



Universidade Federal do Amazonas Instituto de Computação Programa de Pós-Graduação em Informática

Márcia Sampaio Lima

Minerando Conhecimentos de Projetos de Software a partir dos Registros de Comunicação de Desenvolvedores

> Manaus Outubro de 2023

Márcia Sampaio Lima

Minerando Conhecimentos de Projetos de Software a partir dos Registros de Comunicação de Desenvolvedores

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Informática do Instituto de Computação da Universidade Federal do Amazonas como requisito para obtenção do grau de Doutor(a) em Informática.

Área de concentração: Engenharia de Software

Orientador: Prof. Dr. Bruno Freitas Gadelha Coorientadora: Profa. Dra. Tayana Uchoa Conte Coorientador: Prof. Dr. Igor Steinmacher

Manaus 2023

Ficha Catalográfica

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

Lima, Márcia Sampaio

L732m

Minerando conhecimentos de projetos de software a partir dos registros de comunicação de desenvolvedores / Márcia Sampaio Lima . 2023

218 f.: il. color; 31 cm.

Orientador: Bruno Freitas Gadelha Coorientadora: Tayana Uchoa Conte Coorientador: Igor Steinmacher

Tese (Doutorado em Informática) - Universidade Federal do Amazonas.

1. Conhecimentos de software. 2. Ferramentas de comunicação. 3. Times de desenvolvimento. 4. Mineração de repositórios de eng. de software. I. Gadelha, Bruno Freitas. II. Universidade Federal do Amazonas III. Título



Ministério da Educação Universidade Federal do Amazonas Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Informática

FOLHA DE APROVAÇÃO

"MINERANDO CONHECIMENTOS DE PROJETOS DE SOFTWARE A PARTIR DOS REGISTROS DE COMUNICAÇÃO DE DESENVOLVEDORES"

MÁRCIA SAMPAIO LIMA

Tese de Doutorado defendida e aprovada pela banca examinadora constituída pelos Professores:

Prof. Dr. Bruno Freitas Gadelha - PRESIDENTE

Prof. Dr. Alessandro Fabrício Garcia - MEMBRO EXTERNO

Profa. Dra. Bianca Trinkenreich - MEMBRO EXTERNO

Prof. Dr. Leonardo Gresta Paulino Murta - MEMBRO EXTERNO

Prof. Dr. Igor Scaliante Wiese - MEMBRO EXTERNO

Manaus, 10 de Outubro de 2023



Documento assinado eletronicamente por **Igor Scaliante Wiese**, **Usuário Externo**, em 19/10/2023, às 10:38, conforme horário oficial de Manaus, com fundamento no art. 6° , § 1° , do <u>Decreto nº 8.539</u>, <u>de 8 de outubro de 2015</u>.



Documento assinado eletronicamente por **Alessandro Fabricio Garcia**, **Usuário Externo**, em 19/10/2023, às 10:42, conforme horário oficial de Manaus, com fundamento no art. 6° , § 1° , do <u>Decreto no 8.539, de 8 de outubro de 2015</u>.



Documento assinado eletronicamente por **Bianca Trinkenreich**, **Usuário Externo**, em 19/10/2023, às 11:40, conforme horário oficial de Manaus, com fundamento no art. 6º, § 1º, do <u>Decreto nº 8.539</u>, <u>de 8 de outubro de 2015</u>.



Documento assinado eletronicamente por **Leonardo Gresta Paulino Murta**, **Usuário Externo**, em 19/10/2023, às 21:31, conforme horário oficial de Manaus, com fundamento no art. 6º, § 1º, do <u>Decreto nº 8.539, de 8 de</u> outubro de 2015.



Documento assinado eletronicamente por **Bruno Freitas Gadelha**, **Professor do Magistério Superior**, em 30/10/2023, às 14:44, conforme horário oficial de Manaus, com fundamento no art. 6º, § 1º, do <u>Decreto nº 8.539, de 8 de</u> outubro de 2015.



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufam.edu.br/sei/controlador_externo.php?
acesso_externo=0, informando o código verificador **1722357** e o código CRC **D1E0A93D**.

Avenida General Rodrigo Octávio, 6200 - Bairro Coroado I Campus Universitário Senador Arthur Virgílio Filho, Setor Norte - Telefone: (92) 3305-1181 / Ramal 1193 CEP 69080-900, Manaus/AM, coordenadorppgi@icomp.ufam.edu.br

Referência: Processo nº 23105.042201/2023-14 SEI nº 1722357

AGRADECIMENTOS

A Deus pela minha vida, saúde, família, amigos e pelas oportunidades e desafios que me foram dados.

Ao meu marido, Leonardo Lima, que me apoia, incentiva, ajuda, respeita, acalenta, diverte e me compreende nos momentos difíceis, nos momentos de desespero e nos momentos felizes. Léo sempre fez questão de lutar, sonhar e comemorar junto comigo e com nossa amada Annabel, pois para ele a família é o seu grande tesouro.

À minha amada filha, Annabel Lima, que me encoraja a ter força, a lutar diariamente pelo meu sonho, que me incentiva a ter percepções diferentes sobre o mundo, que me desafia a cada dia e me ensina o que é o amor incondicional.

Aos meus pais, Leônidas e Silene, que construíram o alicerce sobre o qual caminho. Me ensinaram valores morais e éticos que embasam a minha vida e a relação que tenho com todos ao meu redor. Meu muito obrigado por terem me protegido, cuidado e guiado por todos esses anos da minha vida.

Aos meus irmãos, Marco e Túlio, que sempre torceram por mim.

À minha amiga Jocélia. Esta caminhada sem o seu apoio teria sido muito mais difícil. A você, meus sinceros agradecimentos.

À minha amiga Marcela Pessoa. Por coincidência do destino, traçamos objetivos comuns na vida. Obrigada por seu apoio e sua amizade sincera.

Ao meu orientador e amigo, Professor Bruno Gadelha, que confiou em mim, que me incentiva e acredita em mim. Bruno, você é um amigo e um profissional brilhante. Sou muito feliz por estar ao seu lado nessa caminhada e imensamente grata a você. A combinação de sua experiência acadêmica e seu apoio amigável criou um ambiente no qual me senti confortável para explorar novas ideias, fazer perguntas e buscar soluções criativas.

À minha coorientadora e amiga, Professora Tayana Conte, pela confiança, pela dedicação, pelas oportunidades e pelo carinho a mim oferecidos. Querida Tay, você me inspira a ser melhor, me encoraja a não ter medo e me incentiva a crescer. Sua orientação, paciência e apoio foram inestimáveis para o meu crescimento

acadêmico e pessoal ao longo deste período. Agradeço por investir seu tempo e energia em me ajudar a desenvolver minhas habilidades de pesquisa e a superar os desafios que surgiram ao longo do caminho. Agradeço demais pela amiga Tay!

Ao meu coorientador, Professor Igor Steinmacher, que após a minha qualificação, me coorientou e me propiciou oportunidades excepcionais que contribuíram para o desenvolvimento desta tese. Professor Igor me convidou para participar de reuniões e trabalhos com profissionais do GitHub e pesquisadores da Microsoft Research. Muito, muito, muito obrigada!

Aos professores Alessandro Garcia e Igor Steinmacher por aceitarem participar da minha banca de qualificação desta pesquisa, pela leitura atenta do meu texto e por serem referências como pesquisadores e professores. Muito obrigada!

Aos professores Alessandro Garcia, Bianca Trinkenreich, Igor Wiese e Leonardo Murta, por aceitarem participar da minha banca de defesa de doutorado. Expresso meus agradecimentos a cada um de vocês pelo tempo, atenção e valiosas contribuições durante a avaliação da minha tese de doutorado. Agradeço por dedicarem parte do seu tempo para analisar o meu trabalho e por compartilharem seus conhecimentos e *insights* durante a defesa. Suas perguntas, comentários e sugestões enriqueceram a discussão e contribuíram para aprimorar a qualidade da minha pesquisa e da pesquisadora Márcia! Admiro e respeito o amor e o profissionalismo que todos vocês possuem pela área de Engenharia de Software.

Aos membros do grupo USES que sempre me receberam e ajudaram de braços abertos. Obrigada queridos amigos pelas discussões de pesquisas, pelas dúvidas sanadas, pelos sucessos comemorados, pelos trabalhos realizados em conjunto e pelos momentos de descontração. A experiência de fazer parte deste grupo foi incrivelmente enriquecedora e inspiradora. A troca de conhecimentos, as discussões apaixonadas e a dedicação de todos à pesquisa criaram um ambiente estimulante, onde pude crescer como pesquisador e indivíduo.

Um agradecimento especial à Universidade Federal do Amazonas, ao Instituto de Computação e ao programa de pós-graduação em informática da UFAM (PPGI-UFAM) pelas oportunidades proporcionadas.

À Universidade do Estado do Amazonas (UEA), instituição na qual trabalho. Agradeço aos amigos professores que torcem por mim.

Agradeço aos participantes voluntários dos estudos aqui descritos.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiço-amento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001. Este trabalho foi parcialmente financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Amazonas - FAPEAM - por meio do projeto POS-GRAD e processo número 062.00150/2020. Gostaríamos também de agradecer o apoio financeiro concedido pelo CNPq através dos processos nº 314174/2020-6 e 313067/2020-1. FAPESP sob bolsa 2020/05191-2. Esta pesquisa também foi realizada no âmbito do Projeto Samsung-UFAM de Ensino e Pesquisa (SUPER). Esta pesquisa, conforme previsto no Art. 48 do decreto n. 6.008/2006, foi parcialmente financiada pela Samsung Eletrônica da Amazônia Ltda., nos termos da Lei Federal n. 8.387/1991, através do convênio n 003/2019, firmado com o ICOMP/UFAM.

Resumo

Equipes de desenvolvimento de software recorrem a diferentes canais de comunicação para dar suporte às tarefas de desenvolvimento e gerenciamento de projetos. Dentre tais canais, pode-se citar as ferramentas de mensagens instantâneas (chats) e fóruns de discussões. Contudo, quando equipes usam tais canais, discussões relevantes relacionadas ao software são registradas nos arquivos de logs destes recursos, podendo tornar-se "perdidas", não implementadas, esquecidas, duplicadas ou difíceis de serem encontradas em meio ao excesso de mensagens trocadas. Em todos os cenários destacados, a perda e a duplicação de informações podem comprometer o compartilhamento e o reuso de conhecimentos dos projetos de software. Motivada pelo contexto mencionado e pela hipótese de que se pode determinar conhecimentos relevantes de software a partir dos registros de discussões de desenvolvedores, a seguinte questão de pesquisa (QP) guia este trabalho: QP: Como utilizar métodos automáticos para identificar discussões relevantes de projetos de software a partir dos registros de comunicação de desenvolvedores? Objetivando responder à questão norteadora desta pesquisa e com base na metodologia Design Science Research, foi desenvolvido o framework Miner4DevTeam. O framework apoia a determinação de conhecimentos de projetos de software a partir dos registros de comunicação de desenvolvedores, contribuindo para a realização das tarefas de desenvolvimento. Tais conhecimentos revelam o contexto de desenvolvimento dos projetos. Os resultados aqui obtidos mostram que os conhecimentos determinados podem apoiar a evolução do produto, auxiliar o processo de tomada de decisões estratégicas das empresas e promover o compartilhamento e a reutilização do conhecimento dos projetos. Trabalhos futuros oferecem oportunidades para o aprimoramento do Miner4DevTeam, para a utilização de diferentes repositórios de dados e para desenvolvimento de estratégias que apoiem a área de gestão de conhecimento de projetos de software.

Palavras-chave: Conhecimentos de *Software*, Ferramentas de Comunicação, Times de Desenvolvimento, Mineração de repositórios de ES.

Abstract

Software development teams use collaborative communication channels, such as instant messaging (IM) tools and forums, to support software development and management tasks. When teams use such channels, relevant software-related discussions stay in these tools' log files. However, such relevant software-related discussions and decisions can get "lost," unimplemented, forgotten, duplicated, or hard to find amidst the large volume of messages. Lost and duplicated information can compromise the sharing and reuse of project knowledge. Motivated by the mentioned context and the hypothesis that one can extract relevant softwarerelated knowledge from the developer's communication logs, this work aims to answer the following research question (RQ): RQ: How can we use automatic approaches to identify relevant software-related discussions from the developers' communication log files? Based on the Design Science Research methodology, we developed the framework *Miner4DevTeam* to answer this question. The framework helps stakeholders determine software project knowledge from team communication log files and supports the development tasks. Such knowledge can reveal the project development context. Our findings show that the determined knowledge can support product evolution, aid companies' strategic decision-making process, and support project knowledge sharing and reuse. Future work brings opportunities to enhance the framework, explore different data repositories, and support the knowledge management field.

Keywords: Software Knowledge, Communication Tools, Software Development Teams, Mining SE repositories.

Lista de Figuras

1.1	Metodologia de desenvolvimento da pesquisa	8
3.1	Componentes do framework Miner4DevTeam	34
4.1	Visual Abstract do desenvolvimento do LK-Component	49
4.2	Processo de determinação do <i>Project Lost Knowledge</i>	53
4.3	Gráfico de distribuição de mensagens enviadas por dia	54
4.4	Ferramenta analítica para apoio educacional	71
4.5	Gráfico de distribuição de mensagens: equipe Arara	76
4.6	Tabela de estrutura do <i>log</i> : equipe Onça	76
4.7	Gráfico de mensagens enviadas por membro: equipe Boto	77
5.1	Visual Abstract do desenvolvimento do FK-Compoenent	87
5.2	Processo de determinação do <i>Project Frequent Knowledge</i>	91
5.3	Recurso de busca embutido nas Word Clouds	94
5.4	Word Clouds Semânticas e Técnicas	95
6.1	Visual Abstract do desenvolvimento do RK-Component	106
6.2	Exemplo de uma postagem de discussão	110
6.3	Processo de determinação do <i>Project Related Knowledge</i>	111

Lista	de Figuras	viii

6.4	Caracterização da base de dados - Gatsby, Homebrew e Next.js . 115
6.5	Processo da análise de <i>links</i> no GitHub <i>Discussions</i> 146
6.6	Proporção de <i>links</i> internos e externos
6.7	Distribuição de <i>links</i> da categoria <i>within-repo</i>
6.8	Tipos de recursos referenciados
7.1	Visual Abstract desta pesquisa de doutorado

Lista de Tabelas

4.1	Caracterização dos <i>logs</i> analisados no estudo da indústria 57
4.2	Valores das métricas de avaliação
4.3	Tipos de discussões ocorridas em <i>log</i>
4.4	Tipos de discussões reveladas pelo <i>PLK</i> 64
4.5	Caracterização dos <i>logs</i> analisados no estudo da educação 74
4.6	Caracterização das amostras de dados analisadas no estudo da
	educação
4.7	Métricas de avaliação do LK - $Component$ aplicado à educação 79
5.1	Assuntos frequentemente discutidos
6.1	Repositórios selecionados para avaliação do RK -Component 112
6.2	Configurações de avaliação do $RK\text{-}Component$: repositórios, cate-
	gorias e K
6.3	Estatística descritiva, valores de $T_{related}$ e $ R $ - Gatsby 121
6.4	Estatística descritiva, valores de $T_{related}$ e $ R $ - Homebrew 121
6.5	Estatística descritiva, valores de $T_{related}$ e $ R $ - Next.js 122
6.6	Valores de Precisão atingidos pelo <i>RK-Component</i>
6.7	Avaliação do <i>RK-Component</i> - Análise de Amostras 126

Lista de Tabelas x

6.8	Tempo de execução do RK -Component - $c = ALL$ e $K = 10$	128
6.9	Sumário de pesquisas que visam detectar duplicadas em canais de	
	comunicação de desenvolvedores	140
6.10	Repositórios usados na criação da amostra de dados	147
6.11	Conceituação dos tipos de relacionamento associados a motivação	
	do compartilhamento de <i>links</i> no <i>Discussions</i>	150
6.12	Porcentagem de threads de discussões com links	152
6.13	Porcentagem de <i>links</i> compartilhados nas discussões	152
6 14	Frequência de <i>links</i> por categoria	161

Sumário

1	Inti	rodução	2
	1.1	Contexto	2
	1.2	Questão de Pesquisa	5
	1.3	Objetivos	7
	1.4	Metodologia	7
	1.5	Organização	10
2	Ref	erencial Teórico	12
	2.1	Comunicação em Times de Desenvolvimento	12
	2.2	Repositórios de Engenharia Software	15
	2.3	Mineração de Dados aplicada a ES	16
		2.3.1 Métricas de avaliação	23
	2.4	Trabalhos Relacionados	25
3	Fra	$mework:\ Miner 4 Dev Team$	30
	3.1	Minerando Conhecimentos de software	30
	3.2	Lost Knowledge Component	34
	3.3	Frequent Knowledge Component	37

C / ·	••
Sumário	X11
Samario	All

	3.4	Related Knowledge Component	40			
4	Min	nerando <i>Project Lost Knowledge</i>	48			
	4.1	LK-Component - Visual Abstract	49			
	4.2	LK-Component aplicado à Indústria	50			
		4.2.1 Determinação do PLK	52			
		4.2.2 Avaliação do LK -Component	53			
		4.2.3 Resultados	57			
		4.2.4 Discussões	66			
	4.3	LK-Component aplicado na academia	67			
		4.3.1 Aplicação do LK -Component na educação	69			
		4.3.1.1 Ferramenta analítica para apoio educacional	70			
		4.3.2 Avaliação do LK -Component na educação	72			
		4.3.3 Resultados	74			
		4.3.4 Discussões	82			
	4.4	Ameaças à Validade	83			
	4.5	Considerações	84			
5	Min	nerando <i>Project Frequent Knowledge</i>	86			
	5.1	FK-Component - Visual Abstract	86			
	5.2	FK-Component aplicado à Indústria	88			
		5.2.1 Determinação do PFK	89			
		5.2.2 Avaliação do <i>FK-Component</i>	91			
		5.2.3 Resultados	94			
		5.2.4 Discussões	102			
	5.3	Ameaças à Validade	103			

xiii Sumário

	5.4	Consid	derações		103
6	Min	nerand	o <i>Projec</i>	t Related Knowledge	105
	6.1	RK-C	$\ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ $	- Visual Abstract	106
	6.2	RK-C	fomponent	aplicado ao contexto OSS	107
		6.2.1	Forum (GitHub Discussions	108
		6.2.2	Determi	nação do PRK	111
			6.2.2.1	Caracterização da base de dados	112
		6.2.3	Avaliaçã	o do RK -Component	118
		6.2.4	Resultad	los	120
6.2.5 Discussões				ges	129
			6.2.5.1	Impactos causados pela alteração do valor $K - \ldots$	129
			6.2.5.2	Predições falso-positivas	132
			6.2.5.3	Perspectiva dos mantenedores de OSS em relação	
				às discussões relacionadas detectadas	133
			6.2.5.4	Comparando a eficácia do RK - $Component$	137
			6.2.5.5	Implicações do RK-Component	139
		6.2.6	Ameaças	s à Validade	142
	6.3	Comp	artilhando	o Project Knowledge através de Hyperlinks	143
		6.3.1	Metodol	ogia	145
		6.3.2	Resultad	los	150
		6.3.3	Discussõ	ies	166
		6.3.4	Ameaças	s à Validade	169
	6.4	Consid	derações		170

1	Sumário
1	Sumai

7	Conclusões 1					
	7.1 Conclusão	. 172				
	7.1.1 Resposta da Questão de Pesquisa	. 177				
	7.2 Contribuições					
	7.3 Trabalhos Futuros	. 184				
A Lista de termos técnicos usada pelo Frequent Knowledge Com-						
	ponent	187				
	A.1 Lista <i>T</i>	. 187				
R	ferências Bibliográficas	205				

Capítulo 1

Introdução

Este capítulo apresenta a área de interesse da pesquisa de doutorado aqui descrita. A Seção 1.1 destaca o contexto e a motivação do trabalho desenvolvido. As Seções 1.2 e 1.3 apresentam a questão de pesquisa a ser respondida e os objetivos a serem alcançados, respectivamente. A metodologia de pesquisa adotada é exposta na Seção 1.4. Por fim, na Seção 1.5 é apresentada a estrutura de organização deste texto.

1.1 Contexto

No contexto atual do desenvolvimento de software, as equipes adotam diferentes canais de comunicação para apoiar o modelo de desenvolvimento colaborativo dos projetos (Storey et al., 2014, 2016; Tantisuwankul et al., 2019). Estes canais são usados para promover o aprendizado, sanar dúvidas, obter e dar *feedbacks*, mostrar resultados, monitorar e coordenar atividades (Storey et al., 2016). Dentre tais canais destacam-se aqueles que viabilizam as comunicações sociais colaborativas, como, por exemplo, *e-mail*, *chat* e fóruns (Storey et al., 2014, 2016; Pérez-Soler et al., 2018).

Por se tratar de uma tarefa colaborativa, as atividades de desenvolvimento de software exigem constantes discussões e consenso entre os *stakeholders* envolvidos

3 1.1. Contexto

nos projetos (Pérez-Soler et al., 2018). Tanto as equipes distribuídas quanto as colocalizadas (situadas em um mesmo local) utilizam ferramentas síncronas (*chats*) ou assíncronas (*e-mails*, fóruns, ferramentas de gerenciamento de tarefas, etc.) visando intermediar a colaboração durante o processo de desenvolvimento do software. Diante desse contexto, é natural que a interação das equipes demande a troca de um grande fluxo de informações entre seus membros. Alkadhi et al. (2018) relatam que as mensagens de *chats* substituíram os *e-mails* em muitas equipes, o que vem sendo evidenciado em diversas pesquisas que analisam dados de ferramentas como o Slack¹, Telegram² e WhatsApp³ (Storey et al., 2014, 2016; Pérez-Soler et al., 2018).

