Gustavo PINTO, Igor STEINMACHER, Luiz Felipe DIAS e Marco GEROSA. “On the challenges of open-sourcing proprietary software

- projects”. Em: *Empirical Software Engineering* 23.6 (2018), pgs. 3221–3247. ISSN: 1573-7616. DOI: [10.1007/s10664-018-9609-6](https://doi.org/10.1007/s10664-018-9609-6). URL: <https://doi.org/10.1007/s10664-018-9609-6> (citado na pg. 6).
- [PRANA *et al.* 2019] Gede Artha Azriadi PRANA, Christoph TREUDE, Ferdian THUNG, Thushari ATAPATTU e David LO. “Categorizing the content of github readme files”. Em: *Empirical Software Engineering* 24.3 (2019), pgs. 1296–1327. ISSN: 1573-7616. DOI: [10.1007/s10664-018-9660-3](https://doi.org/10.1007/s10664-018-9660-3). URL: <https://doi.org/10.1007/s10664-018-9660-3> (citado nas pgs. 23, 24).
- [QURESHI e FANG 2011] Israr QURESHI e Yulin FANG. “Socialization in open source software projects: a growth mixture modeling approach”. Em: *Organizational Research Methods* 14.1 (2011), pgs. 208–238. DOI: [10.1177/1094428110375002](https://doi.org/10.1177/1094428110375002). eprint: <https://doi.org/10.1177/1094428110375002>. URL: <https://doi.org/10.1177/1094428110375002> (citado na pg. 8).
- [RAYMOND 1999] Eric RAYMOND. “The cathedral and the bazaar”. Em: *Knowledge, Technology & Policy* 12.3 (1999), pgs. 23–49. ISSN: 1874-6314. DOI: [10.1007/s12130-999-1026-0](https://doi.org/10.1007/s12130-999-1026-0). URL: <https://doi.org/10.1007/s12130-999-1026-0> (citado na pg. 6).
- [REID *et al.* 2022] Brittany REID, Markus WAGNER, Marcelo D’AMORIM e Christoph TREUDE. “Software engineering user study recruitment on prolific: an experience report”. Em: *arXiv preprint arXiv:2201.05348* (2022) (citado na pg. 34).
- [ROBILLARD 2009] M. P. ROBILLARD. “What makes apis hard to learn? answers from developers”. Em: *IEEE Software* 26.6 (2009), pgs. 27–34. DOI: [10.1109/MS.2009.193](https://doi.org/10.1109/MS.2009.193) (citado na pg. 10).
- [SANTOS *et al.* 2021] Fabio SANTOS *et al.* “Can i solve it? identifying apis required to complete oss tasks”. Em: *2021 IEEE/ACM 18th International Conference on Mining Software Repositories (MSR)*. IEEE. 2021, pgs. 346–257 (citado na pg. 25).
- [SOUZA *et al.* 2005] Sergio Cozzetti B. de SOUZA, Nicolas ANQUETIL e Káthia M. de OLIVEIRA. “A study of the documentation essential to software maintenance”. Em: *Proceedings of the 23rd Annual International Conference on Design of Communication: Documenting & Designing for Pervasive Information*. SIGDOC ’05. Coventry, United Kingdom: ACM, 2005, pgs. 68–75. ISBN: 1-59593-175-9. DOI: [10.1145/1085313.1085331](https://doi.org/10.1145/1085313.1085331). URL: <http://doi.acm.org/10.1145/1085313.1085331> (citado na pg. 10).
- [SHOLLER *et al.* 2019] Dan SHOLLER *et al.* “Ten simple rules for helping newcomers become contributors to open projects”. Em: *PLoS computational biology* 15.9 (2019), e1007296 (citado na pg. 40).
- [STALLMAN 2002] Richard STALLMAN. “What is free software”. Em: *Free Society: Selected Essays of* 23 (2002). URL: <https://www.gnu.org/philosophy/free-sw.html> (citado na pg. 5).