Em comunidades de software livre (open source) também observa-se uma mudança de comportamento com respeito a utilização das ferramentas de comunicação. Historicamente, as listas de discussão (e-mails) eram o canal preferido para comunicação de tais comunidades (Rigby and Hassan, 2007; Guzzi et al., 2013; Vasilescu et al., 2014). No entanto, com o surgimento de outros meios de comunicação, observou-se uma mudança de preferência (Guzzi et al., 2013; Vasilescu et al., 2014). Nos últimos anos, fóruns do tipo Q&A, voltados para desenvolvedores de software (Programming Community-based Question Answering (PCQA)) têm atraído, cada vez mais, a atenção dos membros das equipes de software (Wang et al., 2020; Pei et al., 2021). Desenvolvedores recorrem a tais ambientes a fim de sanarem, de forma rápida, suas dúvidas técnicas (Zhang et al., 2017), impactando diretamente no processo de desenvolvimento de software (Yazdaninia et al., 2021). Em fóruns do tipo PCQA a comunicação extrapola os limites das equipes. Nesses ambientes diversos usuários podem compartilhar conhecimentos técnicos e discutir tópicos de interesse de uma comunidade. Como exemplos de fóruns do tipo PCQA, pode-se citar o Stack Overflow⁴.

Tanto os *chats* como os fóruns de comunicação de desenvolvedores constituem valiosas fontes de informação acerca dos projetos de software, pois podem conter registros de discussões relacionadas ao processo de desenvolvimento dos projetos de software. Contudo, pesquisas destacam que muitas decisões discutidas pelos

¹https://slack.com/

²https://telegram.org/

³https://www.whatsapp.com/

⁴https://stackoverflow.com/

desenvolvedores são raramente transcritas para a documentação oficial do projeto e que, tampouco, constituem estímulo para a atualização de tais documentos, tornando-se perdidas do ponto de vista da equipe de desenvolvimento (Burge and Brown, 2008; Manteuffel et al., 2014; Soria and van der Hoek, 2019). Contudo, essas informações são essenciais para a compreensão do escopo de desenvolvimento de projetos de software, sendo úteis para apoiar as tarefas de desenvolvimento e embasar as tomadas de decisões dos times (Alkadhi et al., 2017, 2018), ignorá-las pode comprometer o compartilhamento e a reutilização do conhecimento dos projetos. Este problema motivou o desenvolvimento desta pesquisa de doutorado.

Diante de tal cenário, o objeto de interesse desta pesquisa compreende os registros gerados pela comunicação de desenvolvedores de software. Neles podem ser explicitados conhecimentos e experiências úteis para uma melhor compreensão e gestão dos projetos de software. Nesta pesquisa, os objetos de interesse considerados foram (1) os registros de comunicação de equipes de projetos de software armazenados nos logs das ferramentas de comunicação síncronas e (2) as postagens de discussão de desenvolvedores de software feitos por meio de fóruns do tipo PCQA. Pressupõe-se que a mineração de tais registros revela aspectos técnicos e gerenciais relacionados ao desenvolvimento de projetos de software relevantes para apoiar a realização das atividades de desenvolvedores e gerentes de projetos de software.

Sendo assim, constituem alvo de estudo desta pesquisa de doutorado o planejamento, a criação e a avaliação de mecanismos capazes de recuperar discussões e decisões de projetos relevantes a partir dos registros de comunicação de desenvolvedores. Tais informações são relevantes para que os *stakeholders* possam melhor gerenciar e desenvolver projetos de software, apoiar a determinação de conhecimentos de projetos de software *(software project knowledge)* e promover o compartilhamento e reuso de tais conhecimentos.

O tema desta pesquisa se enquadra na interseção das seguintes áreas:

 Gestão de Conhecimento de Projetos Software: pois foram desenvolvidos mecanismos capazes apoiar a recuperação e explicitação de conhecimentos de projeto de software armazenados nos registros de comunicação de desenvolvedores, propiciando chances para a organização, armazenamento, compartilhamento e reutilização destes. E ainda, oportunizando possibilidades de disponibilizá-los para todos os *stakeholders* e para as futuras iterações do projeto, visando melhorar a produtividade, a qualidade do software e a inovação.

- Trabalho Colaborativo e Computação Social suportados por Computador: pois são estudados como as interações online de desenvolvedores, feitas em diferentes canais sociais, podem ser usadas para apoiar o desenvolvimento colaborativo de projetos de software e promover o compartilhamento e reuso de conhecimentos de software.
- Engenharia de Software: pois como resultado, objetiva-se prover alicerces para o desenvolvimento e gerenciamento de projetos de software, com foco na comunicação e colaboração de times de desenvolvimento e, consequentemente, contribuir para o desenvolvimento de projetos de qualidade. Esta pesquisa tem o propósito de enriquecer a capacidade de resgate de conhecimentos em projetos de software, viabilizando, dentre outras oportunidades, a reconstrução do histórico de decisões e raciocínios (rationales) empregados ao longo do ciclo de vida dos projetos.

Por fim, destaca-se que esta pesquisa foi submetida e recebeu aprovação do Comitê de Ética da Universidade Federal do Amazonas, CAAE:57361622.5.0000.5020, parecer número 5.350.142, refletindo o compromisso em conduzir toda a pesquisa conforme os padrões éticos necessários. Reconhecemos a importância de garantir a integridade e o bem-estar dos participantes envolvidos nos estudos. Todas as diretrizes e regulamentos estabelecidos pelo comitê foram seguidos, assegurando que a coleta, análise e uso dos dados foram realizados de forma ética e responsável.

1.2 Questão de Pesquisa

Motivada pelo contexto acima destacado, esta tese visa responder a seguinte questão de pesquisa (QP):

QP: Como utilizar métodos automáticos para identificar discussões relevantes de projetos de software a partir dos registros de comunicação de desenvolvedores?

No contexto desta pesquisa, discussões relevantes são aquelas que viabilizam a construção e a disseminação de conhecimentos de projetos de software entre integrantes de equipes de software. Ou seja, discussões que revelam informações acerca da análise, do planejamento, desenvolvimento, utilização, validação, lições aprendidas e gerenciamento do software (Levy and Hazzan, 2009). Tais discussões podem conter raciocínios que embasam as tomadas de decisões feitas pelas equipes, sendo essenciais para apoiar os membros das equipes na realização de suas atividades.

No transcorrer deste texto, os conhecimentos de projetos de software foram subdivididos em três categorias: "Conhecimentos Perdidos de Projetos", "Conhecimentos Frequentes de Projetos" e "Conhecimentos Relacionados de Projetos". Conhecimentos perdidos de projetos, aqui chamados de Project Lost Knowledge (PLK), compreendem as decisões e discussões de projetos feitas pelas equipes e que não foram formalmente registradas na documentação oficial do projeto ou que, simplesmente, caíram no esquecimento dos membros das equipes. Conhecimentos frequentes de projetos, aqui chamados de Project Frequent Knowledge (PFK), compreendem as decisões e discussões sobre o desenvolvimento e gerenciamento do projeto que já foram bem debatidas pela equipe. Supõe-se que tais decisões já se tornaram claras e intrínsecas ao time de desenvolvimento, porém podem não ter sido formalmente registradas na documentação oficial do projeto. O PFK é útil para apoiar a familiarização de novos membros às equipes. Por fim, "Conhecimentos relacionados de projetos", aqui chamados de Project Related Knowledge (PRK), compreendem as decisões e discussões feitas repetidas vezes, sendo estas duplicadas ou quase duplicadas (conforme definição apresentada na Seção 3.1), possivelmente por não serem encontradas em meio às discussões anteriormente realizadas.

7 1.3. Objetivos

1.3 Objetivos

O objetivo desta tese é definir mecanismos para apoiar a mineração de conhecimentos de projetos de software a partir dos registros não estruturados de comunicação de desenvolvedores, gerados através do uso de ferramentas de comunicação síncronas (chats) e assíncronas (fórum do tipo PCQA). O conhecimento minerado será usado para dar suporte ao compartilhamento e reuso do conhecimento dos projetos de software, revelar o escopo de desenvolvimento dos projetos e apoiar as tarefas de desenvolvimento e gerenciamento de equipes colocalizadas e distribuídas de software.

Objetivos específicos:

- Categorizar os diferentes tópicos de discussões registrados nos canais de comunicação das equipes de desenvolvimento.
- Definir estratégias para minerar decisões e discussões de projeto relevantes para apoiar as atividades de times de desenvolvimento, a partir dos registros de comunicação das equipes.
- Determinar e explicitar conhecimentos de projetos de software registrados nos canais de comunicação colaborativos utilizados por times de desenvolvimento: o Project Lost Knowledge, Project Frequent Knowledge e o Project Related Knowledge.
- Validar, junto à indústria de software, a viabilidade de utilização das estratégias de mineração de conhecimentos de projetos de software implementadas.

1.4 Metodologia

A metodologia de pesquisa usada no desenvolvimento desta pesquisa de doutorado é a *Design Science Research* (DSR). A DSR foca em produzir artefatos inovadores para problemas práticos através da investigação de uma ou mais instâncias de soluções para o problema (Storey et al., 2017). A utilização da metodologia apoia a aceitação e a credibilidade dos artefatos (soluções) criados.

De acordo com Hevner (2007), a DSR pode ser aplicada em um determinado contexto por meio de um processo iterativo composto por três ciclos interligados: ciclo de relevância, o ciclo de design e o ciclo de rigor. No ciclo de relevância é definido o domínio de aplicação da pesquisa, são explicitados o problema a ser tratado, os objetivos a serem alcançados e os critérios de aceitação para a avaliação final dos resultados da pesquisa. No ciclo de design, a solução para o problema descrito no ciclo de relevância é desenvolvida, refinada e avaliada. Considerado por Hevner (2007) o ciclo núcleo de qualquer pesquisa baseada em DSR, o ciclo de design itera mais rapidamente entre as atividades de construção, refinamento e avaliação dos artefatos que compõem a solução do problema. O ciclo de rigor gera a base de conhecimento que provê a fundamentação teórica e metodológica para o rigor científico adotado na definição, planejamento, construção e avaliação dos artefatos desenvolvidos no ciclo de design. A Figura 1.1, adaptação feita a partir de Hevner (2007), ilustra as etapas executadas na condução desta pesquisa.

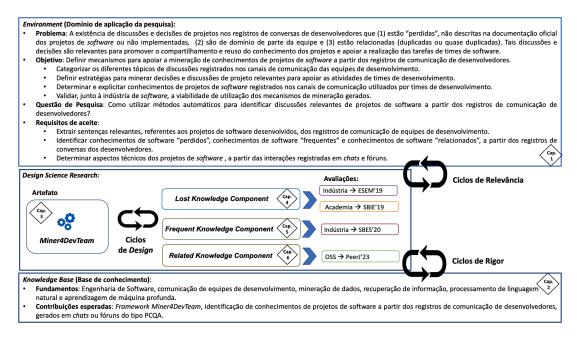


Figura 1.1: Metodologia de desenvolvimento da pesquisa.

A definição do domínio de aplicação desta pesquisa ocorreu mediante revisões da literatura feitas para delimitar o problema a ser tratado (Seções 1.1 e 1.2), os objetivos a serem alcançados (Seção 1.3) e os critérios de aceite da solução

9 1.4. Metodologia

proposta para o problema identificado (Figura 1.1).

Na etapa de design, ciclos de iteração foram executados visando desenvolver e avaliar o Miner4DevTeam, framework apresentado no Capítulo 3. A principal motivação em desenvolver o Miner4DevTeam é apoiar as equipes de desenvolvimento de software que utilizam chats e fóruns como ferramentas de comunicação para estabelecer a interação entre os membros das equipes de desenvolvimento, viabilizando a mineração dos conhecimentos relacionados aos projetos de software desenvolvidos.

O framework baseia-se em técnicas e algoritmos de Recuperação de Informação (RI), Processamento de Linguagem Natural (PLN) e Deep Learning (DL), para minerar discussões relevantes de projeto a partir de registros não estruturados de comunicação de desenvolvedores. Tais discussões são relevantes para apoiar o compartilhamento e reuso de conhecimento dos projetos e dar suporte à execução e ao gerenciamento das atividades de equipes de desenvolvimento de software. Em seguida, foram executados estudos que avaliam a relevância das discussões identificadas na determinação de conhecimentos dos projetos de software.

O Miner4DevTeam é formado por três componentes que possuem o objetivo de atender os requisitos de aceite delimitados no ciclo de relevância: o Lost Knowledge Component (LK-Component), o Frequent Knowledge Component (FK-Component) e o Related Knowledge Component (RK-Component). Os componentes visam dar suporte a determinação do Project Lost Knowledge (PLK), do Project Frequent Knowledge (PFK) e do Project Related Knowledge (PRK), respectivamente. A determinação do PLK e do PFK foi feita a partir de logs de ferramentas de mensagens instantâneas. Já a determinação do PRK foi feita a partir dos registros de discussões do fórum GitHub Discussions, o qual é um fórum de comunicação voltado para comunidades hospedadas na plataforma GitHub. A avaliação de adequação dos componentes foi feita com equipes atuantes na indústria de software e em comunidades de projetos open source. Para tanto, discussões de diferentes equipes de desenvolvimento foram submetidas ao framework e os resultados gerados foram avaliados primeiramente em testes iniciais realizados em laboratório, para que, em seguida, pudessem ser avaliados em estudos realizados na indústria. Também foram realizadas entrevistas com integrantes de equipes de desenvolvimento e mantenedores de projetos open source com o objetivo de

capturar e analisar o ponto de vista de diferentes perfis de profissionais em relação aos resultados revelados pelo *framework*. Métricas adequadas à avaliação dos algoritmos implementados foram utilizadas para prover medidas que quantifiquem a eficácia destes.

A base de conhecimento gerada deu-se com uma revisão da literatura a fim de investigar as formas de comunicação atualmente adotadas por equipes de desenvolvimento, determinar as características referentes aos repositórios de dados gerados durante o processo de criação de um software, identificar como a área de mineração de dados vem sendo usada no desenvolvimento de soluções que apoiam as atividades de desenvolvimento de software e determinar métodos, técnicas e algoritmos da área de recuperação de informação, PLN e DL que possam ser usados na construção do Miner4DevTeam. A base de conhecimento gerada foi atualizada a cada ciclo de design e de relevância executados, provendo fundamentações teóricas para a solução do problema levantado. O Capítulo 2 descreve a base de conhecimento gerada nessa tese.

Nesta tese, em paralelo à realização dos ciclos de relevância e de rigor, foram realizados três ciclos de design. No primeiro ciclo de design foi executado o planejamento, desenvolvimento e avaliação do Lost Knowledge Component. As avaliações foram feitas em dois contextos distintos: na indústria de software (Seção 4.2) e na academia (Seção 4.3). A fim de atingir os objetivos destacados pelo ciclo de relevância foi realizado o segundo ciclo de design. Como resultado foi planejado, desenvolvido e avaliado o Frequent Knowledge Component, descrito no Capítulo 5. No terceiro e último ciclo de design foi desenvolvido o Related Knowledge Component que foi avaliado no contexto de projetos open source, conforme descrição apresentada no Capítulo 6. Destaca-se que a execução dos ciclos de design gerou a necessidade de execução de ciclos de rigor e ciclos de relevância.

1.5 Organização

Além deste capítulo inicial, que visa contextualizar a área de atuação desta pesquisa, esta tese contém outros seis capítulos. A seguir é apresentada a estrutura de organização deste texto: 11 1.5. Organização

 Capítulo 2 - Apresenta o referencial teórico destacando as formas de comunicação atualmente adotadas por equipes de desenvolvimento, os repositórios de dados gerados durante o processo de criação de um software, os conceitos, técnicas e algoritmos usados para propor e desenvolver o framework Miner4DevTeam e os trabalhos relacionados ao contexto desta tese.

- Capítulo 3 Apresenta o framework Miner4DevTeam, artefato projetado para minerar discussões relevantes relacionadas a projetos de software, a partir dos registros de comunicação de desenvolvedores, viabilizando o compartilhamento e o reuso de conhecimentos sobre tais projetos.
- Capítulo 4 Apresenta o planejamento, desenvolvimento e avaliação do Lost Knowledge Component, componente resultante da execução do primeiro ciclo de design da metodologia DSR aqui adotada.
- Capítulo 5 Apresenta a execução do segundo ciclo de design. Nele são discutidos o planejamento, o desenvolvimento e a avaliação do Frequent Knowledge Component.
- Capítulo 6 Apresenta a execução do terceiro ciclo de design. Nele são discutidos o planejamento, o desenvolvimento e a avaliação do Related Knowledge Component.
- Capítulo 7 Apresenta a conclusão desta pesquisa, onde é respondida a
 questão de pesquisa norteadora deste trabalho, são apresentadas as direções
 futuras oportunizadas e o Visual Abstract (Storey et al., 2017) desta tese.

Capítulo 2

Referencial Teórico

Este capítulo apresenta a base de conhecimento usada como fundamentação teórica para o desenvolvimento desta pesquisa. A Seção 2.1 apresenta as formas de comunicação atualmente adotadas por equipes de desenvolvimento. A Seção 2.2 discorre sobre repositórios de dados gerados durante o processo de criação de um software. Na Seção 2.3 são descritos conceitos, técnicas e algoritmos usados para propor e desenvolver o framework Miner4DevTeam. Por fim, na Seção 2.4 são apresentados os trabalhos relacionados ao contexto desta pesquisa.

2.1 Comunicação em Times de Desenvolvimento

As equipes de desenvolvimento adotam várias ferramentas e canais de comunicação durante a execução de suas tarefas (Storey et al., 2016). Tanto as equipes de software distribuídas quanto as colocalizadas fazem uso desses recursos para se comunicar, aprender e apoiar o modelo de desenvolvimento colaborativo de software e, ainda, coordenar as tarefas dos membros dos times (Storey et al., 2014). Tais canais abrangem aqueles que viabilizam as formas tradicionais de comunicação, por exemplo, telefone e interações pessoais, e aqueles que viabilizam as comunicações sociais colaborativas, por exemplo, e-mail, chat e fóruns. No entanto, estudos mostram que as equipes de desenvolvimento estão usando cada vez mais as mídias sociais para fins de comunicação em vez de usarem os canais de comunicação tradicionais (Storey et al., 2014, 2016; Pérez-Soler et al., 2018).

Tais mídias mudaram o panorama da Engenharia de Software, alterando a forma como os desenvolvedores aprendem e trabalham juntos. Os meios de comunicação, como telefone, e-mail, chat, ferramentas de rastreamento de erros e sites de hospedagem de código, desempenham um papel central nas atividades colaborativas de desenvolvimento de software. No entanto, as mídias sociais proveem diferentes recursos para dar suporte à colaboração e disseminação de conhecimentos (Storey et al., 2014). Essas ferramentas e canais tornaram-se uma extensão das equipes, pois fornecem dados que as auxiliam a (1) manterem-se atualizadas sobre tecnologias, práticas e ferramentas para desenvolvimento de software; (2) tirar dúvidas; (3) aprender; (4 e 5) identificar e conectar-se com outros desenvolvedores; (6) obter e dar feedback; (7) publicar atividades de desenvolvimento; (8) monitorar as atividades da equipe; (9) mostrar resultados e habilidades; (10) avaliar; e, (11) coordenar atividades (Storey et al., 2016). Diante destas oportunidades, muitos times de desenvolvimento vêm utilizando ferramentas on-line de comunicação síncrona, como Slack, Telegram e WhatsApp, e ferramentas assíncronas, como os fóruns do tipo Q&A voltados para desenvolvedores (Stack Overflow e GitHub Discussions) (Storey et al., 2016; Pérez-Soler et al., 2018; Hata et al., 2022).

Já no contexto específico das equipes de desenvolvimento de software open source, cujo ambiente de desenvolvimento se caracteriza por ser altamente distribuídos e geralmente compostos por equipes autodirigidas (Chen et al., 2013; Tantisuwankul et al., 2019), o uso de e-mails, chats e fóruns é uma prática bem consolidada para conduzir discussões abertas e públicas (Guzzi et al., 2013; Storey et al., 2016). Historicamente, as listas de discussão eram o canal preferido para comunicação de tais projetos (Rigby and Hassan, 2007; Guzzi et al., 2013; Vasilescu et al., 2014). No entanto, com o surgimento de outros meios de comunicação social, como os fóruns de discussões, observou-se uma mudança de preferência (Guzzi et al., 2013; Vasilescu et al., 2014). Na plataforma GitHub, por exemplo, repositórios de Issues e Pull Requests (PRs) desempenham papéis relevantes na comunicação das comunidades (Brisson et al., 2020). Esses canais são considerados uma rica fonte de informações sobre o desenvolvimento dos projetos (Guzzi et al., 2013; Storey et al., 2016; Brisson et al., 2020).

Storey et al. (2016) destacam que, quando nos remetemos às ferramentas de desenvolvimento de software, há uma tendência em pensar em ambientes para

desenvolvimento de códigos, depuradores de código, códigos-fonte, sistemas de controle de versão e rastreadores de erros. Contudo, os autores referenciam a pesquisa de Naur (1985) para destacar que o desenvolvimento de software extrapola as barreiras dos códigos que estão sendo feitos e que o desenvolvimento de software também envolve os conhecimentos registrados nas mentes dos desenvolvedores (conhecimento tácito) e nas documentações (conhecimento explícito) que acompanham o projeto. Assim, ferramentas de gerenciamento de projetos e canais de comunicação, como listas de discussões, serviços de microblogs, ferramentas de bate-papo (chats) e fóruns são exemplos de ferramentas passíveis de registrarem informações (conhecimentos) sobre o software desenvolvido. Levy and Hazzan (2009) destacam que o conhecimento é o principal fator competitivo de uma organização, permitindo que a empresa seja produtiva e que entregue produtos competitivos.

Neste cenário, a área de gestão do conhecimento desempenha um papel importante, objetivando a identificação, organização e compartilhamento do conhecimento acumulado durante o processo de desenvolvimento de projetos de software (Komi-Sirvio et al., 2002). A gestão do conhecimento em equipes de desenvolvimento de software apoia (1) aceleração de aprendizado e familiarização de novos membros, (2) melhoria contínua das atividades de desenvolvimento e manutenção, (3) estabelecimento de boas práticas, (4) colaboração entre membros dos times, (5) resolução de problemas, (6) inovação, (7) documentação, (8) adaptação a mudanças e (9) construção de um base de conhecimento institucional (Natali and de Almeida Falbo, 2002; Levy and Hazzan, 2009; De Vasconcelos et al., 2017).

Esta pesquisa contribui para a crescente literatura sobre como os desenvolvedores de software adotam meios de comunicação social para apoiar o desenvolvimento
colaborativo de software e coordenar as tarefas dos membros da equipe e, ainda,
como é possível apoiar a determinação de conhecimentos de projetos de software
a partir de tais meios. Embora as mensagens instantâneas e os fóruns do tipo
PCQA não sejam os únicos meios de comunicação adotados pelas equipes, o foco
desta pesquisa é apoiar a determinação de conhecimentos de projetos de software
a partir dos registros de comunicação dos times presentes nestes canais. Com isso,
esta pesquisa visa fornecer meios para a determinação do *Project Lost Knowledge*,

Project Frequent Knowledge e Project Related Knowledge.

2.2 Repositórios de Engenharia Software

Devido à natureza colaborativa que permeia o processo de desenvolvimento de projetos de software, este produz diferentes fontes de dados resultantes da interação diária dos membros das equipes e das mudanças corretivas e evolutivas nos artefatos de software produzidos (Chen et al., 2016).

As fontes de dados geradas são classificadas por Chen et al. (2016) como fontes estruturadas e fontes não estruturadas. As fontes estruturadas têm um formato estrutural conhecido, como, por exemplo, as árvores de análise de códigos-fonte (source code parse trees), os logs de execução e rastreios (execution logs and traces), os metadados de lista de discussões (mailing list metadata) e os metadados dos logs de bate-papo. Já as fontes não estruturadas são formadas principalmente por textos em linguagem natural, como as descrições de relatórios de erros (bug reports), comentários adicionados aos códigos-fonte, documentação de requisitos, conteúdo de listas de discussão e conteúdo das mensagens de bate-papo. Pesquisas investigam a utilidade de fontes de dados estruturadas e não estruturadas geradas durante o processo de desenvolvimento de software (Rastkar et al., 2014; Francois et al., 2015; Alkadhi et al., 2018; Viviani et al., 2018).

No entanto, Bavota (2016) destaca que o crescimento da geração de dados não estruturados cria repositórios de dados de software que devem ser minerados. Em sua pesquisa, o autor descreve a aplicação de Mining Unstructured Data (MUD) em diversos contextos da Engenharia de Software (ES). O autor elenca técnicas utilizadas para minerar dados a partir de fontes não estruturadas, mais especificamente, são destacados repositórios de dados não estruturados de ES disponíveis para mineração e possíveis aplicações do MUD na área de ES. Alkadhi et al. (2017) investigaram formas de extrair design rationale das mensagens de bate-papo dos desenvolvedores. Viviani et al. (2018) pesquisam formas de extrair automaticamente informações de design das discussões registradas em pull request. Francois et al. (2015) criaram um sistema para recuperar design rationale a partir de e-mails corporativos. Além disso, diferentes pesquisas mineram repositórios de ES para tratar o problema da duplicação de informação em sistemas de rastreamento de bugs (Alipour et al., 2013; Kukkar et al., 2020; Cooper et al., 2021), em fóruns de perguntas e respostas(Silva et al., 2018; Wang et al., 2020; Pei et al.,

2021) e em dados gerados em plataformas de desenvolvimento colaborativo como GitHub (Yu et al., 2018; Wang et al., 2019; Lima and Soares, 2022).

Conforme Seção 2.1, estudos mostram que as equipes estão cada vez mais usando ferramentas de colaboração para fins de comunicação. Tais ferramentas apoiam a troca de mensagens que podem compreender perguntas e esclarecimentos rápidos, alinhamento de atividades de coordenação de equipes e, ainda, atividades sociais. No entanto, o principal objetivo destas mensagens é a discussão de questões técnicas sobre o trabalho desenvolvido (Isaacs et al., 2002).

O cenário no qual as empresas de software estão inseridas é comum que estas recorram a diferentes ferramentas de comunicação para facilitar a interação entre os membros da equipe, gerenciar as atividades realizadas e discutir decisões de projeto (Storey et al., 2014; Giardino et al., 2014; Hata et al., 2022), gerando artefatos (repositórios) não estruturados que registram conhecimentos acerca do desenvolvimento dos projetos de software.

Os repositórios de Engenharia de Software desempenham um papel crucial na gestão eficaz do desenvolvimento de software, facilitando o compartilhamento de código, a colaboração em equipe, a detecção e resolução de conflitos, a rastreabilidade de alterações e a manutenção de um histórico detalhado do progresso do projeto. Esta pesquisa de doutorado tem como objetivo minerar conhecimentos de projeto de software a partir de registros não estruturados de comunicação de equipes de desenvolvimento gerados por meio de ferramentas de bate-papo (chats) e de fóruns do tipo PCQA.

2.3 Mineração de Dados aplicada a ES

A mineração de dados (data mining) é um processo que consiste em descobrir estruturas interessantes, inesperadas ou valiosas em grandes conjuntos de dados (Zaki and Meira, 2014). É uma área interdisciplinar que combina conceitos provenientes da área de estatística e matemática com ferramentas e técnicas oriundas de grandes áreas da computação, como a aprendizagem de máquina, banco de dados e áreas de análise de dados, a fim de manipular dados e explicitar informações. A mineração de dados constitui um processo de descoberta de conhecimento, que engloba tarefas de pré-processamento, como extração e limpeza de dados, e

pós-processamento, como a interpretação dos padrões e modelos minerados (Zaki and Meira, 2014).

Técnicas de mineração de dados vêm sendo aplicadas em ES com objetivo de apoiar a realização de tarefas de desenvolvimento e como instrumento para a realização de estudos empíricos (Bavota, 2016). Algoritmos de mineração de dados estão sendo usados para: (1) gerar documentos, por exemplo, sumarizando conteúdo de bug reports (Rastkar et al., 2014); (2) determinar links de rastreabilidade entre artefatos de software (Jain et al., 2014); (3) gerar recomendações para desenvolvedores e gerentes para execução de tarefas (Alkhazi et al., 2020); (4) ranquear artefatos textuais (Jindal and Kaur, 2020); (5) avaliar e melhorar a qualidade de desenvolvimento de códigos-fonte (Srinivas et al., 2015); e, (6) realizar predição de falhas (Batool and Khan, 2022).

Nesta pesquisa são usadas quatro estratégias amplamente aplicadas à mineração de dados textuais não estruturados: Correspondência de Padrões (Pattern Matching), Recuperação de Informação (RI), Processamento de Linguagem Natural (PLN) e Deep Learning (DL). Algoritmos de Pattern Matching são desenvolvidos visando verificar da existência de um padrão específico (uma sequência de tokens) em um texto. Esta técnica é geralmente implementada usando expressões regulares que definem a sequência de tokens que se deseja identificar em um texto. No geral, algoritmos de RI combinam diversas evidências para identificar documentos relevantes de uma base de dados. As técnicas de PLN permitem, entre outras funcionalidades, extrair automaticamente o significado de partes do texto escrito em linguagem natural. Já as estratégias baseadas em Deep Learning visam criar sistemas capazes de aprender a partir dos dados, permitindo que máquinas compreendam, representem e resolvam problemas complexos, contribuindo para avanços na área de processamento de linguagem natural, reconhecimento de padrões e outros.

Na implementação do framework Miner4DevTeam foram usados:

• Algoritmos de Ranque (Ranking)

Os algoritmos de ranque são usados para classificar automaticamente os objetos de acordo com sua relevância. Gambhir and Gupta (2017) relatam que muitos problemas de Recuperação de Informação, como resumo de texto (*Text*

Summarization), são por natureza problemas de ranque. No contexto desta tese, o algoritmo *Text Summarization* é utilizado para identificar mensagens relevantes nos registros de comunicação dos desenvolvedores, formando um ranque ordenado de sentenças relevantes (Seção 3.2).

O algoritmo de sumarização aqui usado determina o valor de relevância das mensagens baseado na importância dos termos que as compõem. Para tanto, é utilizada a métrica $TF \times IDF$, métrica de ponderação de termos adotada na avaliação de sistemas de mineração de dados. A frequência do termo (TF) premia os termos que aparecem em um documento com uma alta frequência, enquanto a frequência inversa do documento (IDF) penaliza os termos que aparecem em muitos documentos, isto é, termos não discriminatórios como artigos e preposições. Assim, um termo é considerado relevante para representar o conteúdo do documento se ocorrer várias vezes no documento e estiver contido em um pequeno número de documentos da coleção analisada (Robertson, 2004). O cálculo de $TF \times IDF$ é feito conforme a Equação 2.1.

$$TF \times IDF(t) = TF(t) \times log \frac{N}{n(t)},$$
 (2.1)

onde t é o termo sobre o qual se deseja calcular o valor de $TF \times IDF$, N corresponde ao total de documentos na coleção e n(t) é o número de documentos na coleção que contém o termo t.

• Algoritmos para geração de Word Cloud

Word Cloud (tag cloud ou nuvem de palavras) compreende uma estratégia de representação visual para uma coleção de documentos textuais que usa diferentes tamanhos de fonte, cores e espaços para organizar e representar palavras relevantes relacionadas à coleção analisada (Chi et al., 2015). Consequentemente, as word clouds podem ser utilizadas como estratégias para sumarizar o conteúdo de uma coleção de textos (Chi et al., 2015). De acordo com Khusro et al. (Khusro et al., 2018), as word clouds estão sendo usadas para sumarizar conteúdos semânticos em mídias sociais que, geralmente, possuem grandes coleções de textos. Porém, os autores afirmam que além de sumarizar conteúdos textuais, as word clouds podem ser usadas como recursos para busca, navegação, formação de opinião e

reconhecimento de correspondência. Como ferramenta de busca, os termos da word clouds são usados como hyperlynk que referenciam a informação buscada. Como estratégia de navegação, os termos das nuvens são usados como índices, através dos quais usuários podem navegar pelos recursos de seu interesse. Na formação de opiniões, usuários podem observar o conjunto de termos de uma nuvem e formar opiniões acerca da entidade (pessoa, empresa, instituição, assunto) associada a nuvem. No reconhecimento de correspondência, usuários podem usar nuvens para determinar o contexto de algo.

Na área de ES, as word clouds vêm sendo utilizadas na manipulação de dados provenientes do processo de desenvolvimento de software, como, por exemplo, na visualização de informações registradas em sistemas de rastreamento de erros (bug report systems) apoiando o processo de deduplicação e correção dos erros reportados (Sharma and Sharma, 2015). Nesta tese, word clouds são utilizadas como estratégias de visualização para demonstrar o escopo de desenvolvimento de projetos de software, sumarizando informações semânticas e técnicas referente ao projeto desenvolvido (Seção 3.3). Informações semânticos revelam características de especificação, planejamento, desenvolvimento, manutenção e gerenciamento dos projetos de software. Informações técnicas revelam características relacionadas ao uso de tecnologias e decisões técnicas no desenvolvimento dos projetos, como, por exemplo, o sistema operacional sobre o qual o software será executado, Application Programming Interface (APIs) utilizadas e detalhes de implementação.

• Algoritmos de Distância de Similaridade de Strings

Algoritmos usados para calcular a distância de edição entre sentenças, usam funções de similaridade de texto para quantificar a similaridade entre duas strings e obter uma correspondência ou comparação aproximada das strings analisadas (Lu et al., 2013). De acordo com Lu et al. (2013), estratégias para cálculo de similaridade de strings são muito usadas em áreas como integração de dados, deduplicação de dados e mineração de dados. Os autores afirmam que a maioria dos trabalhos existentes considera similaridades sintáticas entre as strings e usam funções como, distância de Levenshtein, distância de Hamming, similaridade de cosseno e Coeficiente de Jaccard para determinar tal distâncias (Lu et al., 2013).

Nesta pesquisa, um algoritmo que calcula a distância de edição foi utilizado na implementação do FK-Component para identificar a similaridade entre mensagens registradas nos logs de comunicação dos desenvolvedores. O algoritmo utilizado baseia-se na métrica de similaridade de cosseno, técnica usada para calcular a distância entre dois pontos (vetores), conforme Equação 2.2 (Tan et al., 2006).

$$cos(\theta) = \frac{AB}{||A||^2||B||^2},$$
 (2.2)

onde A e B são vetores numéricos que representam as mensagens enviadas pelas equipes. A fórmula retorna como resultado valores de similaridade entre [0-1], onde um valor próximo a 0 indica ortogonalidade (sem correlação) e um valor próximo a 1 indica similaridade de itens (Tan et al., 2006). O algoritmo implemento utiliza a similaridade de cosseno para identificar mensagens que pertençam a categorias pré-definidas, conforme descrito na Seção 3.3.

Como exemplo, cita-se que o algoritmo pode identificar que a frase "- Bom dia, equipe!" é semelhante à "- Bom dia, time!" e assim determinar possíveis mensagens que expressam saudações.

Além disso, a similaridade de cosseno também foi utilizada no RK-Component com objetivo de identificar de postagens de discussões relacionadas ocorridas em fóruns de discussões de desenvolvedores. No RK-Component, a similaridade de cosseno é usada para quantificar a semelhança entre embeddings de postagens de discussões (Seção 3.4).

• Algoritmos de Part-of-speech

Algoritmos de *Part-of-speech* são usados no processamento de textos escritos em linguagem natural para determinar a classe gramatical das palavras em uma frase, ou seja, são usados para identificar substantivos, verbos, adjetivos, advérbios, pronomes, etc. (Bavota, 2016). Nesta tese, algoritmos de *part-of-speech* que identificam a classe gramatical de palavras escritas em português são utilizados a fim de identificar substantivos relevantes que descrevam o escopo de desenvolvimento de projetos de software.

A estratégia adotada para a identificação de termos relevantes ao escopo de desenvolvimento do software, a partir de registros de bate-papo de desenvolvedores,

é implementada pelo *FK-Component* descrito na Seção 3.3. Os termos relevantes identificados são utilizados na geração de *word clouds* que visam sumarizar o escopo de desenvolvimento de projetos de software.

Como exemplo, seja M_1 uma mensagem enviada por um membro da equipe:

M₁: - "Dependendo dos pontos ao clicar na opção Troque Agora na próxima janela iria aparecer somente os Prêmios que estaria dentro da pontuação disponível. Então o usuário iria selecionar e finalizar o Resgate. E os prêmios estariam na Guia Meus Prêmios!".

Ao ser utilizado algoritmos de definição de part-of-speech, pode-se identificar:

Artigos e preposições:

 M_1 : - "Dependendo <u>dos</u> pontos <u>ao</u> clicar <u>na</u> opção Troque Agora <u>na</u> próxima janela iria aparecer somente <u>os</u> Prêmios que estaria dentro <u>da</u> pontuação disponível. Então <u>o</u> usuário iria selecionar <u>e</u> finalizar <u>o</u> Resgate. <u>E</u> <u>os</u> prêmios estariam na Guia Meus Prêmios!".

Verbos e suas conjugações:

M₁: - "<u>Dependendo</u> dos pontos ao <u>clicar</u> na opção <u>Troque</u> Agora na próxima janela <u>iria</u> <u>aparecer</u> somente os Prêmios que <u>estaria</u> dentro da pontuação disponível. Então o usuário <u>iria selecionar</u> e <u>finalizar</u> o Resgate. E os prêmios <u>estariam</u> na Guia Meus Prêmios!".

Advérbios:

 M_1 : - "Dependendo dos pontos ao clicar na opção Troque <u>Agora</u> na próxima janela iria aparecer <u>somente</u> os Prêmios que estaria <u>dentro</u> da pontuação disponível. <u>Então</u> o usuário iria selecionar e finalizar o Resgate. E os prêmios estariam na Guia Meus Prêmios!".

Pronomes:

 M_1 : - "Dependendo dos pontos ao clicar na opção Troque Agora na próxima janela iria aparecer somente os Prêmios que estaria dentro da pontuação disponí-

vel. Então o usuário iria selecionar e finalizar o Resgate. E os prêmios estariam na Guia Meus Prêmios!".

Assumindo que os termos categorizados nas classes gramaticais acima não expressam significativo conteúdo semântico (Gambhir and Gupta, 2017), ao serem eliminados da mensagem M_1 obtém-se a seguinte sequência de palavras:

 M_1 : - "pontos opção próxima janela Prêmios pontuação disponível. usuário Resgate prêmios Guia Prêmios!"

As palavras acima podem ser usadas para sumarizar o conteúdo da mensagem M_1 . É possível perceber que a palavra "prêmios" é a que mais se repete, possuindo três ocorrências. Logo, tem-se indício de que, nesta mensagem, o assunto frequentemente tratado está relacionado à "prêmios" dentro do escopo de desenvolvimento do software.

• Modelos genéricos de Deep Learning

Modelos genéricos de *Deep Learning* são projetados de forma flexível e parametrizável, permitindo que sejam adaptados e ajustados para diferentes conjuntos de dados e tarefas. Nesta pesquisa, o *RK-Component* usa um modelo *Sentence-BERT* genérico, all-mpnet-base-v2¹, para calcular *embeddings* semanticamente significativo das discussões dos desenvolvedores (Seção 3.4). O modelo mapeia frases e parágrafos (*sentences*) para um espaço vetorial denso de 768 dimensões, sendo projetado para codificar parágrafos curtos. Textos com mais de 384 palavras são truncados. No momento da realização desta pesquisa, dentre os modelos treinados pelo *sentence-Bert*, o all-mpnet-base-v2 fornecia a melhor qualidade na geração das *sentences embeddings* e no desempenho de tarefas de pesquisas semânticas (Reimers, 2021).

O uso de modelos genéricos se aplica ao contexto em que não existe uma base pré-rotulada a partir da qual abordagens automáticas possam ser treinadas ou otimizadas. Modelos genéricos não se restringem a um contexto especí-

 $^{^{1}} https://hugging face.co/sentence-transformers/all-mpnet-base-v2$

fico, pois são treinados e otimizados em diferentes bases de dados. Especificamente, o modelo all-smpnet-base-v2 foi treinado usando como base o modelo microsoft/mpnet-base e otimizado usando mais de 1 bilhão de pares de frases coletadas de diferentes bases de dados (Reddit comments (2015 - 2018), WikiAnswers Duplicate question pairs, Stack Exchange Duplicate questions (titles+bodies), etc) (Face, 2021). Modelos específicos são treinados e otimizados de acordo com o contexto para o qual são criados, não garantindo eficácia quando utilizados fora do contexto de treinamento. Além disso, a utilização de modelos genéricos proporciona vantagens como: (1) a não dependência de estruturas computacionais complexas para treino, validação e teste dos modelos, (2) a não necessidade de otimização dos modelos, e (3) a não necessidade de retreino, revalidação e reteste do modelo sempre que o contexto para o qual foi desenvolvido sofrer alterações (Polyzotis et al., 2017; Zhou et al., 2017; Schelter et al., 2018; Lee and Shin, 2020). O dinamismo da área de desenvolvimento de software pode ser considerado fator motivador para o uso de modelos genéricos. Além disso, o uso de modelos públicos traz flexibilidade para as abordagens desenvolvidas. Á medida que novos modelos forem gerados e suas respectivas qualidades forem comprovadas, as abordagens podem ser configuradas para utilizá-los.

2.3.1 Métricas de avaliação

Métricas de avaliação determinam valores através dos quais a qualidade dos sistemas pode ser avaliada e comparada. A análise quantitativa da eficácia dos componentes do framework Miner4DevTeam será avaliada de acordo com a eficácia obtida pelos algoritmos mineração de dados. Contudo, existem várias métricas usadas para estimar a eficácia dos algoritmos utilizados segundo o contexto de aplicação destes. Dentre as métricas utilizadas nesta tese, destacam-se: precisão, revocação, precisão@k, acurácia e Mean Reciprocal Rank(MRR).

A precisão (*Precision*) é uma medida de qualidade que mede o número total de objetos classificados corretamente em relação ao número total de objetos existentes (Kim, 2018). Isto é, mensura a qualidade das soluções propostas através da proporção de objetos classificados corretamente pelos algoritmos. Sua fórmula é dada por:

$$Precision = \frac{TruePositives(tp)}{TruePositives(tp) + FalsePositives(fp)}$$
(2.3)

Sendo a Precision uma métrica que pode ser utilizada para quantificar a porção de objetos classificados como relevantes, a Precision@k~(P@k) é uma métrica usada para mensurar a fração de objetos relevantes retornadas nos primeiros k elementos do topo de uma lista ranqueada de objetos (McFee and Lanckriet, 2010). P@k captura a qualidade do ranque para soluções em que apenas os primeiros k resultados são importantes. Sua fórmula é uma adaptação da Equação 2.3, sendo:

$$Precision@k = \frac{TruePositives_k(tp_k)}{TruePositives_k(tp_k) + FalsePositives_k(fp_k)}$$
(2.4)

A revocação (*Recall*) é uma medida de completude que mensura a fração das instâncias que foram classificados corretamente (Kim, 2018). Seu valor é obtido pela seguinte fórmula:

$$Recall = \frac{TruePositives(tp)}{TruePositives(tp) + FalseNegatives(fn)}$$
(2.5)

A faixa de valores que tanto a precisão quanto a revocação podem assumir é o intervalo [0, 1]. Uma precisão perfeita, igual a 1, significa que cada elemento categorizado pertence realmente ao critério pesquisado. Uma revocação perfeita, de valor 1, significa que todos os elementos que deveriam pertencer a uma determinada categoria foram realmente identificados.

A medida MRR indica a posição de classificação do primeiro objeto relevante em sistemas cujo objetivo é ranquear objetos de acordo com seus respectivos valores de relevância. Para uma lista ranqueada de objetos l, a posição no ranque do primeiro objeto relevante da lista é denotada por r(l), sendo assim o valor de MRR é calculado da seguinte forma:

$$MRR = \frac{1}{r(l)} \tag{2.6}$$

Se em todos as listas de objetos ranqueadas por um sistema, os objetos relevantes estiverem no topo da lista, o valor do MRR será 1 e atingirá seu valor máximo (Liu, 2011).

Medidas baseadas em posição, como precisão@k (*Precision@k*) e *Mean reciprocal rank* (MRR), são usadas para avaliar o desempenho dos modelos de ranque (Liu, 2011). Nesta tese, ambas as métricas são utilizadas para avaliar a eficácia do componente do *Miner4DevTeam* que identifica sentenças relevantes a partir dos *logs* de comunicação dos desenvolvedores.