- [I. STEINMACHER, CHAVES *et al.* 2014] I. STEINMACHER, A. P. CHAVES, T. U. CONTE e M. A. GEROSA. “Preliminary empirical identification of barriers faced by newcomers to open source software projects”. Em: *2014 Brazilian Symposium on Software Engineering*. 2014, pgs. 51–60. DOI: [10.1109/SBES.2014.9](https://doi.org/10.1109/SBES.2014.9) (citado nas pgs. 8–12, 15).
- [I. STEINMACHER, WIESE *et al.* 2014] I. STEINMACHER, Igor Scaliante WIESE, Tayana CONTE, Marco Aurélio GEROSA e David REDMILES. “The hard life of open source software project newcomers”. Em: *Proceedings of the 7th International Workshop on Cooperative and Human Aspects of Software Engineering*. CHASE 2014. Hyderabad, India: ACM, 2014, pgs. 72–78. ISBN: 978-1-4503-2860-9. DOI: [10.1145/2593702.2593704](https://doi.org/10.1145/2593702.2593704). URL: <http://doi.acm.org/10.1145/2593702.2593704> (citado nas pgs. 1, 8).
- [Igor STEINMACHER, T. CONTE *et al.* 2015] Igor STEINMACHER, Tayana CONTE, Marco Aurélio GEROSA e David REDMILES. “Social barriers faced by newcomers placing their first contribution in open source software projects”. Em: *Proceedings of the 18th ACM conference on Computer supported cooperative work & social computing*. 2015, pgs. 1379–1392 (citado na pg. 41).
- [I. STEINMACHER, T. U. CONTE *et al.* 2016] I. STEINMACHER, T. U. CONTE, C. TREUDE e M. A. GEROSA. “Overcoming open source project entry barriers with a portal for newcomers”. Em: *2016 IEEE/ACM 38th International Conference on Software Engineering (ICSE)*. 2016, pgs. 273–284. DOI: [10.1145/2884781.2884806](https://doi.org/10.1145/2884781.2884806) (citado nas pgs. 16, 48).
- [Igor STEINMACHER, TREUDE *et al.* 2018] Igor STEINMACHER, Christoph TREUDE e Marco Aurelio GEROSA. “Let me in: guidelines for the successful onboarding of newcomers to open source projects”. Em: *IEEE Software* 36.4 (2018), pgs. 41–49 (citado na pg. 16).
- [TANTITHAMTHAVORN *et al.* 2018] Chakkrit TANTITHAMTHAVORN, Shane McINTOSH, Ahmed E HASSAN e Kenichi MATSUMOTO. “The impact of automated parameter optimization on defect prediction models”. Em: *IEEE Transactions on Software Engineering* 45.7 (2018), pgs. 683–711 (citado na pg. 33).
- [THANAKI 2017] Jalaj THANAKI. *4.3 Basic Preprocessing*. Packt Publishing, 2017. ISBN: 978-1-78712-142-3. URL: <https://app.knovel.com/hotlink/khtml/id:kt011DM3U2/python-natural-language/basic-preprocessing> (citado na pg. 22).
- [UDDIN e ROBILLARD 2015] G. UDDIN e M. P. ROBILLARD. “How api documentation fails”. Em: *IEEE Software* 32.4 (2015), pgs. 68–75. DOI: [10.1109/MS.2014.80](https://doi.org/10.1109/MS.2014.80) (citado na pg. 10).
- [WANG e SARMA 2011] Jianguo WANG e Anita SARMA. “Which bug should i fix: helping new developers onboard a new project”. Em: *Proceedings of the 4th International Workshop on Cooperative and Human Aspects of Software Engineering*. CHASE ’11. Waikiki, Honolulu, HI, USA: ACM, 2011, pgs. 76–79. ISBN: 978-1-4503-0576-1. DOI: [10.1145/1984642.1984661](https://doi.org/10.1145/1984642.1984661). URL: <http://doi.acm.org/10.1145/1984642.1984661> (citado na pg. 11).

- [ZHANG *et al.* 2021] Zheyang ZHANG, Outi SIEVI-KORTE, Ulla-Talvikki VIRTA, Hannu-Matti JÄRVINEN e Davide TAIBI. “An investigation on the availability of contribution information in open-source projects”. Em: *2021 47th Euromicro Conference on Software Engineering and Advanced Applications (SEAA)*. IEEE. 2021, pgs. 86–90 (citado na pg. 40).
- [ZHI *et al.* 2015] Junji ZHI *et al.* “Cost, benefits and quality of software development documentation: a systematic mapping”. Em: *Journal of Systems and Software* 99 (2015), pgs. 175–198. ISSN: 0164-1212. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jss.2014.09.042>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0164121214002131> (citado na pg. 10).
- [ZHOU e A. MOCKUS 2015] M. ZHOU e A. MOCKUS. “Who will stay in the floss community? modeling participant’s initial behavior”. Em: *IEEE Transactions on Software Engineering* 41.1 (2015), pgs. 82–99. ISSN: 0098-5589. DOI: [10.1109/TSE.2014.2349496](https://doi.org/10.1109/TSE.2014.2349496). URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6880395> (citado na pg. 8).
- [ZHONG e SU 2013] Hao ZHONG e Zhendong SU. “Detecting api documentation errors”. Em: *Proceedings of the 2013 ACM SIGPLAN International Conference on Object Oriented Programming Systems Languages & Applications. OOPSLA ’13*. Indianapolis, Indiana, USA: ACM, 2013, pgs. 803–816. ISBN: 978-1-4503-2374-1. DOI: [10.1145/2509136.2509523](https://doi.org/10.1145/2509136.2509523). URL: <http://doi.acm.org/10.1145/2509136.2509523> (citado nas pgs. 1, 13).