Por fim, utilizou-se a acurácia (Accuracy) a qual é uma medida quantitativa da eficácia de um classificador \hat{f} (Kim, 2018). Dado um conjunto de dados x com n instâncias, a acurácia equivale à proporção de instâncias classificadas corretamente por \hat{f} . Na Equação 2.7, $I(y_i = \hat{f}(x_i))$ vale 1 se uma instância x_i foi classificada corretamente por \hat{f} ; caso contrário, esse termo vale 0.

$$accuracy(\hat{f}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} I(y_i = \hat{f}(x_i))$$
(2.7)

2.4 Trabalhos Relacionados

Por ser uma atividade colaborativa, o processo de desenvolvimento de software gera diferentes fontes de dados que possuem informações relacionadas ao projeto construído. Diante desse fato, a inteligência artificial vem sendo usada para identificar, extrair e aprender informações úteis desses repositórios e apoiar as tarefas das equipes de desenvolvimento (Alkadhi et al., 2017; Viviani et al., 2018; Alkadhi et al., 2018; Wang et al., 2020; Pei et al., 2021).

Em uma investigação conduzida para apoiar a construção da base de conhecimento e do domínio de aplicação desta pesquisa, verificou-se que abordagens baseadas em aprendizado de máquina (*Machine Learning* - ML) fornecem soluções eficientes aplicadas com sucesso a diferentes domínios da Engenharia de Software, melhorando e automatizando várias atividades de desenvolvimento, como classificação de requisitos, refatoração, previsão de defeitos e estimativa de esforço (Borges et al., 2022). Os resultados mostram os benefícios que aplicação de ML têm propiciado para automatizar e melhorar o *design* de software (por exemplo, descoberta de arquitetura), desenvolvimento (por exemplo, reutilização de código), teste (por exemplo, previsão de defeitos), manutenção (por exemplo, refatoração), gerenciamento (por exemplo, estimativa de esforço) e tarefas de qualidade Borges et al. (2022).

Jindal and Kaur (2020) propuseram o uso de palavras e frases relevantes na criação de uma abordagem que evidencia conhecimentos registrados em buq reports. Os autores afirmam que a abordagem proposta gera resumos precisos, permitindo sua utilização em qualquer projeto de software. Lima et al. (2019c) avaliaram o uso de algoritmos de aprendizagem de máquina na classificação automática de requisitos de software em diferentes granularidades: requisitos funcionais e requisitos não funcionais de disponibilidade, segurança, portabilidade, usabilidade, operacional, escalabilidade, desempenho, tolerância a falha, aparência, disponibilidade e manutenibilidade. Os autores destacam a importância da classificação automática de requisitos de software para a engenharia de requisitos. Kleebaum et al. (2018) visam apoiar as tarefas dos desenvolvedores usando técnicas de sumarização de texto para promover a captura e o uso de conhecimentos registrados nas decisões diárias dos desenvolvedores (decision knowledge). Os autores argumentam que a identificação e apresentação de tais conhecimentos é útil no contexto da Engenharia de Software Contínua (Continuous software engineering), pois apoiam na análise de impacto de alterações, na validação de requisitos, nas manutenções a longo prazo e mantém os desenvolvedores informados sobre as decisões de arquitetura tomadas. Srinivas et al. (2015) usaram algoritmos de mineração de texto para agrupar projetos de software e apoiar a reutilização de componentes de software. O agrupamento é feito baseado em vetores de características que descrevem os componentes analisados. Os autores afirmam que os grupos formados podem ser usados para revelar conhecimentos e comportamentos oculto de projetos de software.

No contexto específico da mineração de repositórios que registram discussões de equipes de desenvolvimento, pesquisadores mineram os canais de comunicação de desenvolvedores de software visando tratar o problema da duplicação de informação em sistemas de rastreamento de bugs (Alipour et al., 2013; Kukkar et al., 2020; Cooper et al., 2021), fóruns do tipo PCQA (Silva et al., 2018; Wang et al., 2020; Pei et al., 2021) e em plataformas de desenvolvimento colaborativo como o GitHub (Yu et al., 2018; Wang et al., 2019; Lima and Soares, 2022). Tais pesquisas usam técnicas de RI, algoritmos ML, modelos de aprendizado de máquina profundo (DLM) e até mesmo uma combinação deles para tratar o problema da duplicação de dados em contextos de ES. Wang et al. (2020) utilizaram soluções

de deep learning para identificar postagens duplicadas no Stack Overflow. Os autores afirmam que estratégias que se limitam a extrair e manipular recursos textuais para detectar automaticamente perguntas duplicadas são abordagens limitadas por perderem informações semânticas acerca do conteúdo analisado. Sendo assim, propuseram três diferentes abordagens (WV-CNN, WV-RNN e WV-LSTM) que se baseiam em word embeddings, Convolutional Neural Networks (CNN), Recurrent Neural Networks (RNN) e Long Short-Term Memory (LSTM) para identificar duplicadas. Li et al. (2017) e Ren et al. (2019) propuseram abordagens automáticas baseadas em técnicas tradicionais de RI e PLN para detectar duplicadas em Pull Requests (PRs) no GitHub. Já Zhang et al. (2020) propôs o iLinker, uma abordagem para detectar issues relacionados no GitHub. A abordagem alcançou recall@5 de 38%-51% e recall@10 de 45%-61%. Li et al. (2021) apresenta uma abordagem que combina TF - IDF e técnicas de aprendizado profundo para detectar contribuições duplicados. O método produz uma lista de contribuições duplicadas candidatas mais semelhantes à nova contribuição.

Já no contexto de mineração de conhecimento de projetos de software a partir de e-mails e ferramentas de bate-papo, François et al. (2015) propuseram o sistema KTR (Knowledge Trace Retrieval) para recuperar conhecimentos relacionados a soluções de problemas de software (problem-solving knowledge) a partir de e-mails institucionais. Os autores mapearam o desafio de recuperar tais conhecimentos em um problema de ranque e propuseram o KTR, sistema que determina a relevância de uma mensagem de e-mail para um tópico específico através da combinação linear de vetores de características. Alkadhi et al. (2017) reportaram um estudo exploratório que examina a frequência, a completude e a viabilidade de extração automática de design rationale a partir de mensagens de bate-papo de equipes de desenvolvedores que faziam parte de um capstone course. Os autores afirmam que as mensagens de bate-papo contêm informações sobre questões discutidas, alternativas consideradas e argumentações que embasam as decisões tomadas durante o desenvolvimento do software. Para tanto, os autores usaram algoritmos de aprendizagem de máquina e processamento de linguagem natural (PLN) para analisar o conteúdo 8.700 mensagens. Os mesmos autores analisaram como desenvolvedores de Open Source Software (OSS) discutem design rationales em canais de IRC (Internet Relay Chat) (Alkadhi et al., 2018). Os autores afirmam

que desenvolvedores de OSS (open source software) usam canais de IRC para discutir detalhes de desenvolvimento e implementação de projetos de software e, ainda, para trocar conhecimentos e ideias com outros desenvolvedores. Eles obtiveram sucesso ao utilizarem algoritmos de aprendizagem de máquina na identificação e extração automática de elementos de rationale a partir de 7.500 mensagens.

Objetivando ajudar desenvolvedores a capturarem, com pouco esforço, design rationale a partir de mensagens de bate-papo, Alkadhi et al. (2017) também propuseram um sistema chamado REACT. O sistema se baseia na anotação manual de mensagens de bate-papo que contém rationale pelos próprios desenvolvedores. Ao usarem o REACT, os desenvolvedores anotam suas próprias mensagens de bate-papo com e-mojis projetados para identificar cinco elementos que definem um rationale. Os desenvolvedores também podem anotar mensagens escritas por outros membros da equipe. Os autores afirmam que o REACT é o primeiro passo para aprimorar a captura de rationale das mensagens de bate-papo dos desenvolvedores, que as anotações são fáceis de aprender e simples de aplicar e que o REACT pode ser facilmente integrado às ferramentas de mensagens instantâneas.

Viviani et al. (2018) afirmam que, frequentemente, as informações de projeto de software estão incorporadas nas discussões dos desenvolvedores e muitas tarefas de desenvolvimento poderiam ser facilitadas se tais informações pudessem ser identificadas automaticamente e apresentadas aos desenvolvedores. Os autores propõem o uso de palavras-chave relacionadas ao projeto de software para extrair automaticamente informações de planejamento a partir de discussões registradas em pull resquest.

O objetivo desta tese é definir mecanismos para mineração de conhecimentos de projetos de software a partir dos registros não estruturados de comunicação de equipes de desenvolvimento, gerados através do uso de *chats* e fóruns do tipo PCQA.

Na mineração realizada em *chats*, esta pesquisa difere de Francois et al. (2015) pois os registros de dados aqui utilizados são provenientes dos *logs* de conversas das equipes de desenvolvimento. Diferentemente à Alkadhi et al. (2017) que primeiramente analisaram o *log* de comunicação de equipes de desenvolvimento formadas a partir de *capstone courses* e, em seguida, analisaram a comunicação

de equipes open source (Alkadhi et al., 2018), os logs utilizados na avaliação dos mecanismos de mineração de chats aqui propostos são provenientes da interação de equipes de desenvolvimento atuantes na indústria de software comercial. Assim como proposto por Viviani et al. (2018), Kleebaum et al. (2018) e Jindal and Kaur (2020), os mecanismos de mineração de chats aqui desenvolvidos usam técnicas de mineração de dados baseadas na extração de palavras e frases relevantes, para determinar conhecimentos de projetos de software.

Na mineração feita em fóruns do tipo PCQA, as abordagens desenvolvidas comumente usam bases de dados pré-rotuladas para treinar ou otimizar formas de detectar duplicadas nos canais de comunicação dos desenvolvedores. O principal desafio desta pesquisa, neste cenário, está relacionado à diversidade de repositórios hospedados no GitHub, que fornecem diferentes contextos de projetos de software. Esses contextos destacam a relevância de projetar um método adequado para replicação em outros repositórios do GitHub. Portanto, para detectar postagens relacionadas em fóruns de discussão do tipo PCQA, a estratégia aqui desenvolvida (1) não depende de um conjunto de dados pré-rotulado; (2) não depende de modelos específicos de domínio; e (3) é baseada em modelos de aprendizagem profunda de uso geral.

Visando apoiar a mineração de diferentes tipos de conhecimentos de software foi planejado, desenvolvido e avaliado o framework Miner4DevTeam que será descrito no próximo capítulo desta tese. Os conhecimentos identificados são usados para revelar o escopo de desenvolvimento dos projetos, apoiar as tarefas de desenvolvimento e gerenciamento realizadas por diferentes membros das equipes e dar suporte ao compartilhamento e reuso do conhecimento dos projetos.

Capítulo 3

Framework: Miner4DevTeam

Este capítulo apresenta o *Miner4DevTeam*, um *framework* projetado para identificar discussões relevantes, referentes ao desenvolvimento e ao gerenciamento de projetos de software, em registros de comunicação de desenvolvedores. Discussões relevantes são aquelas que viabilizam a construção e a disseminação de conhecimentos de projetos de software entre integrantes de equipes distribuídas ou colocalizadas. Ou seja, discussões que revelam informações acerca da análise, do planejamento, desenvolvimento, utilização, validação, lições aprendidas e gerenciamento do software (Levy and Hazzan, 2009). Para tal fim, são utilizados técnicas e algoritmos da área de Recuperação de Informação (RI), Processamento de Linguagem Natural (PLN) e *Deep Learning* (DL). Destaca-se que o *Miner4DevTeam* é o artefato produzido como resultado da metodologia DSR adotada nesta pesquisa.

O capítulo está organizado da seguinte forma: a Seção 3.1 apresenta o *Miner4DevTeam*. Nela são discutidas as decisões de projeto tomadas acerca da construção do *framework*. As Seções 3.2, 3.3 e 3.4 descrevem os componentes que formam o *Miner4DevTeam*: o *Lost Knowledge Component*, o *Frequent Knowledge Component* e o *Related Knowledge Component*.

3.1 Minerando Conhecimentos de software

A mineração (identificação e extração) de decisões e discussões relevantes de projetos de software viabiliza a disseminação e o reuso de conhecimentos acerca

dos projetos, apoiando as equipes de desenvolvimento na execução de suas tarefas. Gerentes ou líderes de equipes podem se beneficiar com tais informações para (1) apoiar a gestão dos projetos, (2) recuperar informações técnicas já discutidas, (3) controlar a qualidade do produto, (4) delegar tarefas e (5) acompanhar o desenvolvimento dos projetos. Membros das equipes podem se beneficiar com tais informações para (1) conhecer o projeto e (2) compreender o raciocínio acerca de decisões já tomadas. Para tanto, foi desenvolvido o framework Miner4DevTeam, artefato produzido para apoiar a solução do problema identificado no domínio de aplicação desta tese (Figura 1.1). Neste estudo, é utilizada uma definição clássica de framework, a qual define framework como sendo uma estrutura de alto nível ou arquitetura de aplicativo composta por módulos projetados para serem refinados e usados como um grupo (Wirfs-Brock and Johnson, 1990). Como fonte de dados, o framework utiliza os registros (históricos) de discussões gerados pela interação de desenvolvedores através do uso de ferramentas de comunicação, como ferramentas de mensagens instantâneas (WhatsApp¹ e Slack²) e fórum de discussões voltado para desenvolvedores (GitHub *Discussions*³).

O Miner4DevTeam é composto por componentes independentes que encapsulam funcionalidades específicas e que, juntos, formam o framework, são eles: Lost Knowledge Component (LK-Component), Frequent Knowledge Component (FK-Component) e Related Knowledge Component (RK-Component). Esta decisão de projeto permite que as equipes de desenvolvimento utilizem o componente mais adequado à realidade do time, independentemente do uso dos demais. A estratégia de construção do Miner4DevTeam baseia-se em um modelo incremental e evolutivo, onde os componentes são construídos e suas versões são avaliadas e evoluídas de forma contínua até que os critérios de aceitação, estabelecidos no domínio de aplicação desta tese (Figura 1.1), fossem satisfeitos.

A Figura 3.1 ilustra o *Miner4DevTeam*. Os históricos de discussões dos desenvolvedores, realizados por *chats* ou fóruns do tipo PCQA, constituem fonte de entrada de dados para o *framework*. Tal escolha é motivada pelo fato de que os registros de comunicação de desenvolvedores constituem rica fonte de informação

¹https://www.whatsapp.com/

²https://slack.com/

³https://docs.github.com/pt/discussions

acerca do produto desenvolvido (Alkadhi et al., 2017, 2018; Brisson et al., 2020; Hata et al., 2022).

Dentre os três componentes que compõem o Miner4DevTeam, o LK-Component e o FK-Component exploram o conteúdo textual de mensagens instantâneas trocadas por equipes atuantes na indústria de software. Ambos possuem o objetivo de identificar e extrair discussões relevantes referentes ao planejamento e ao gerenciamento de projetos de software. Contudo, os componentes implementam estratégias diferenciadas sendo projetados visando atender a demanda de públicos-alvos diferentes. Dado que discussões e decisões relevantes de projetos de software podem extrapolar os limites dos times de software, o terceiro componente, RK-Component, identifica postagens de discussões relacionadas trocadas por comunidades open source em fóruns de discussões do tipo PCQA. A estratégia de implementação do RK-Component baseia-se em algoritmos de aprendizagem profunda de máquina e os resultados, por ele gerado, atendem às demandas de mantenedores, contribuidores e usuários de projetos hospedados na plataforma GitHub. Apesar dos componentes possuírem propósitos similares, estes atuam sobre categorias, aqui pré-determinadas, de conhecimentos de software distintas:

- 1. Project Lost Knowledge (PLK): o PLK compreende as decisões e discussões de projetos feitas pelas equipes de desenvolvimento, através de mensagens instantâneas, que não foram formalmente registradas na documentação oficial do projeto ou, ainda, as decisões e discussões que, simplesmente, caíram no esquecimento dos membros das equipes sendo consideradas "perdidas". O PLK é um conhecimento relevante para que gerentes e líderes de equipe (público alvo) possam promover a qualidade do software, apoiar a evolução dos produtos desenvolvidos e apoiar o processo de tomada de decisões estratégicas nas empresas de software (Lima et al., 2019a).
- 2. **Project Frequent Knowledge** (PFK): o PFK compreende as decisões de desenvolvimento e gerenciamento do projeto que já foram bem discutidas pela equipe. Supõe-se que tais decisões já se tornaram claras e intrínsecas ao time de desenvolvimento. Contudo, estas podem não ter sido formalmente registradas na documentação oficial do projeto. O PFK é relevante para apoiar a familiarização de novos membros (público alvo) às equipes, pois

evidencia o escopo de desenvolvimento do software (Lima et al., 2020).

3. Project Related Knowledge (PRK): o PRK compreed as postagens de discussão relacionadas, que podem ser postagens duplicadas ou postagens quase duplicadas. Postagens duplicadas são aquelas com o mesmo conteúdo. Os itens de postagem duplicados (título, descrição e autor) podem ser cópias exatas ou próximas. Os autores das postagens podem reescrever alguns itens adicionando ou excluindo informações. A detecção de postagens duplicadas é essencial para mitigar o problema de duplicação em fóruns de discussão colaborativa de desenvolvedores. Postagens quase duplicadas são aquelas postagens com tópicos semelhantes. Diferentes usuários com interesses, perguntas ou ideias semelhantes criam e comentam sobre eles. Itens de postagens quase duplicadas (título, descrição e autor) não são os mesmos, mas compartilham informações relacionadas ao conteúdo um do outro. A detecção de postagens quase duplicadas é essencial para disseminar o conhecimento do projeto. Para fins práticos, nesta tese, postagens duplicadas e quase duplicadas são consideradas postagens relacionadas. Mantenedores, líderes de projetos ou moderadores são o público alvo deste tipo de conhecimento (Lima et al., 2023).

O *Miner4DevTeam* provê informações que viabilizam a determinação de um dos três tipos de conhecimento do projeto de software que se almeja identificar. Os dados são visualmente formatados e apresentados aos membros das equipes que, através de habilidades cognitivas de leitura e interpretação, transformam tais dados em conhecimentos sobre os projetos analisados.

Conforme a metodologia Design Science Research utilizada nesta pesquisa, a avaliação do framework foi feita de forma contínua, obedecendo aos critérios de aceitação pré-determinados (Figura 1.1). Sendo assim, optou-se por efetuar a avaliação do framework em duas etapas. Primeiramente foram conduzidos estudos em laboratório avaliam a eficácia das estratégias desenvolvidas. Em seguida, estudos realizados com equipes da indústria de software e mantenedores de comunidades open source (1) endossaram os resultados inicialmente obtidos, (2) validaram a adequação dos componentes em ambientes onde as equipes usam ferramentas de comunicação colaborativas e (3) identificaram oportunidades de aperfeiçoamento

do framework.

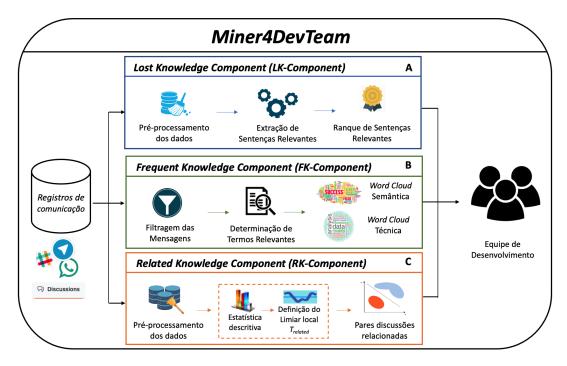


Figura 3.1: Componentes do framework Miner4DevTeam

A geração de cada componente corresponde a um ciclo de *design* da metodologia DSR que fundamenta a construção do *Miner4DevTeam*. As seções seguintes visam descrever as decisões de projeto realizadas para a criação de cada componente.

3.2 Lost Knowledge Component

Os registros de comunicação de times de desenvolvimento podem conter mensagens que levam a identificação de conhecimentos de projetos perdidos no ponto de vista de alguns stackholders, conhecimentos aqui denominados Project Lost Knowledge (PLK). Diante deste cenário, o LK-Component (Figura 3.1 - A) tem por objetivo identificar e extrair mensagens relevantes dos logs de comunicação das equipes de desenvolvimento que viabilizam a determinação do Project Lost Knowledge (PLK), sendo o PLK as decisões e discussões de projeto que não foram registradas na documentação oficial do projeto ou aquelas que caíram no esquecimento dos

membros da equipe. Para atingir tal objetivo, o LK-Component executa três etapas:

1. Pré-processamento de dados: nesta etapa, os dados a serem analisados são tratados e filtrados. São aplicadas técnicas de processamento natural de linguagem que incluem segmentação de frases, remoção de palavras irrelevantes e remoção de sinais de pontuação. Esta etapa é necessária para otimizar a execução do algoritmo de ranque executado na etapa seguinte (Gambhir and Gupta, 2017; Haiduc et al., 2010).

Inicialmente, o log é segmentado em sentenças. Cada sentença é composta pelo conjunto de mensagens consecutivas enviadas por um mesmo emissor. Esta decisão de projeto foi tomada, pois uma análise feita manualmente nos logs de comunicação das equipes revelou que um emissor pode enviar várias mensagens consecutivas a fim de expressar sua decisão, opinião ou indagação a respeito de um assunto. Em seguida, são eliminados verbos, pronomes, artigos, preposições, dados não alfabéticos e mensagens administrativas enviadas pelas ferramentas de mensagens instantâneas, pois são considerados termos ruidosos que não contribuem para a seleção de sentenças relevantes a ser realizada na etapa seguinte (Gambhir and Gupta, 2017).

Os dados, aqui tratados, são utilizados como fonte de entrada para a etapa seguinte executada pelo componente.

2. Extração de sentenças relevantes: esta etapa visa identificar sentenças relevantes úteis para a determinação o PLK.

Uma forma de identificar e extrair sentenças relevantes de um texto é mapear o problema de extração em um problema de ranque. Sendo assim, a estratégia utilizada para determinar as sentenças mais relevantes registradas nos logs de comunicação das equipes de desenvolvimento foi a sumarização de texto, que cria resumos de grandes coleções de dados textuais a partir da identificação de sentenças relevantes capazes de descrever o domínio do assunto abordado. O algoritmo de ranque utilizado na implementação do LK-Component foi o Text Summarization (Seção 2.3). O algoritmo calcula a relevância dos termos das sentenças baseado no valor de $TF \times IDF$, onde TF

corresponde à frequência do termo e IDF e à frequência inversa do termo na coleção. Sabendo que as sentenças são compostas por diferentes termos, a medida de $TF \times IDF$ de cada termo é usada para calcular a pontuação de relevância das sentenças determinadas na etapa de pré-processamento.

O algoritmo *Text Summarization* fornece o valor de relevância de cada sentença analisada. Este valor é usado para ranquear as discussões importantes feitas pela equipe de desenvolvimento.

3. Ranque de sentenças relevantes: nesta etapa, as N sentenças identificadas como sendo as mais relevantes são determinadas. N é um parâmetro configurável e determinado pelo usuário do componente. As sentenças identificadas são usadas na determinação do PLK.

A identificação do PLK, através da determinação de sentenças relevantes, presentes nos registros de comunicação das equipes de desenvolvimento, revela alguns desafios próprios: (1) requer análise semântica dos dados, (2) requer conhecimento prévio sobre o projeto analisado e (3) envolve julgamento humano, uma vez que o conceito de relevância depende da perspectiva, perfil e maturidade dos avaliadores. Diferentes pessoas, com diferentes perfis, podem possuir diferentes visões acerca da determinação do PLK. Sendo assim, os dados gerados a partir do *LK-component* foram projetados para serem consumidos pelos gerentes de projetos das equipes, membros que possuem um conhecimento mais amplo dos projetos.

Para avaliar o LK-Component foram realizados estudos em dois contextos distintos:

• Indústria: Os registros de comunicação de dois times da indústria foram submetidos ao processamento do *LK-Component* e os gerentes identificaram o PLK. Os *logs* analisados foram gerados na ferramenta de comunicação WhatsApp e foram cedidos por duas *startups* que atuam no polo digital de Manaus. Nesse contexto, o PLK pode ser usado para apoiar a evolução dos produtos de software desenvolvidos e o processo estratégico de tomada de decisão das empresas. Mais detalhes sobre este estudo encontram-se descritos no Capítulo 4, na Seção 4.2.

• Academia: Dados de monitoramento de três equipes de projetos provenientes de um curso interdisciplinar, realizado com alunos do curso de computação, gerados a partir do uso da ferramenta Slack, foram analisados. No contexto acadêmico, o objetivo do estudo foi avaliar a utilidades dos logs como fontes de informação relevantes para monitorar o desenvolvimento dos projetos de software, monitorar o progresso dos alunos e evidenciar oportunidades de intervenção para os professores nas turmas. Mais detalhes sobre este estudo encontram-se descritos no Capítulo 4, na Seção 4.3.

3.3 Frequent Knowledge Component

Os registros de comunicação de times de desenvolvimento também podem conter mensagens que levam a identificação de conhecimentos frequentemente debatidos pelas equipes, conhecimentos aqui denominados *Project Frequent Knowledge* (PFK). Sendo assim, com o objetivo de capturar os conhecimentos frequentemente discutidos nos *logs* de comunicação de desenvolvedores de software, foi desenvolvido o *Frequent Knowledge Component* (Figura 3.1 - B). Por serem discutidos com frequência pelas equipes, os conhecimentos evidenciados pelo PFK são úteis para a integração de novos membros aos times de desenvolvimento, proporcionando-lhes oportunidades para conhecer o escopo de desenvolvimento dos projetos.

O escopo de desenvolvimento dos projetos de software tratados nesta tese limita-se às funcionalidades, restrições, dificuldades e desafios ocorridos durante o desenvolvimento do software e registrados nos logs de comunicação das equipes. A determinação do PFK é feita através da identificação dos assuntos frequentemente discutidos pelos times e da associação de tais assuntos aos trechos de discussões das equipes. Para tanto, o FK-Component executa três etapas:

1. Filtragem de mensagens: Diferentemente da etapa de pré-processamento executada pelo LK-Component, esta etapa visa identificar e excluir sentenças ruidosas e irrelevantes para a determinação do PFK. Para tanto são excluídas frases que expressam saudações, concordância, tempo e mensagens sem contexto.

Durante a execução do processo de filtragem, as mensagens dos logs são di-

vididas em frases. Utilizam-se técnicas de PLN que, explorando pontuações gráficas, determinam as diversas frases que compõem uma mensagem. Posteriormente, são utilizados algoritmos de distância de edição (Seção 2.3) para identificar e excluir as frases ruidosas (frases de saudações, concordância, que expressam tempo e frases sem contexto). Amostras aleatória das frases a serem excluídas devem ser selecionadas dos logs analisados, em seguida, baseando-se na métrica de similaridade de cosseno (Seção 2.3), o algoritmo de cálculo de distância de edição identifica e exclui tais frases. Como resultado desta etapa, são identificadas frases possíveis de serem usadas na determinação do escopo de desenvolvimento dos projetos analisados.

- 2. Determinação de termos relevantes: nesta etapa, o conjunto de mensagens provenientes da etapa anterior é transformado em um conjunto de palavras. A classe gramatical de cada palavra é determinada. Em seguida, palavras consideradas de baixo valor informacional são eliminadas. Palavras de baixo valor informacional são aquelas que, muitas vezes, não possuem significado relevante para o contexto do problema (Gambhir and Gupta, 2017). As palavras enquadradas nas seguintes classes gramaticais são excluídas: artigos, preposições, pronomes, verbos e advérbios. Para atingir este objetivo, a técnica de PLN part-of-speech é utilizada (Seção 2.3). Também são retiradas sequências de caracteres que não agregam informações substanciais sobre o projeto, como: "rsrs", ":(", e-mojis, endereços eletrônicos, URLs e sequências de caracteres numéricos. Por fim, cada palavra passa a ser representada pela tupla $\langle t, f \rangle$, onde t representa um termo e f representa a frequência deste termo no conjunto de palavras, dando origem a uma lista ordenada L de assuntos frequentemente discutidos pela equipe. O objetivo desta etapa é gerar um conjunto de termos que possam ser usados para representar o escopo do software desenvolvido.
- 3. Sumarização e externalização do PFK: para sumarizar e externar o PFK são utilizadas word clouds (Seção 2.3). O componente gera duas word clouds que externam o escopo do projeto de software analisado:
 - Semântica: composta por termos, frequentemente usados nas discus-

sões da equipe, que tentam evidenciar características de especificação, planejamento, desenvolvimento, manutenção e gerenciamento do projeto de software.

 Técnica: composta por termos técnicos, frequentemente usados nas discussões da equipe, que tentam evidenciar características relacionadas ao uso de tecnologias e decisões técnicas no desenvolvimento do projeto de software.

A opção por gerar duas $word\ clouds$ deu-se pois termos técnicos sobressaíramse na geração de uma $word\ cloud$ única. Sendo assim, as $word\ clouds$ são formadas por termos excludentes. Além da lista L (assuntos frequentemente discutidos pela equipe) uma segunda lista T é utilizada na determinação do conteúdo das $word\ clouds$. A lista T é composta pelo conjunto de tags usadas pelo $Stack\ Overflow^4$ para categorizar as perguntas semelhantes que ocorrem no site, como, por exemplo: Python, Ajax, Android, etc. Por se tratar de um site de perguntas e respostas para programadores e profissionais da área de computação, as tags do $Stack\ Overflow$ descrevem conteúdo técnico da área.

Contudo, verificou-se que alguns termos técnicos usados nas discussões das equipes não possuíam correspondência direta com as tags da lista T, como, por exemplo, os termos dados, arquitetura, error, store, etc. Porém, algumas tags podem ser usadas para descrever tais termos, como por exemplo modelagem-de-dados, arquitetura-de-software, internal-server-error, etc. Sendo assim, optou-se por desmembrar as tags compostas do Stack Over-flow em tags contendo um único termo. Os termos desmembrados foram adicionados à lista T, disponível em https://tinyurl.com/y36vdo4n. A geração da lista T é feita apenas uma vez pelo componente, contudo esta deve ser mantida atualizada para contemplar as categorias definidas no Stack Overflow. As listas L e T foram usadas na determinação do conteúdo das word clouds da seguinte forma:

• Semântica: composta por termos pertencentes à L e não pertencentes

⁴https://pt.stackoverflow.com/tags

à T, L-T.

• **Técnica**: composta por termos pertencentes à interseção de L com T, $L \cap T$.

Estudos realizados para validar o FK-Component mostram que o componente é capaz de extrair assuntos relevantes presente nos logs de comunicação das equipes e que o conhecimento identificado (PFK) é útil para a integração de novos membros às equipes de desenvolvimento (Seção 5.2.2). Notou-se, ainda, que o uso do PFK não se restringe aos novos membros, membros antigos também podem se beneficiar com o conhecimento extraído para recordar decisões já tomadas. Mais detalhes sobre o estudo executado são discutidos no Capítulo 5.

3.4 Related Knowledge Component

Os registros de comunicação de times de desenvolvimento também podem conter mensagens repetidas que levam a identificação de conhecimentos aqui denominados *Project Related Knowledge* (PRK). Sendo assim, com o objetivo de capturar os conhecimentos relacionados discutidos por desenvolvedores de software, foi desenvolvido o *Related Knowledge Component* (Figura 3.1 - C). O *RK-Component* visa identificar discussões (ou postagens) relacionadas criadas em fóruns de discussões de desenvolvedores. O PRK compreende as discussões duplicadas e as discussões quase duplicadas ocorridas nos fóruns.

Conceituam-se postagens duplicadas e quase duplicadas da seguinte maneira.

- Postagens duplicadas são aquelas com o mesmo conteúdo. Os itens de postagem duplicados (título, descrição e autor) podem ser cópias exatas ou próximas. Os autores das postagens podem reescrever alguns itens adicionando ou excluindo informações. A detecção de postagens duplicadas é essencial para mitigar o problema de duplicação em fóruns de discussão colaborativa de desenvolvedores.
- Postagens quase duplicadas são aquelas postagens com tópicos semelhantes. Diferentes usuários com interesses, perguntas ou ideias semelhantes criam e comentam sobre eles. Itens de postagens quase duplicadas (título, descrição

e autor) não são os mesmos, mas compartilham informações relacionadas ao conteúdo um do outro. A detecção de postagens quase duplicadas é essencial para disseminar o conhecimento do projeto.

Nesta pesquisa, qualquer postagem duplicada ou quase duplicada é considerada como "postagem relacionada". O RK-Component fornece um conjunto de candidatos para postagens relacionadas denotado por R.

O componente se baseia na similaridade semântica existente entre o conteúdo das postagens para identificar pares de discussões candidatas a relacionadas. Assume-se que quanto maior o valor da similaridade semântica existente entre duas postagens, maiores são as chances de que estas sejam relacionadas. O valor de similaridade discussões duplicadas e discussões quase duplicadas, conforme a definição apresentada de PRK (Seção 3.1). Para fins práticos, discussões relacionadas são as duplicadas e as quase duplicadas. O RK-Component fornece como saída um conjunto de discussões candidatas a relacionadas, chamado de RD-Candidates (Related Discussion candidates). Para tando, o RK-Component é composto pelas etapas de pré-processamento de dados e verificador de similaridade, ambas descritas a seguir.

1. Pré-processamento de dados:

A identificação de discussões relacionadas é feita por meio de algoritmos que calculam a similaridade semântica entre tais postagens. Contudo, a otimização da execução destes algoritmos também requer o pré-processamento dos dados manipulados (Zhou et al., 2017) para remover informações ruidosas e formatar os dados a serem processados. São executadas as seguintes subetapas de pré-processamento:

Extração de atributos: nesta etapa, são extraídos os atributos de cada postagem de discussão. O componente usa os valores dos atributos para selecionar as postagens de discussão que devem ser avaliadas. São extraídos o nome do repositório, o identificador (ID), a categorias, o autor, a data de criação e o título de cada discussão.

Seleção dos dados: nesta etapa, o conteúdo das discussões é formatado para minúsculo. Em seguida, são extraídos o título e o corpo (body text)

das discussões. Esta etapa se faz necessária, pois a similaridade entre as discussões analisadas é mensurada usando o título e o corpo (body text) das discussões principais (primeira postagem). Os comentários adicionados às threads de discussões não são considerados, pois correspondem a feedbacks ou raciocínios feitos em decorrência do tópico principal abordado na primeira postagem da discussão.

Remoção de código-fonte e URLs: nesta etapa são removidos os trechos de código-fonte presentes no corpo das discussões. Esta etapa se faz necessária, pois o modelo de aprendizagem de máquina utilizado no cálculo de similaridade das discussões é um modelo de uso geral, treinado para tratar problemas de PLN. Além disso, tanto a estrutura quanto o vocabulário de textos escritos em linguagem natural diferem de trechos de códigos (Sirres et al., 2018). O RK-Component analisa os documentos HTML de cada postagem de discussão e remove trechos de código e URLs incorporados em tags HTML específicas, por exemplo, <code> e <a href>.

Remoção de pontuação, emoji, números e palavras irrelevantes: nesta etapa, com o objetivo de eliminar ruídos, são removidos pontuações, emojis, números e stopwords. A remoção de pontuações, emojis, números e stopwords é feita usando a Python NLTK Toolkit ⁵ (Bird, 2006). Não foram removidos os símbolos de pontuações "." e "_" por serem usados na concatenação de palavras.

Lematização e Remoção de postagens vazias: Após as subetapas de remoção de ruído, o texto resultante passa pelo processo de lematização (Zhang et al., 2017). Por fim, as postagens de discussão de comprimento zero são desconsideradas.

2. Verificador de similaridade:

Nesta etapa são identificados os pares de postagens de discussões candidatas a relacionadas. Como entrada são fornecidos os dados provenientes da etapa de pré-processamento. Como saída é gerado o conjunto R contendo pares de discussões candidatas a relacionadas. Esta etapa é dividida em duas

⁵https://www.nltk.org/

subetapas: (1) medição de similaridade e (2) seleção dos pares de discussões candidatas a relacionadas. As subetapas são descritas a seguir.

Medição de similaridade: o algoritmo utilizado para calcular a similaridade entre postagens do fórum de discussão é um verificador de similaridade semântica de textos (Agirre et al., 2015) (semantic text similarity (STS)) que utiliza modelos genéricos de aprendizagem de máquina profunda para gerar os embeddings das postagens que, posteriormente, possuem a similaridade mensurada através da métrica de similaridade de cosseno.

O modelo usado pelo RK-Component é o all-mpnet-base-v2 ⁶, gerado a partir do framework Python SentenceTransformers (Reimers and Gurevych, 2019). O all-mpnet-base-v2 é um modelo genérico pré-treinado a partir do sentence-Bert⁷. O modelo é usado para derivar embeddings semanticamente significativas de cada postagem analisada. O modelo mapeia frases e parágrafos (sentences) para um espaço vetorial denso de 768 dimensões. Pesquisadores otimizaram o all-mpnet-base-v2 com mais de 1 bilhão de pares de frases coletadas de vários conjuntos de dados (Face, 2021). Na data de construção deste componente, dentre os modelos treinados pelo sentence-Bert, o all-mpnet-base-v2 fornecia a melhor qualidade na geração das embeddings e no desempenho de tarefas de pesquisas semânticas (Reimers, 2021). Contudo, uma restrição imposta pelo modelo é o mesmo ser projetado para codificar frases e parágrafos curtos, truncando textos com mais de 384 palavras.

Modelos genéricos não se restringem a um contexto específico, pois são treinados e otimizados em diferentes bases de dados. Especificamente, o modelo all-smpnet-base-v2 foi treinado usando como base o modelo microsoft/mpnet-base e otimizado usando mais de 1 bilhão de pares de frases coletadas de diferentes bases de dados (Reddit comments (2015 - 2018), WikiAnswers Duplicate question pairs, Stack Exchange Duplicate questions (titles+bodies), etc.) (Face, 2021). Modelos específicos são treinados e otimizados de acordo com o contexto para o qual são criados, não garantindo

⁶https://huggingface.co/sentence-transformers/all-mpnet-base-v2

⁷https://www.sbert.net/

eficácia quando utilizados fora do contexto de treinamento. Além disso, a utilização de modelos genéricos proporciona vantagens como: (1) a não dependência de estruturas computacionais complexas para treino, validação e teste dos modelos, (2) a não necessidade de otimização dos modelos, e (3) a não necessidade de retreino, revalidação e reteste do modelo sempre que o contexto para o qual foi desenvolvido sofrer alterações (Polyzotis et al., 2017; Zhou et al., 2017; Schelter et al., 2018; Lee and Shin, 2020). O dinamismo da área de desenvolvimento de software pode ser considerado fator motivador para o uso de modelos genéricos. For fim, o uso de modelos públicos traz flexibilidade para o componente. À medida que novos modelos, compatíveis com o all-smpnet-base-v2, forem gerados e suas respectivas qualidades forem comprovadas, o componente pode ser configurado para utilizá-los.

Já a métrica de similaridade de cosseno é usada para computar a semelhança entre pares de embeddings gerados e definir o valor de similaridade entre pares de discussões, similarity(master, target). A similaridade de cosseno gera valores entre zero e um. O valor 1 caracteriza que as postagens de discussões, master e target, são idênticas e o valor 0 caracteriza discussões dissimilares. Não foi definida relação de hierarquia ou prioridade entre as discussões masters e targets. Sendo assim, o valor de similaridade obtidos para o par $(master_i, target_j)$ é igual ao valor de similaridade obtido para o par $(target_j, master_i)$.

Sendo assim, cada par de discussão (master, target) teve seu valor de similaridade calculado. Ou seja, dada uma discussão d_i , é calculada a similaridade de d_i contra todas as discussões pertencentes a coleção de discussões. Os valores de similaridade gerados são armazenados e usados como entrada para a etapa de seleção de candidatas a relacionadas.

3. Seleção das candidatas a relacionadas

As postagens candidatas a relacionadas são identificadas a partir dos valores de similaridade calculados na etapa anterior. O componente utiliza um limiar para determinar se duas postagens estão ou não relacionadas. No entanto, não é utilizado um limiar fixo e universal. Optou-se por utilizar um limiar "local" ao conjunto de dados analisado, o $T_{related}$. $T_{related}$ é definido com

base na estatística descritiva dos valores de similaridades do conjunto de discussões analisado. Bases de entrada de dados diferentes têm valores de limiares diferentes. O uso de um limiar local proporciona flexibilidade ao RK-Component e possibilita a sua utilização em diferentes contextos.

O cálculo do $T_{related}$ é feito conforme os quatro passos descritos a seguir.

- (a) **Determinação do valor de** K: K é um parâmetro da abordagem. O seu valor é usado para delimitar o espaço de procura por pares de discussões candidatas a relacionadas. Com o objetivo de selecionar os valores de similaridade das top-K discussões targets mais similares a cada discussão presente na base de dados, é determinado o valor de K. Quanto maior for o valor de K, maior é o número de valores de similaridades selecionados. Fazendo K = 5, serão selecionados os valores de similaridades das top-5 discussões targets mais similares a cada uma das n discussões analisadas. Fazendo K = 10 serão selecionados os top-10 valores de similaridade das discussões targets mais similares a cada discussão analisada. O valor de K é configurável e constitui uma entrada de dados para a abordagem.
- (b) Criação da distribuição S: com base no valor de K são calculados os valores de similaridade que formarão a distribuição S. A distribuição S é formada pelos valores de similaridade das K discussões targets mais semelhantes a cada uma das n discussões masters.

Sendo n o total de discussões presentes na base de dados, K o número de discussões targets mais semelhantes a cada discussão master da base de dados e $value_{i_j}$ o valor de similaridade entre as discussões $master_i$ e $target_j$, tem-se que S é dada por:

$$S = < value_{1_1}, value_{1_2}, ..., value_{1_K}, value_{2_1}, value_{2_2}, ..., value_{2_K}, ..., value_{n_1}, value_{n_2}, ..., value_{n_K} >$$

(c) Cálculo da estatística descritiva de S: nesta etapa, é calculada a estatística descritiva da distribuição S. São identificados os valores correspondentes ao primeiro (Q1), segundo (Q2) e terceiro (Q3) quartis e o valor do intervalo interquartil (IQR) da distribuição S. Tais valores

são usados para calcular o valor do upper inner fence (Equação 3.1) que identificam os outliers da distribuição S (Tukey et al., 1977).

$$Upper\ inner\ fence = Q3 + (1.5 * IQR) \tag{3.1}$$

(d) **Determinação do limiar local** ($T_{related}$): ao assumir que quanto maior o valor da similaridade semântica existente entre duas postagens, maiores são as chances de que estas sejam relacionadas, o limiar usado para identificar os pares de discussões relacionadas é definido como sendo o valor de *Upper inner fence*. Sendo assim, tem-se que:

$$T_{related} = Upper inner fence$$
 (3.2)

A definição do valor de K impacta na distribuição S gerada que, por sua vez, impacta no cálculo de Q1, Q2, Q3 e IQR, e, consequentemente, no valor do limiar $T_{related}$ definido. Por refletir características próprias da distribuição S, o limiar calculado é chamado de "limiar local".

Após a definição do valor do limiar local, é feita a determinação dos pares de discussão candidatas a relacionadas. Os pares de discussões (master,target) com valor de similaridade igual ou superior ao limiar local são destacadas pelo componente como sendo pares com discussões candidatas a relacionadas e formam o conjunto R. As postagens de discussões relacionadas são aquelas identificadas como sendo outliers. Calefato et al. (2022) também usaram a estatística descritiva para identificar os períodos reais de inatividade de desenvolvedores open source. Sempre que uma nova postagem de discussão for avaliada, sua similaridade deve ser avaliada com todas as postagens anteriores.

A eficácia do *RK-Component* foi avaliada em um estudo feito com dados de três projetos hospedados na plataforma GitHub e que usam o GitHub*Discussions*. O *Discussions* é um fórum nativo usado para intermediar discussões entre membros e usuários das comunidades hospedadas na plataforma GitHub (Hata et al., 2022). Destacado como sendo "a new way for software communities to collaborate

outside the codebase" Niyogi (2020), o fórum foi criado com objetivo de prover oportunidades para que membros e usuários das comunidades possam interagir colaborativamente e discutir tópicos relacionados aos projetos, como, por exemplo, a correção e ocorrência de defeitos (bugs), compreensão de discrepâncias e exceções encontradas, planejamento de novas funcionalidades (features) e, ainda, solicitar revisões de códigos, emitir anúncios, divulgar informações, realizar recrutamentos e outros inúmeros tópicos que envolvam um projeto de software (Hata et al., 2022; Liu, 2022).

Três mantenedores de software livre e três pesquisadores de ES (Engenharia de Software) avaliaram 14 conjuntos de postagens candidatas a discussões relacionadas. Foi medida a precisão (precision), a acurácia e a revocação (recall) do componente. Os avaliadores julgaram o relacionamento entre os pares de discussões candidatos a relacionadas. Mais detalhes sobre o estudo executado são discutidos no Capítulo 6.

Capítulo 4

$\begin{array}{c} \textbf{Minerando} \ \textit{Project Lost} \\ \textit{Knowledge} \end{array}$

Este capítulo apresenta discussões relacionadas a aplicação e avaliação do Lost Knowledge Component (LK-Component) em dois diferentes contextos: na indústria de software e no contexto acadêmico. O estudo realizado na indústria revelou que o componente proposto foi eficaz na determinação de discussões que poderiam ser associadas a conhecimentos de projetos antes perdidos ou esquecidos do ponto de vista de gerentes de projetos. Tais discussões são relevantes para que gerentes e líderes de equipe promovam a qualidade do software, apoiar a evolução dos produtos desenvolvidos e apoiar o processo de tomada de decisões estratégicas nas empresas de software. Já no contexto acadêmico, a aplicação do componente oportunizou aos professores formas de acompanhamento mais efetivas do processo de desenvolvimento de projetos de software realizados por alunos matriculados em um curso interdisciplinar. Este tipo de curso tem o objetivo de propiciar a aplicação prática, de maneira integrada, do conhecimento e das habilidades que os alunos adquiriram durante o programa acadêmico.

O capítulo está organizado da seguinte forma: a Seção 4.1 apresenta o Visual Abstract das pesquisas realizadas com objetivo de definir e validar o LK-Component. A Seção 4.2 descreve o contexto de aplicação do LK-Component na indústria de software, o processo adotado para determinar o PLK no contexto especificado, o estudo de avaliação do componente, os resultados obtidos e as

discussões dos resultados gerados. A Seção 4.3 apresenta e discute a utilização e a avaliação do mesmo componente no contexto acadêmico. Por fim, a Seção 4.5 apresenta as considerações finais do capítulo.

4.1 LK-Component - Visual Abstract

O *LK-Component* é resultado do primeiro ciclo de *design* realizado nesta pesquisa. Visando apresentar um resumo dos principais pontos de idealização, desenvolvimento e validação do componente, a Figura 4.1 apresenta o *Visual Abstract* (Storey et al., 2017) das pesquisas que descrevem o *LK-Component* (Lima et al., 2019a,b). Nela são apresentados o objetivo, o contexto, a relevância, o rigor e a novidade do componente.

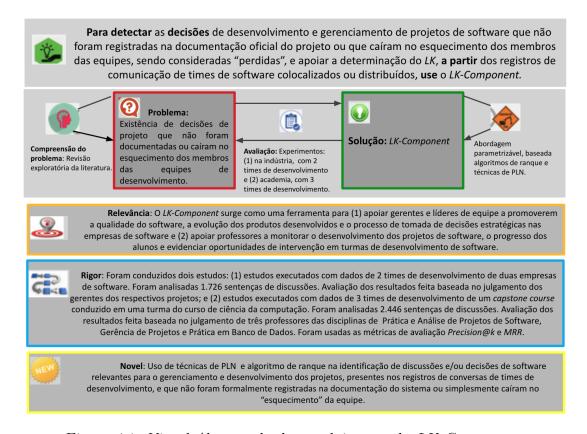


Figura 4.1: Visual Abstract do desenvolvimento do LK-Component.

As principais contribuições da execução do primeiro ciclo de design para a

indústria são:

- O desenvolvimento e avaliação de uma abordagem semi-automática, baseada em técnicas de PLN e algoritmos de ranque (ranking) para apoiar a identificação de decisões de projetos que não foram formalmente registradas na documentação do software e podem estar "perdidas" sob a perspectiva dos gerentes de projeto.
- Evidências experimentais sobre a perda de conhecimento dos projetos de software em mensagens de bate-papo das equipes de desenvolvimento.
- Evidências experimentais sobre as aplicações práticas do *LK-Component* em empresas que fazem uso de tais ferramentas de comunicação.

As principais contribuições da execução do primeiro ciclo de *design* para a academia são:

- Evidências experimentais sobre como estudantes de graduação em computação usam Slack para apoiar o desenvolvimento de projetos de software.
- Evidências experimentais sobre como o registro de comunicação dos estudantes podem dar suporte às atividades pedagógicas de professores de computação.
- Evidências experimentais sobre a adequação do LK-Component para apoiar as atividades dos professores, detectando necessidades técnicas dos alunos.

Como oportunidade de pesquisas futuras, destaca-se a necessidade de combinar diferentes evidências no cálculo do ranque das decisões mais relevantes e, como consequência, a otimização dos resultados gerados pelo *LK-Component*.

4.2 *LK-Component* aplicado à Indústria

Conforme descrito na Seção 3.2, o *LK-Component* visa permitir a determinação de conhecimento sobre projetos de software que esteja "perdido" em meio ao grande volume de mensagens registradas nos *logs* de comunicação das equipes de

desenvolvimento e que não foram formalmente registrados na documentação oficial do projeto. Para tanto, as N mensagens mais relevantes referentes a um período P de interação da equipe são determinadas e expostas aos gerentes de projetos que, ao lê-las, identificam o conhecimento de projeto perdido: o PLK. Tal estratégia é usada para evidenciar as discussões e decisões de projetos feitas pelas equipes e que caíram no esquecimento do time, apoiando equipes que lidam diariamente com as dificuldades e desafios próprios do contexto de desenvolvimento de projetos de software.

Um período P é determinado por um conjunto de dias $D = \{d_1, \ldots, d_n\}$, onde cada d_i é definido por um conjunto $M_{d_i} = \{m_{(1,d_i)}, \ldots, m_{(k,d_i)}\}$ de mensagens, e cada $m_{(j,d_i)}$ é uma tupla $\langle sender_{(j,d_i)}, date_{(j,d_i)}, content_{(j,d_i)} \rangle$. Sendo $sender_{(j,d_i)}$ um atributo que define o nome do remetente da mensagem, $date_{(j,d_i)}$ um atributo que define a data e hora de envio da mensagem e $content_{(j,d_i)}$ um atributo que define o conteúdo da mensagem. O conteúdo de um conjunto de mensagens enviadas em datas pré-definidas é analisado pelo componente com o objetivo de extrair as discussões de projeto de software relevantes.

Objetivando avaliar a efetividade do *LK-Component* como meio para viabilizar a determinação de PLK em projetos de software reais, foi realizado um estudo que analisou os *logs* de comunicação de duas equipes de desenvolvedores provenientes de duas empresas de software situadas no polo digital de Manaus. A metodologia, os resultados e as discussões geradas a partir deste estudo foram publicados em (Lima et al., 2019a).

Especificamente, as seguintes questões de pesquisa (QP) guiaram a investigação de validade do LK-Component no contexto da indústria de software:

- QP1: Pode-se extrair sentenças relevantes, relacionadas às discussões de projetos, dos logs de mensagens instantâneas dos desenvolvedores usando técnicas automatizadas?
- **QP2**: Pode-se identificar o PLK das discussões relevantes entrevistando os gerentes de projeto?

Os resultados obtidos revelam que o algoritmo de Text Summarization usado foi eficaz na determinação das N sentenças mais relevantes registradas nos logs de

comunicação das equipes e que os gerentes foram capazes de determinar o PLK dos projetos através da leitura e análise de tais sentenças. Os gerentes também enfatizaram ter interesse em adotar a abordagem que implementa o processo de identificação do PLK em outros projetos sob suas respectivas responsabilidades.

4.2.1 Determinação do PLK

A identificação do PLK é um processo semi-automático, no qual o *LK-Component* é usado para identificar automaticamente as sentenças mais relevantes, registradas em trechos do *log*, referentes ao desenvolvimento de projetos de software. A Figura 4.2 identifica as etapas da abordagem proposta para permitir a determinação do PLK. Neste processo, o gerente de projetos é o ator que interage ativamente na abordagem.

As seguintes etapas descrevem o processo apresentado na Figura 4.2:

1. Coleta de Dados do Projeto

Conforme ilustrado na Figura 4.2 - A, os gerentes devem fornecer os arquivos de *log* que desejam analisar. Em seguida, é gerado e exibido um gráfico contendo a distribuição do número de mensagens que a equipe de desenvolvimento enviou, por dia, ao longo do tempo, conforme Figura 4.3. Baseado no gráfico de distribuição, os gerentes de projetos devem selecionar o(s) período(s) de interesse para realizarem a análise do conteúdo dos *logs*. São definidas as datas limítrofes do(s) período(s).

2. Extração das Sentenças Relevantes

Nesta etapa (Figura 4.2 - B), as mensagens relacionadas ao(s) período(s) selecionado(s) são processadas pelo LK-Component, conforme descrição feita na Seção 3.2. Como resultado, o componente retorna, para cada período selecionado, as N sentenças mais relevantes.

3. Determinação do PLK

A determinação do PLK é feita por um avaliador que, através de um processo cognitivo, determina o $lost\ knowledge$ associado às N sentenças mais relevantes

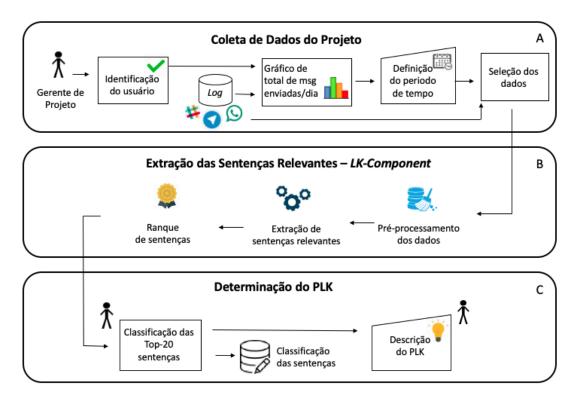


Figura 4.2: Processo de determinação do *Project Lost Knowledge*.

identificadas (Figura 4.2 - C). Para tanto, as sentenças relevantes são apresentadas aos gerentes para que estes possam determinar a importância de cada uma para o projeto. Por fim, após a leitura das sentenças relevantes, os gerentes descrevem o PLK identificado.

4.2.2 Avaliação do *LK-Component*

Um estudo replicado em duas empresas de desenvolvimento de software avaliou a efetividade do *LK-Component*. Foram analisados os *logs* de comunicação de duas equipes (Equipe A e Equipe B) pertencentes a empresas atuantes na indústria de software do polo digital de Manaus. Portanto, os resultados do estudo conduzido baseiam-se nas perspectivas de dois gerentes de projetos. O gerente da Equipe A possui 20 anos de experiência e o gerente da Equipe B atua há 10 no mercado de desenvolvimento de software.



Figura 4.3: Gráfico de distribuição de mensagens enviadas por dia.

A seguir são apresentadas as etapas executadas durante a realização do estudo de avaliação do LK-Component. Apesar de serem apresentadas cinco etapas, as duas últimas etapas aqui descritas não são contempladas pela abordagem apresentada na seção anterior (Seção 4.2.1). Tanto a quarta quanto a quinta etapa aqui descritas são executadas apenas durante a valiadação do LK-Component.

1. Determinação da coleção de dados

Nesta etapa, foram coletados e analisados os *logs* de comunicação das Equipes A e B. Os registros de troca de mensagens fornecidos foram gerados através da ferramenta *WhatsApp*. Embora não se caracterizassem como times distribuídos, alguns membros, de ambas as equipes, possuíam horário de trabalho diferenciado dos demais. Sendo assim, as equipes utilizavam a ferramenta de mensagens instantâneas para se comunicar, tomar decisões em relação ao projeto desenvolvido e agendar reuniões. Os projetos foram indicados pelos próprios gerentes.

A Equipe A é composta por cinco membros: um gerente de negócios, um gerente de projetos, dois desenvolvedores e um testador. A equipe é especializada no desenvolvimento de tecnologias computacionais que promovem o engajamento e a interação de multidões em eventos culturais e esportivos como concertos, festivais e jogos. O Projeto A, desenvolvido por esta equipe, lidou com requisitos

incompletos, inconsistentes e passíveis de evolução. A interação da equipe era realizada por meio de reuniões presenciais e pela ferramenta de comunicação síncrona. O log de comunicação da Equipe A registra mensagens trocadas por, aproximadamente, um ano. Durante este período, a equipe manteve contato via a ferramenta por 104 dias e 3.325 mensagens foram enviadas no total. O Projeto A visa permitir a interação dos participantes do Festival Folclórico de Parintins através de dispositivos móveis.

A Equipe B é composta por seis membros: um project owner (PO), dois scrum masters, um designer de interface, dois desenvolvedores e um testador. A empresa da Equipe B provê serviços de desenvolvimento de soluções de software para outras empresas. O Projeto B, desenvolvido pela equipe, corresponde a um aplicativo de comércio eletrônico para dispositivos móveis. No log de comunicação da equipe foram registrados dados referentes a 285 dias de interação. No total, foram enviadas 5.256 mensagens. A empresa da Equipe B atua no mercado de desenvolvimento de software há seis anos. Atualmente, é composta por, aproximadamente, onze funcionários e adota o Scrum como processo de desenvolvimento de software.

2. Extração de sentenças relevantes

Nesta etapa, as mensagens presentes nos trechos de log referente ao(s) período(s) no(s) qual(is) o gerente expressa interesse em analisar são avaliadas automaticamente pelo LK-Component. As N sentenças mais relevantes são identificadas.

O componente foi avaliado usando as medidas Precision@k (P@k) e MRR descritas na Seção 2.3.1. Os valores de P@3, P@5 e P@10 foram calculados para medir a eficácia do LK-Component ao identificar as três, cinco e dez sentenças mais relevantes referentes aos trechos dos logs analisados.

3. Determinação do conhecimento identificado (PLK)

Nesta etapa, os gerentes dos projetos analisados descreveram o PLK identificado.

A determinação do PLK é feita a partir da leitura das N sentenças relevantes identificadas pelo LK-Component. Por se tratar de uma etapa que necessita de um conhecimento prévio e abrangente do projeto, os dados gerados a partir

do *LK-component* foram projetados para serem consumidos pelos gerentes de projetos das equipes. Contudo, a utilização de tais informações não se restringe apenas aos gerentes, outros membros que possuam familiaridade com o projeto desenvolvido podem se beneficiar dos conhecimentos técnicos extraídos dos *logs* de comunicação das equipes.

4. Análise manual dos dados

Nesta etapa, a fim de compreender e identificar os diversos tipos de discussões que podem estar registradas nos logs de comunicação de equipes de desenvolvimento, foi realizado um processo de codificação aberta em uma amostra aleatória das mensagens enviadas por ambas as equipes. Como resultado, foi determinado um conjunto de categorias que descrevem os tipos de discussões registadas nos logs. Em seguida, utilizando o conjunto de categorias, dois avaliadores codificaram amostras de sentenças separadamente. As discordâncias geradas foram discutidas e novas etapas de codificações foram executadas, até que a medição do grau de concordância entre os avaliadores atingisse um valor substancial. O grau de concordância foi mensurado através do coeficiente de Kappa Cohens (Cohen, 1960) e a interpretação de concordância definida por Landis e Koch em (Landis and Koch, 1977).

5. Realização de entrevista de acompanhamento

Por fim, com objetivo de compreender as necessidades por abordagens automáticas que viabilizem a identificação automática de conhecimentos de projetos de software, os gerentes foram solicitados a responder as seguintes perguntas:

- Você ficou surpreso ao ver que o projeto sob sua responsabilidade estava perdendo conhecimentos nos *logs* de comunicação dos desenvolvedores?
- O que você fez após saber que conhecimentos relacionados ao projeto estavam sendo "perdidos"?
- Você, como gerente de projetos, gostaria de usar a ferramenta de captura do conhecimento perdido em outros projetos?

4.2.3 Resultados

Como resultado da primeira etapa do estudo conduzido, os gerentes das equipes A e B determinaram o(s) período(s) de tempo sobre os quais foram executadas as análises das discussões das equipes e, consequentemente, identificados os PLKs.

O gerente de projetos da equipe A (Gerente-A) selecionou cinco diferentes períodos que, no total, correspondem a 49 dias de registros de comunicação, o que significa que o Gerente-A analisou 47.11% do total de dias em que a Equipe A estabeleceu trocas de mensagens através da ferramenta. Já o gerente de projetos da Equipe B (Gerente-B) selecionou sete períodos diferentes, totalizando 57 dias de registro de comunicação do time B, o que equivale a 20% do total de dias em que a Equipe B usou a ferramenta para se comunicar. A Tabela 4.1 sumariza os números que caracterizam os logs e os valores que mensuram a porcentagem de dados analisadas.

Na segunda etapa do estudo realizado, o *LK-Component* mensurou a relevância de 1.726 sentenças diferentes, sendo 845 sentenças originárias do *log* da Equipe A e 881 do *log* da Equipe B. Como, para cada período, o componente foi configurado para determinar as 20 sentenças mais relevantes o Gerente-A avaliou a relevância de 100 sentenças e o Gerente-B avaliou a relevância de 140 sentenças, conforme Tabela 4.1. Em média, os gerentes alocaram 22 minutos, por período, para avaliar as sentenças e determinar do PLK. A relevância avaliada está relacionada com a importância do conteúdo textual das sentenças para o projeto de software desenvolvido.

Tabela 4.1: Caracterização dos logs analisados no estudo da indústria.

	Equipe A	Equipe B
CARACTERIZAÇÃO DOS <i>LOGS</i>		
Total Dias de Interação Registrados	104	285
Total de Mensagens Trocadas	3.325	5.256
DADOS ANALISADOS		
Períodos Selecionados	5	7
Dias Analisados	49	57
%Dias Analisados	47.11%	20%
Sentenças Analisadas	845	881
Sentenças Relevantes Identificadas	100	140

A Tabela 4.2 sumariza a média dos valores obtidos pelas métricas usadas para quantificar a eficácia do LK-component. A média é obtida conforme número de período(s) analisado(s) por gerente.

A partir do ponto de vista do gerente de projetos da Equipe A, as três primeiras sentenças (top-3), dos cinco períodos avaliados, estão relacionadas a discussões relevantes para o projeto, logo o valor de Precision@3 atingiu valor máximo de 100%. Analisando as primeiras cinco sentenças mais relevantes (top-5), dos cinco períodos analisados, o Gerente-A afirma que, em média, 88% são relevantes para o projeto (Precision@5 = 88%). Considerando as top-10, 74% delas foram avaliadas como sendo relevantes, atingindo o valor de Precision@10 = 74%. Já o gerente de projetos da Equipe B destacou que, em média, 85% das três primeiras sentenças, referentes aos sete períodos analisados, são relevantes. Em relação as top-10 sentenças, 75% eram realmente relevantes. A medida em que o valor de k aumenta (k = 2, 5 e 10) é perceptível que o valor de precisão diminui, tal comportamento se justifica pelo fato de serem introduzidas sentenças julgadas como sendo não relevantes pelos gerentes. Contudo, a Tabela 4.2 também mostra que a abordagem proposta alcançou, em média, o melhor valor de MRR (MRR = 1) isso significa que todas as sentenças do topo do ranque foram consideradas relevantes para o projeto, de acordo com as perspectivas dos gerentes.

Tabela 4.2: Valores das métricas de avaliação.

	Equipe A	Equipe B
MRR	1	1
Precision@3	100%	85%
Precision@5	88%	80%
Precision@10	74%	75%

A seguir são listas exemplos de três sentenças identificadas pelo *LK-Component* como sendo relevantes. Todas as sentenças tiveram suas relevâncias endossadas pelos gerentes de seus respectivos projetos. Por questão de brevidade, são transcritos apenas trechos das sentenças identificadas:

• Log Equipe A:

- "...Já vimos que não da para deixar que os usuários tenham opção de ajustar o que precisamos ou não (hora, luminosidade, etc)... temos que

'forçar' com que isto seja feito (automaticamente)... questões de design... Tem que ser mais profissional!...".

- "Por fim, observamos que o efeito de side de 3s está muito rápido e corre o grande risco de não sincronizar legal... o ideal é deixar 10s (e seguir com a troca de lados como está)... o ideal é incluir também o efeito 'estrala piscante' (azul e preto aleatórios... e azul e branco aleatórios)!!".
- "...se combinarmos uma pulseira com um app de celular? ela se comunicando com o smartphone ao invés de diretamente com uma estrutura. assim teríamos o celular livre pra fotos e mais mobilidade no caso de eventos sem sensibilidade de localização".

• Log Equipe B:

- "Características dos aparelhos que podem ser usados para testes do apk android:. - smartphone - versões do android a partir do 5.0. - resoluções de tela... vamos testar a partir das características dos smartphones listados e gerar novas versões... Correções feitas nessa versão:. - distorção da imagem do banner. - campo de telefone sem obrigatoriedade. - pesquisa por cep. atualização das cores padrão".
- "... As 3h da tarde vou ver se já estamos vendo as mensagens dos medicamentos... A publicação é dividida em etapas. Lembro que vcs já me passaram por e-mail as credenciais da empresa...".
- "O Membro_J precisa testar se o aplicativo está funcionando corretamente, na hora de pagamento em convenio. Pensei em gerar regras para apenas 2 usuários, com poucos produtos, para fins de validação. Essa funcionalidade tom e importante para o fechamento do projeto e implantação do aplicativo.".

Portanto, respondendo à QP1 deste estudo: Pode-se extrair sentenças relevantes, relacionadas às discussões de projetos, dos *logs* de mensagens instantâneas dos desenvolvedores usando técnicas automatizadas? Sim. O estudo realizado evidenciou ser possível utilizar o algoritmo de *Text Summarization* para extrair automaticamente sentenças relevantes dos *logs* de comunicação de equipes de desenvolvimento de software.

Na terceira etapa do estudo realizado, foi solicitado que os gerentes de projeto de ambas as equipes descrevessem o *Project Lost Knowledge* identificado após a leitura das sentenças relevantes de cada período avaliado. A seguir são transcritos os PLKs determinado pelos gerentes de projetos das equipes participantes do estudo. Como a determinação do PLK é feita por período, o Gerente-A descreveu cinco PLKs e o Gerente-B descreveu sete PLKs, conforme citações abaixo:

• Citações do Gerente-A:

Período 1: "Definição da mudança da duração e velocidade dos efeitos. Motivo de bloqueio do app em dias que não deve ser utilizado (uso apenas nos ensaios técnicos e nos dias de apresentação)".

Período 2: "Necessidade de dar menos opções de intervenção pro usuário no app. Ajustes de data/hora devem ser automatizados pelo próprio app. Possibilidade/viabilidade de desenvolvimento de gadgets específicos para uso em multidões".

Período 3: "Acabei lembrando de negociações que foram feitas para possível uso da tecnologia em um evento cultural no Rio de Janeiro".

Período 4: "Teste de iluminação para verificar se conseguíamos ver as cores na tela do celular em diferentes horas do dia, com diferentes condições de iluminação. Também precisávamos verificar se conseguíamos distinguir cada cor a uma certa distância do celular".

Período 5: "Evidenciou a necessidade de integração dos efeitos visuais com sons. Coisa que até o momento ainda não foi realizada".

• Citações do Gerente-B:

Período 1: "Algumas decisões de projeto foram alteradas para melhorar o serviço de webservice, e algumas alterações de navegação e usabilidade

foram tomadas para melhorar a experiência do usuário durante a compra de um produto.".

Período 2: "As regras de usuários para convênios não tinham sido entendidas ou definidas. Assim, a equipe não sabia como a aplicação deveria tratar ou se comportar quando os usuários que tivessem convênio logassem na aplicação para fazer a compra de produtos. Essa regra ainda não tinha sido implementada na aplicação, faltava definir pelo cliente como seria feito".

Período 3: "Foi importante lembrar que as mensagens que seriam exibidas para os medicamentos na funcionalidade de detalhe, foram definidas devido uma norma do Ministério da Saúda. Só foi visto essa necessidade durante os testes de aceitação do aplicativo pelo cliente".

Período 4: "Foi importante pois foi definido como seria consumido a parte de configuração do perfil do usuário. Além disso, não lembrava que tinha sido feito casos de testes para o requisito de 'usuário com convênio'."

Período 5: "Eu não lembrava que o cliente tinha uma pendência sobre o status do pedido, que teria que ser disponibilizado via webservice. Além disso, ocorreu alguns problemas de acesso no serviço disponibilizado via webservice".

Período 6: "Na nova versão do aplicativo tinham sido incluídos as funcionalidades de 'Fidelidade' e 'Resgatar Prêmios'. Além disso, algumas regras de usuários com convênios foram definidas".

Período 7: "Descrição dos testes não funcionais que tinham sido feitos em diferentes aparelhos na versão Android da aplicação, estava ocorrendo erros de distorção de imagem e a tela fechava.".

Pode-se notar que o Gerente-A identificou algumas decisões importantes de projeto em suas citações de PLK. Analisando-as, nota-se que tais decisões podem ser usadas para: (1) identificar detalhes de implementação do código-fonte, quando o Gerente-A registra: - "...mudança da duração e velocidade dos efeitos. Motivo de bloqueio do app...", (2) oferecer suporte à elicitação de requisitos, quando Gerente-A afirma: - "Ajustes de data/hora devem ser automatizados pelo próprio app...",

(3) determinar decisões gerenciais, quando Gerente-A afirma - "...lembrando de negociações que foram feitas para possível uso da tecnologia...", (4) determinar necessidade de testes do app, quando Gerente-A afirma - "... teste de iluminação para verificar se conseguíamos ver as cores na tela do celular em diferentes horas do dia... verificar se conseguíamos distinguir cada cor ...", e (5) oportunidades de evolução para o produto desenvolvido, quando Gerente-A afirma - "...necessidade de integração dos efeitos visuais com sons...".

Já as citações do Gerente-B identificaram PLKs relevantes em relação às (1) atualizações do projeto de software, quando o Gerente-B afirma: - "...Algumas decisões de projeto foram alteradas para melhorar...", (2) incompletude dos requisitos do sistema, quando Gerente-B afirma: - "...Essa regra ainda não tinha sido implementada na aplicação, faltava definir pelo cliente como seria feito...", (3) testes do produto, quando Gerente-B escreve: - "... não lembrava que tinha sido feito casos de testes para o requisito de 'usuário com convênio'...", e (4) necessidade de manutenção, quando o mesmo diz: - "...estava ocorrendo erros de distorção de imagem e a tela fechava.". O PLK, determinado pelo Gerente-B, também permitiu compreender algumas regras de negócio adotadas que foram baseadas em normatizações legais associadas ao contexto de desenvolvimento do projeto. Fato explicitamente escrito na citação referente ao período 3: - "...devido uma norma do Ministério da Saúde...". Esta citação identifica e justifica as mensagens de descrição de medicamentos exibidas pelo aplicativo.

Os PLKs determinados por ambos os gerentes podem ser usados para promover a transferência de conhecimentos de software, disseminar informações entre membros da equipe e apoiar a criação de novas ideias que possam ser implementadas em novas versões dos produtos desenvolvidos. Apesar de trabalharem em contextos de projetos diferentes, observa-se que ambas as equipes discutem e tomam decisões importantes através de ferramentas de mensagens instantâneas. Sendo estas últimas, ricas fontes de informação acerca dos projetos desenvolvidos.

Respondendo à QP2 deste estudo: Pode-se identificar o PLK das discussões relevantes entrevistando os gerentes de projeto?

Sim. É possível identificar *Project Lost Knowledge* a partir de sentenças relevantes identificadas nos *logs* de comunicação de equipes de

desenvolvimento de software.

A próxima etapa da avaliação foi conduzida com o objetivo de compreender os tópicos discutidos pelas equipes de desenvolvimento por meio das ferramentas de mensagens instantâneas. Um processo de codificação aberta identificou as categorias de discussões mais frequentes ao contexto analisado, conforme demonstrado na Tabela 4.3. Em seguida, dois avaliadores codificaram amostras de sentenças conforme categorias apresentadas na Tabela 4.3. O processo de codificação executado foi respaldado pelo valor Kappa = 0,61, para a codificação executada no log da Equipe A, e kappa = 0,64, para a codificação executada no log da Equipe B. Os dois valores indicam concordância substancial de acordo com a interpretação proposta por Landis e Koch (Landis and Koch, 1977).

Tabela 4.3: Tipos de discussões ocorridas em log

Categoria	Descrição
Paguigitag	Definições de funcionalidades, serviços
Requisitos	e restrições do software
Planejamento	Definições de planejamento
r ianejamento	e projeto do software
Desenvolvimento	Definições de configuração
Descrivorvimento	e implementação do software
Deployment	Instalação do Software
Delivery	Entrega de uma release do Software
Teste	Teste do software
Aceitação do software	Feedback dos usuários
Suporte	Assistência de instalação, configurações
Suporte	e solução de problemas
Negócios Empresariais	Gerenciamento da Empresa
Gerência	Gerência do projeto
Marketing	Marketing do projeto
Visão de Produto	Definições de <i>features</i> para novas versões e
visao de i foduto	discussões sobre produtos similares
Nome do Produto	Definição do nome do aplicativo
Reuniões	Coordenação de reuniões de trabalho
Integração da Equipe	Discussões relacionadas à interação social da equipe

Em seguida, com objetivo de identificar as categorias de PLK mais frequentes, os gerentes foram solicitados a identificar os tópicos associados a cada transcrição de PLK feita. A Tabela 4.4 resume a frequência de cada categoria encontrada

PLK Categoria	Gerente-A	Gerente-B
Requisito	1	7
Teste	2	3
Planejamento	2	1
Visão de Produto	2	1
Gerência	1	1
Desenvolvimento	0	1
Delivery	0	1
Aceitação do software	0	1
Negócios Empresariais	1	0

Tabela 4.4: Tipos de discussões reveladas pelo *PLK*

na identificação dos PLKs. De acordo com a perspectiva do Gerente-A, PLKs referentes a elicitação de requisitos, ao planejamento, ao teste, ao gerenciamento do sistema foram identificados. Já o tipo de PLK mais comum determinado pela perspectiva do Gerente-B abrange a elicitação de requisitos. Em cada transcrição de PLK é possível identificar mais de uma categoria de tipos de discussão.

Por fim, a avaliação do componente foi concluída com a realização de entrevistas de acompanhamento com os gerentes, com o objetivo de compreender quais suas respectivas percepções em relação aos PLKs identificados. A seguir são apresentados trechos das transcrições das entrevistas realizadas:

1. Você ficou surpreso ao ver que o projeto sob sua responsabilidade estava perdendo conhecimento nos *logs* de comunicação dos desenvolvedores?

Gerente-A: - "... ao ler as mensagens relevantes recuperadas, lembrei detalhes sobre as decisões que tomamos e testes relacionados ao software que eram importantes para o produto. Também lembrei de aspectos de gerência da empresa, como, por exemplo, ações que tivemos que tomar para capturar novos clientes que poderiam se interessar pelo aplicativo. Foi surpreendente observar coisas das quais não me lembrava, apesar de ter selecionado apenas cinco períodos de tempo para analisar. Acho que se tivesse escolhido mais períodos, teria encontrado mais PLK.".

Gerente-B: - "Fiquei surpresa pela quantidade de conhecimentos que encontramos durante essa análise. Do conhecimento que encontrei, muitas

coisas eram acordadas somente através da ferramenta, sem ser por uma reunião formal!".

2. O que você fez após saber que conhecimentos relacionados ao projeto estavam sendo "perdidos"?

Gerente-A:- "O software evoluiu (a equipe implementou novos lançamentos) e alguns PLKs foram levados em consideração... O conhecimento identificado foi essencial, pois lidamos com um público diverso com diferentes conhecimentos tecnológicos. Outros aspectos que discutimos, como a interação de efeitos de iluminação com sons, estão atualmente em desenvolvimento para uma nova versão de nossa tecnologia."

Gerente-B - "Este projeto específico terminou e eu não tenho mais contato com os desenvolvedores deste projeto. Porém, podemos usar o conhecimento identificado como fonte de informação para resgatar as decisões tomadas e usar o aprendizado adquirido em novos projetos.".

3. Você, como gerente de projetos, gostaria de usar a ferramenta de captura do conhecimento perdido em outros projetos?

Gerente-A: - "Seria fantástico uma ferramenta que extrai automaticamente o PLK dos logs de mensagens dos desenvolvedores e em outras fontes de dados, como os e-mails. Eu, como gerente de projetos, usaria como padrão para todos os projetos desenvolvidos na minha empresa.".

Gerente-B: - "Sim! Na minha opinião, é importante o time ter um apoio ferramental, principalmente para aplicativos de mensagens! Muita coisa se perde durante o projeto ao utilizar aplicativo de mensagens. Hoje em dia se utiliza muito desses aplicativos, justamente para tentar melhorar a comunicação do time e cliente.".

Uma análise nas citações dos gerentes revela que ambos foram capazes de determinar ou lembrar decisões de projeto importantes. Fato que pode evidenciar que os próprios gerentes não estavam cientes do quão rico, em termos de fonte de conhecimentos, podem ser os *logs* de discussões das equipes de desenvolvimento. Ao serem questionados sobre suas respectivas posturas diante da identificação dos

"conhecimentos perdidos", os gerentes entrevistados destacaram oportunidades de intervenções distintas. O gerente da Equipe A destacou que o PLK foi usado como fonte de dado para features do novo sistema construído, criando oportunidades de evolução para projeto. Já o gerente da Equipe B destacou que o processo de identificação do PLK cria oportunidades para a transferência de conhecimentos adquiridos. Quando indagados sobre a possibilidade de utilizarem a abordagem de captura de PLK em outros projetos, ambos demonstraram interesse. O Gerente-A destacou o interesse em analisar outras fontes de dados, como e-mail. Já o Gerente-B enfatizou a importância da criação de ferramentas que apoiem as equipes de desenvolvimento de software na realização de suas tarefas.

4.2.4 Discussões

O estudo executado revelou o uso promissor do algoritmo de Text Summarization para extrair sentenças relevantes registradas nos logs de bate-papo de equipes de desenvolvimento. Os gerentes identificaram o PLK associado a cada período de comunicação analisado. Em média, os gerentes levaram 22 minutos para avaliar cada conjunto de 20 sentenças relevantes e identificar o PLK a elas associado. Métricas para avaliações quantitativas e análises feitas nas citações dos gerentes indicam que as sentenças relevantes extraídas pelo LK-Component permitem a determinação do PLK. Contudo, o algoritmo de ranque utilizado é sensível a erros ortográficos, pois a métrica $TF \times IDF$, usada para mensurar a relevância das sentenças analisadas, bonifica termos raros. Sendo assim, direcionamentos futuros apontam para a necessidade de uso de novas métricas ou para a combinação de diferentes métricas no cálculo do ranque das sentenças.

Muitas decisões e discussões relevantes de projetos podem ser identificadas durante o processo de determinação do PLK, criando oportunidades para transferência de conhecimentos, transformação de conhecimentos e criação de novas ideias. A transferência de conhecimentos pode ajudar a disseminar os conhecimentos do projeto por toda a equipe e reduzir a chance de introduzir inconsistências e erros no código. A transformação de conhecimentos permite atualizar o conhecimento do software e aprofundar o entendimento da equipe sobre os projetos desenvolvidos. A determinação do PLK também pode ajudar a conceituar novas

ideias e desenvolver novas maneiras de auxiliar os negócios da empresa.

A perda de conhecimentos leva a uma variedade de problemas, como a perda do raciocínio que envolve as decisões de projeto tomadas, a diminuição da compreensão do software, a degradação do compartilhamento de conhecimentos e, ainda, dificulta a avaliação do software (Manteuffel et al., 2014; Soria and van der Hoek, 2019). Observou-se também que, embora o PLK mais frequente estivesse relacionado à definição de requisitos, cada projeto possui uma distribuição diferente dos tópicos dos PLKs identificados. Isso destaca que o projeto pode perder conhecimentos em diferentes estágios do ciclo de vida de desenvolvimento do software e o PLK não está necessariamente vinculado a nenhuma etapa específica.

A pesquisa aqui apresentada rastreou apenas uma vertente de troca de conhecimentos: a feita via ferramenta de mensagens instantâneas. Não foram exploradas outras fontes de dados a fim de identificar a viabilidade de captura de conhecimentos em outras mídias, como e-mail, Slack, comentário de código-fonte, backlogs ou daily meetings. Sendo assim, não é possível afirmar que a solução proposta contempla todas as possibilidades de identificação de conhecimentos perdidos de projetos de software.

Contudo, entrevistas com os gerentes de projetos revelaram que ambos tiveram uma boa experiência ao identificar o PLK. Eles destacaram que o PLK é muito importante para promover a qualidade do software, adquirir conhecimentos e produzir novos lançamentos de produtos. Afirmaram, ainda, que gostariam de adotar ferramentas que os informam automaticamente sobre conhecimentos perdidos para apoiar o processo de desenvolvimento de software de suas empresas.

Dado que foram examinados os *logs* de apenas dois projetos, não é garantido que os resultados aqui obtidos possam ser generalizados para todos os projetos de software, porém o estudo realizado demonstrou que o *LK-Component* é útil para apoiar a determinação de conhecimentos perdidos de projetos de software.

4.3 *LK-Component* aplicado na academia

Com o objetivo de avaliar a aplicabilidade do LK-Component no apoio às tarefas pedagógicas de professores da área de Engenharia de software, o componente foi utilizado e avaliado como módulo integrante de uma ferramenta analítica de-

senvolvida para evidenciar conhecimentos de software a partir dos registros de comunicação de alunos matriculados em um curso interdisciplinar. A ferramenta utiliza técnicas estatísticas e algoritmos de mineração de dados para analisar dados provenientes dos *logs* de comunicação dos alunos e evidenciar padrões comportamentais que apoiem o monitoramento das equipes por parte dos professores.

No estudo aqui apresentado, o *LK-Component* foi utilizado para analisar os registros de comunicação produzidos pela interação de estudantes matriculados em um curso interdisciplinar que envolveu as disciplinas de Prática e Análise de Projetos de software, Gerência de Projetos e Prática em Banco de Dados. O *Project-based Learning* (PBL) foi adotado como metodologia de ensino norteadora das atividades realizadas no curso. Foi solicitado que as equipes utilizassem as mesmas ferramentas utilizadas por equipes da indústria para dar suporte ao processo de planejamento, desenvolvimento, verificação, validação, teste e gerência dos projetos de software desenvolvidos. São elas: (1) Github ¹, usado para apoiar o desenvolvimento colaborativo e controlar o versionamento dos códigos desenvolvidos; (2) Slack, usado para apoiar a comunicação das equipes; (3) Google Drive, serviço usado para dar suporte ao armazenamento e compartilhamento de artefatos produzidos; e (4) Trello ², ferramenta utilizada para dar suporte ao gerenciamento das tarefas das equipes.

A Figura 4.4 demonstra a ferramenta analítica desenvolvida. Um estudo de avaliação conduzido avaliou a ferramenta proposta como recurso para análise dos logs de comunicação das equipes, fornecendo informações para apoiar o monitoramento do desenvolvimento dos projetos realizados. Foi analisada a eficácia da ferramenta em prover meios para detectar demandas de cunho técnico e social geradas por parte dos alunos.

Especificamente, este estudo planeja responder às seguintes questões de pesquisa (QP):

- **QP1:** Pode-se usar os metadados das ferramentas de comunicação para analisar e compreender o padrão de comportamento das equipes de estudantes?
- QP2: Pode-se usar técnicas de mineração de dados para identificar e ex-

¹https://github.com/

²https://trello.com/pt-BR

trair sentenças relevantes, sob a perspectiva do professor, dos registros de comunicação das equipes de estudantes?

A metodologia e os resultados gerados a partir deste estudo foram publicados em (Lima et al., 2019b).

4.3.1 Aplicação do *LK-Component* na educação

No contexto da educação, o *LK-Component* é usado como módulo autônomo na proposta de uma ferramenta analítica desenvolvida para apoiar as atividades pedagógicas, de monitoramento, de professores de ES (Figura 4.4 - C).

Os logs analisados foram produzidos a partir da interação de equipes formadas por estudantes de ES. Por se tratar de uma experiência que visava o desenvolvimento de soluções para necessidades reais, as equipes precisaram compreender, abstrair, projetar, implementar e validar soluções eficientes e com qualidade. Durante o desenvolvimento dos projetos, as equipes possuíam autonomia para decidir a melhor forma de atender os requisitos solicitados pelos clientes. Os próprios membros, monitorados pelos professores, propunham discussões e tomavam decisões a respeito de todo o processo de desenvolvimento e gerenciamento do software desenvolvido. Conforme metodologia de desenvolvimento de software adotada, o SCRUM, os projetos desenvolvidos eram divididos em etapas (sprints). A cada sprint, novos requisitos de software poderiam surgir e novos desafios técnicos poderiam ser enfrentados pelas equipes. Ao final do curso, as equipes apresentaram os resultados obtidos aos professores e aos seus clientes.

Com o objetivo de viabilizar a comunicação das equipes, os grupos usaram a ferramenta Slack, sendo esta projetada para facilitar a colaboração entre grupos de pessoas, mediante recursos de bate-papo, compartilhamento de mídias e integração com outros serviços. A ferramenta Slack disponibiliza informações de metadados referentes ao funcionamento de cada canal de comunicação criado (subgrupos que reúnem participantes com objetivos comuns) e a participação de cada usuário no ambiente. O Slack foi utilizado com ferramenta de apoio para discutir atividades e tomar decisões em relação ao processo de desenvolvimento e gerenciamento do projeto de software. Em consenso com os estudantes, o professor da disciplina Prática e Análise de Projetos de software foi adicionado aos grupos de discussões

criados no Slack. Sendo assim, os estudantes estavam cientes de que o professor tinha acesso às mensagens trocadas pelas equipes através da ferramenta.

4.3.1.1 Ferramenta analítica para apoio educacional

A ferramenta analítica desenvolvida extrai dados dos registros de comunicação das equipes, calcula e reporta informações estatísticas em formato de gráficos e tabelas e identifica as discussões mais relevantes registradas nos *logs*. A ferramenta fornece meios para identificar as dificuldades técnicas e de interação das equipes, os mal-entendidos e as dúvidas, evidenciando oportunidades para intervenções por parte dos professores.

A Figura 4.4 demonstra a ferramenta analítica desenvolvida e os recursos, por ela, oferecidos. Ao acessarem a ferramenta os professores devem se identificar e registrar os logs que serão analisados (Figura 4.4 - A). Após determinar o log que se deseja analisar, um gráfico exibe a distribuição de mensagens enviadas por dia pela equipe, semelhante ao gráfico mostrado na Figura 4.3. O gráfico de distribuição mostra a troca de mensagens realizada no canal general do workspace das equipes. O gráfico apoia a seleção dos períodos P dos logs a serem analisados. Após a definição dos períodos, são selecionas as amostras de dados a serem analisadas. Em seguida, a ferramenta disponibiliza duas opções de análise sobre os dados: estatística (Figura 4.4 - B) e mineração de dados 4.4 - C).

1. Módulo Estatístico:

O módulo estatístico (Figura 4.4 - B) tem o objetivo de sumarizar e relatar o comportamento dos membros das equipes sob a perspectiva individual e coletiva de interação destes com o grupo. Os dados gerados pelos recursos disponibilizados neste módulo apoiam o monitoramento o progresso das equipes durante todas as etapas do desenvolvimento dos projetos. Os recursos do módulo sintetizam os valores que as variáveis analisadas assumem e geram gráficos e tabelas estatísticos baseados nos metadados, providos pela ferramenta Slack, e na frequência dos termos das mensagens enviadas. O módulo oferece os seguintes recursos:

Gráfico de distribuição de mensagens: Gráfico usado para descrever a
distribuição de mensagens enviadas pela equipe durante um período predefinido de tempo. Considerando que o desenvolvimento de um software trata-se

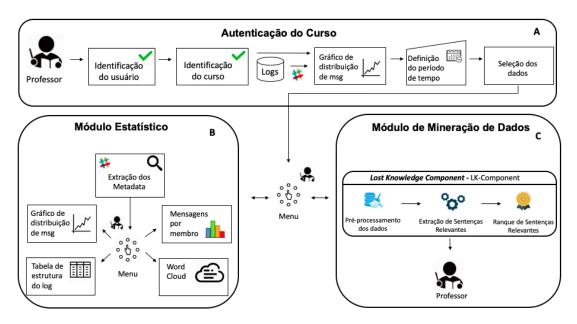


Figura 4.4: Ferramenta analítica para apoio educacional.

de um trabalho colaborativo e que o time deve interagir para distribuir tarefas, discutir ideias e tomar decisões, este recurso permite que os professores
observem e analisem o perfil de interação da equipe em função do tempo. O
número de mensagens trocadas por dia pode dar indício sobre a organização
de trabalhos da equipe frente aos prazos de cada *sprint*. De posse dessa
informação, os professores possuem indícios sobre o comportamento ativo
ou procrastinador dos membros das equipes.

• Estrutura do Log: Uma tabela é utilizada para sumarizar a estrutura do log. Nela é resumido o conjunto de dados relacionados, a forma com que a equipe configurou e, consequentemente, organizou o meio pelo qual se comunicam. Os dados resumem informações acerca dos canais criados, como: os dias em que houve interação da equipe nesses canais, número de membros em cada canal e número de mensagens trocadas por canal, podem evidenciar a forma como as equipes estão gerenciando suas tarefas. De posse dessa informação, os professores podem refletir acerca do comportamento das equipes frente ao gerenciamento das discussões de planejamento, implementação e teste do produto desenvolvido.

- Word Clouds: Tem o objetivo de fornecer uma visão geral das discussões ocorridas. A ideia por trás da geração das nuvens de palavravas é prover uma representação visual de termos cuja relevância é medida através da frequência destes no texto e destacada através da formatação de apresenta (Seção 2.3). É útil resumir o conteúdo textual da comunicação dos membros das equipes. Os professores podem analisar, de forma mais objetiva, as dificuldades, dúvidas e sucesso das atividades realizadas e expressadas através das mensagens enviadas.
- Mensagens por membro: Tem o objetivo de contar e reportar o total de mensagens enviadas por cada participante de um canal previamente especificado. Este recurso dá indícios sobre o perfil do participante sob a perspectiva de interação individual deste com a equipe. Professores são providos de dados e podem detectar alunos com perfis de interação oposto aos demais membros. De posse dessas informações, os professores podem detectar e intervir em situações onde o comportamento de alguns membros das equipes possam prejudicar o desenvolvimento dos projetos. O recurso provê indícios para detecção de posturas ativas e passivas, desistências e baixa produtividade, revelando a presença deste no ambiente de comunicação.

2. Módulo de Mineração de Dados:

O módulo de mineração de dados (Figura 4.4 - C) tem o objetivo de analisar o conteúdo textual dos registros de mensagens dos alunos e detectar as discussões mais relevantes do ponto de vista dos professores. Este módulo foi projetado para executar o *LK-Component*, explicado na Seção 3.2. O objetivo é que o componente forneça dados que atendam as necessidades informacionais dos professores a fim de apoiá-los na realização de suas atividades pedagógicas de monitoramento das equipes e, consequentemente, ensino. O componente também foi configurado para retornar as 20 sentenças mais relevantes referentes aos períodos pré-selecionados.

4.3.2 Avaliação do LK-Component na educação

Um estudo foi realizado com o objetivo de investigar a utilidade dos registros de comunicação das equipes como fonte de informações relevantes para apoiar as

atividades pedagógicas de professores de graduação de computação e avaliar a utilização do LK-Component no contexto acadêmico.

Os *logs* analisados foram produzidos a partir da interação de três equipes: Arara, Boto e Onça. O SCRUM norteou os processos de gerenciamento e desenvolvimento dos projetos (Schwaber, 1997).

O estudo executado foi composto por três etapas:

1. Determinação da coleção de dados

Nesta etapa, os três professores definiram os períodos sobre os quais demonstravam interesse em analisar os dados dos logs de comunicação gerados (Figura 4.4 - A).

Cada equipe é composta por cinco membros. A interação de seus membros ocorreu por meio de reuniões presenciais (em sala de aula) e através da ferramenta Slack. Contudo, os metadados extraídos dos logs de comunicação das equipes registram a participação de seis membros em cada equipe, dos quais cinco correspondem aos alunos e um corresponde ao professor da disciplina Prática e Análise de Projetos de software. Os registros coletados datavam de 13 de setembro de 2018 a 17 de dezembro de 2018. Nesse período, a equipe Arara registrou 50 dias de interação e trocou 713 mensagens, a equipe Boto registrou 58 dias de comunicação e trocou 1.319 mensagens e a equipe Onça registrou 33 dias de conversa e trocou 421 mensagens. O total de troca de mensagens contabiliza as mensagens enviadas através de todos os canais de comunicação criados pelas equipes no workspace da ferramenta Slack. A Tabela 4.5 resume os números que caracterizam as amostras dos logs analisadas.

2. Utilização da ferramente

Nesta etapa, os professores foram solicitados a explorar os recursos providos pela ferramenta (Figura 4.4 - B e C). A ferramenta proposta caracteriza-se como um recurso adicional que visa auxiliar o monitoramento do desempenho das equipes através da geração de gráficos e tabelas estatísticas, e ainda, através da identificação de mensagens relevantes trocadas pelos membros.

3. Realização de entrevista de acompanhamento

	Arara	Boto	Onça
CARACTERIZAÇÃO DOS <i>LOGS</i>			
Total Dias de Interação Registrados	50	58	33
Total de Mensagens Trocadas	713	1.319	421
Total de Canais no Workspace	4	4	7
CARACTERIZAÇÃO DO CANAL GENERAL			
Total de participantes	6	6	6
Total de dias de interação registrados	50	58	33
Total de mensagens trocadas	635	1.149	307

Tabela 4.5: Caracterização dos logs analisados no estudo da educação.

Ao final, visando analisar a efetividade dos recursos providos, os três professores responderam um questionário de acompanhamento:

- Qual sua percepção sobre os recursos oferecidas pela ferramenta: são úteis para suas atividades de ensino?
- Você usaria a ferramenta para apoiá-lo em seus próximos cursos?

4.3.3 Resultados

Na primeira etapa do estudo, os professores determinaram o(s) período(s) de tempo sobre os quais foram feitas as análises das discussões. A Tabela 4.6 sumariza as amostras de dados selecionadas que compreendem entrada de dados para os módulos estatístico e de mineração de dados da ferramenta analítica.

Cada professor escolheu um total de 12 períodos, todos provenientes do canal general (conforme Tabela 4.5). A partir dos períodos selecionados é possível afirmar que o professor A analisou uma porção referente a 26%, 29,30% e 33,33% dos logs das equipes Arara, Boto e Onça, respectivamente. O professor B analisou aproximadamente 32%, 34% e 39% dos logs das equipes Arara, Boto e Onça. Já o professor C analisou cerca de 26%, 29% e 15% dos referidos logs, respectivamente.

Na segunda etapa do estudo, a fim de responder às questões de pesquisa levantadas neste estudo, os dois módulos que compunham a ferramenta analítica foram avaliados separadamente.

Tabela 4.6: Caracterização das amostras de dados analisadas no estudo da educação.

	Arara	Boto	Onça					
CARACTERIZAÇÃO DAS AMOSTRAS								
Professor A	Professor A							
Períodos Selecionados	4	4	4					
Dias Analisados	13	17	11					
%Dias Analisados (canal general)	26%	29,3%	33,33%					
Total de sentenças	110	249	72					
Professor B								
Períodos Selecionados	3	4	5					
Dias Analisados	16	20	13					
%Dias Analisados (canal general)	32%	34,48%	39,39%					
Total de sentenças	186	281	93					
Professor C								
Períodos Selecionados	4	4	4					
Dias Analisados		17	5					
%Dias Analisados	26%	29,31%	15,15%					
Total de sentenças	140	154	23					

Inicialmente, os metadados e as mensagens provenientes dos períodos selecionados foram usados para gerar gráficos estatísticos e evidenciar o engajamento dos membros das equipes. Para cada período P selecionado pelos três professores das disciplinas, o módulo estatístico foi usado para gerar os 4 recursos gráficos por ele providos, conforme Seção 4.3.1.1.

A Figura 4.5 apresenta o gráfico de distribuição de mensagens trocadas pela equipe Arara no período de 10/10/18 à 23/10/18. Para geração deste gráfico foram utilizados os metadados que armazenam a data de envio das mensagens e o canal usado para estabelecer a comunicação. Com o gráfico de distribuição de mensagens, os professores possuem evidências acerca da distribuição do esforço de trabalho da equipe ao longo do tempo.

A Figura 4.6 sumariza dados relacionados a forma como a equipe organizou o ambiente utilizado para a interação de seus membros. Uma tabela que evidencia a estrutura do *log* da equipe é criada. A geração deste recurso extraiu metadados providos pelos arquivos de configurações *channels.json* e pelos arquivos *.json



Figura 4.5: Gráfico de distribuição de mensagens: equipe Arara.

reportados em cada canal de interação criado pela equipe.

Organização do <i>log</i> - Equipe Onça					
Canais do Slack	Total de membros	Dias de interação	Primeiro dia de interação	Último dia de interação	Total de mensagens enviadas
random	6	4	2018-09-13	2018-10-05	9
importantdates	6	4	2018-09-13	2018-10-31	12
general	6	33	2018-09-13	2018-12-17	307
division-of-tasks	6	2	2018-09-14	2018-10-09	12
dailymeetings	5	19	2018-09-20	2018-12-12	53
git-repository	6	4	2018-09-24	2018-10-10	21
sprint-goals	6	1	2018-10-06	2018-10-06	7
Total 421					

Figura 4.6: Tabela de estrutura do log: equipe Onça.

O terceiro recurso gera uma nuvem de palavras com o objetivo de sumarizar o conteúdo das mensagens enviadas pelos membros das equipes. A geração deste recurso consome dados oriundos do texto das mensagens. A geração das nuvens é baseada na frequência com que os termos aparecem no texto das mensagens e podem ser usadas como forma de sumarizar o conteúdo das mensagens.

O quarto recurso é o gráfico que demonstra o total de mensagens enviadas por cada membro da equipe, evidenciando o nível de interação dos membros através da ferramenta de comunicação adotada. A criação do gráfico ilustrado na Figura 4.7 usa os metadados que determinam o dia e o emissor das mensagens. É feito um

parser no arquivo do log com o objetivo de determinar a quantidade de mensagens enviadas por um determinado membro, em um período de tempo P, em um canal específico.

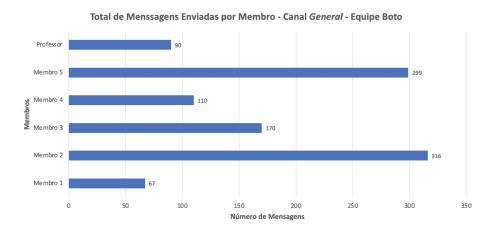


Figura 4.7: Gráfico de mensagens enviadas por membro: equipe Boto.

Após analisarem os gráficos e tabelas gerados pelo módulo estatístico, os professores descreveram suas respectivas percepções em relação às informações visualizadas. A seguir, são transcritos trechos das respostas dos mesmos:

Professor A: - "Os dados relatados em tabelas e gráficos cobriam aspectos de planejamento, desenvolvimento, releases do projeto e interação entre os membros das equipes.".

Professor B: - "Gostei muito de ver os gráficos e tabelas antes de olhar as sentenças. Do ponto de vista de Gerência de Projetos, dá pra perceber se a equipe é organizada ou não pelo número de canais usados no Slack e pela quantidade de mensagens trocadas perto das datas de entrega de cada sprint. Dá pra verificar o engajamento de cada membro da equipe através da quantidade de interações de cada aluno em um período. Enfim, as informações estatísticas e gráficos são muito úteis. Claro que as informações são complementadas pela análise das sentenças relevantes.".

Professor C: - "Os gráficos sozinhos não dão tanta informação sobre o empenho das equipes, mas ele se torna muito útil quando combinado com

o texto das mensagens... As Word Clouds são úteis para identificar o teor principal das mensagens e os aspectos mais desafiadores para a equipe... Porém, ficou claro para mim a importância da análise das mensagens para o acompanhamento e avaliação dos alunos.".

Analisando as citações dos professores, é possível destacar que: (1) sob a perspectiva dos três professores, o módulo estatístico foi capaz de prover informações revelantes acerca do comportamento e comprometimento das equipes; (2) conforme o Professor B, os recursos estatísticos podem ser analisados a fim de evidenciar a organização das equipes; (3) os recursos estatísticos providos oportunizam um monitoramento raso das equipes; e (4) conforme os professores B e C, é necessário que as informações providas pelo módulo estatístico sejam enriquecidas pelas informações do módulo de mineração de dados a fim de proporcionar melhores formas de monitoramento e oportunidades de intervenção.

Portanto, respondendo à QP1 deste estudo: Pode-se usar os metadados das ferramentas de comunicação para analisar e compreender o padrão de comportamento das equipes de estudantes?

Sim. O estudo realizado mostra que os gráficos estatísticos baseados nos metadados do Slack e na frequência do termo do texto são úteis para analisar o comportamento das equipes. No entanto, eles forneceram conhecimento superficial sobre as atividades das equipes.

Em seguida, a eficácia do LK-component foi avaliada com o intuito de identificar e recuperar frases relevantes dos registros de comunicação dos alunos. Para tanto, foi solicitando que os três professores classifiquem a relevância das 20 principais sentenças identificadas pelo LK-component de acordo com sua utilidade nas atividades pedagógicas.

O *LK-Component* calculou a pontuação de relevância de 1.308 sentenças. Um total de 564 sentenças relevantes foram identificadas, extraídas e analisadas. No total, o Professor A analisou a relevância de 186 sentenças, o Professor B analisou a relevância de 202 sentenças e o Professor C analisou 176 sentenças.

Conforme ilustra a Tabela 4.7, o Professor A destacou que as três principais sentenças referentes aos *logs* de cada equipe analisada eram úteis para suas

tarefas pedagógicas, atingindo valores de precisão de $P@3_{Arara} = 91\%$, $P@3_{Boto} =$ 79% e $P@3_{Onça} = 100\%$. Considerando as dez sentenças do topo do ranque, a avaliação do Professor A determinou que 79%, 80% e 82% das frases analisadas foram consideradas relevantes de acordo com cada equipe. O Professor A também classificou todas as sentenças do topo do ranque relevantes, a medida MRR alcançou seu melhor valor (MRR = 1) ao analisar os logs de todas as equipes. Do ponto de vista do Professor B, 88% das três principais frases identificadas da equipe Arara eram relevantes ($P@3_{Arara} = 88\%$). Por outro lado, ele classificou apenas 50% das três principais frases da equipe Boto como relevantes. Do ponto de vista dos Professores B, nem todas as sentenças classificadas em primeiro lugar eram relevantes, como se pode notar pelos valores de MRR (0,62 para a equipe Boto e 0,80 para a equipe Onça). O Professor C destacou que 83% das 3 principais sentenças e 87% das 10 melhores da equipe Arara eram relevantes. Do ponto de vista do Professor C, a abordagem alcançou a melhor eficiência na avaliação da equipe Onça, onde os valores de MRR, p@3 e p@5 alcançaram seus melhores valores, revelando que todas as cinco sentenças do topo do ranque foram consideradas relevantes de acordo com as perspectivas dos professores. Pode-se notar que, em alguns casos, os valores de precisão da avaliação dos professores diferem. Esse fenômeno se deve ao fato de o julgamento da relevância envolver imprecisão humana, uma vez que o conceito de relevância depende da perspectiva dos avaliadores.

Tabela 4.7: Métricas de avaliação do LK-Component aplicado à educação

	Equipe	Sentenças Relevantes	MRR	P@3	P@5	P@10
	Arara	68	1	91%	85%	79%
Professor A	Boto	62	1	79%	77%	80%
	Onça	56	1	100%	90%	82%
Professor B	Arara	60	1	88%	80%	73%
	Boto	65	0.62	50%	50%	47%
	Onça	77	0.80	73%	65%	53%
Professor C	Arara	73	0.87	83%	90%	87%
	Boto	80	1	91%	95%	92%
	Onça	23	1	100%	100%	80%
	Média			83%	81%	74%
TOTAL		564				

Os professores também descreveram suas respectivas percepções em relação às informações reveladas pelo módulo de mineração de dados. A seguir, são

transcritas as respostas dos mesmos:

Professor A: - "As sentenças relevantes ajudam o professor a se concentrar nos elementos que são importantes no processo de ensino-aprendizagem. Neste curso, os alunos devem entregar um software a um cliente real, e frases relevantes ajudam a reduzir o risco de uma falha na entrega."

Professor B: - "As sentenças relevantes extraídas do registro de comunicação dos alunos foram essenciais para identificar oportunidades de intervenção. Como professor da matéria de Gerência de Projetos, as discussões relevantes foram úteis para avaliar o desempenho do Scrum Master."

Professor C: - "As sentenças relevantes são úteis para revelar o nível de engajamento das equipes. Pude identificar problemas de comunicação e falhas técnicas. As sentenças são úteis para me ajudar a melhorar o feedback que dou aos alunos no final de cada sprint. Eu pude apontar os aspectos positivos e negativos relacionados a cada equipe. Através das sentenças, também pude perceber que os alunos da equipe Boto tiveram muita dificuldade técnica e na última sprint houve muita procrastinação. Alguns alunos se destacaram mais, e por isso usaram bastante o sistema de mensagens para cobrar e estimular o empenho dos demais. As sentenças deixam claro que uma única nota para todos os membros do grupo pode ser injusto com os alunos que fizeram muito esforço individual."

Analisando a resposta dos professores, é possível notar que a percepção da eficácia das informações providas pelo módulo de mineração de dados no apoio às atividades pedagógicas dos professores foi unânime.

Portanto, respondendo à QP2: Pode-se usar técnicas de mineração de dados para identificar e extrair sentenças relevantes, sob a perspectiva do professor, dos registros de comunicação das equipes de estudantes?

Sim. O algoritmo implementado pelo LK-Component identificou e extraiu sentenças relevantes a partir dos logs de comunicação das

equipes. Sentenças úteis para apoiar as atividades pedagógicas dos professores.

Na terceira etapa do estudo foram realizadas entrevista de acompanhamento com os professores envolvidos. A entrevista visava investigar as percepções dos professores a respeito da utilidade da ferramenta proposta e avaliar o interesse destes na utilização da ferramenta analítica em outros cursos. A seguir são apresentados trechos das respostas obtidas:

1. Qual sua percepção sobre os recursos oferecidas pela ferramenta: são úteis para suas atividades de ensino?

Professor A: - "Sim. A ferramenta me ajudou a identificar os pontos mais relevantes e os pontos onde eu deveria agir para apoiar a experiência positiva dos alunos durante o curso. Ele permitiu identificar quais tópicos precisam de um "reforço" de nossa parte, com objetivo de realizar a entrega dos projetos produzidos pelos alunos. A ferramenta ajudou na identificação de barreiras que impossibilitam os alunos de avançar no conhecimento prático e que podem ser barreiras que eles encontrarão na indústria."

Professor B: - "Sim. É bastante útil uma vez que é possível ter um panorama do trabalho das equipes, suas dificuldades (técnicas, gerenciais ou de relacionamento) e seu engajamento. É possível verificar quem está de fato envolvido no desenvolvimento do projeto. A ferramenta possibilita identificar momentos de intervenção do professor durante o curso. Do ponto de vista de Gerenciamento de Projetos, que é a minha disciplina, a ferramenta me permite avaliar o Scrum Master de cada equipe e a forma de como ele está gerenciando o desenvolvimento do projeto como um todo."

Professor C: - "Sim!! A ferramenta me fornece informações sobre a cooperação dos alunos no projeto. Analisando os dados relatados, eu pude projetar novas atividades em sala de aula para esclarecer as dúvidas técnicas dos alunos. A análise dos recursos providos pela ferramenta demonstrou ser importante, pois me mostraram que alguns alunos procrastinaram e no final tiveram que abandonar as regras de trabalho estipuladas pelos professores."

2. Você usaria a ferramenta para apoiá-lo em seus próximos cursos?

Professor A: - "Sim. Claro! Talvez a ferramenta possa incluir frases classificadas por sentimentos, as postagens relevantes com sentimento negativo podem ser priorizadas e tratadas pelos professores para criar experiências positivas durante o curso."

Professor B: - "Sim! Eu usaria com certeza. Uma dificuldade que se tinha era a de acompanhar de fato o andamento das atividades uma vez que as reuniões presenciais nem sempre aconteciam no horário da minha disciplina. Como o curso envolveu 3 disciplinas, coordenar as atividades é uma tarefa difícil e pode ser minimizada através do uso da ferramenta."

Professor C: - "Sim!! A ferramenta proposta é essencial para avaliar e acompanhar os alunos."

Analisando as respostas dos professores, observa-se que todos identificaram interesse em adotar a ferramenta analítica proposta em seus futuros cursos. Além disso, os professores destacam o uso da ferramenta como uma oportunidade para identificar barreiras técnicas e sociais que possam prejudicar o desenvolvimento dos projetos realizados pelas equipes, oferecendo oportunidades para identificação de pontos de intervenção.

4.3.4 Discussões

O estudo realizado revelou o uso promissor do *LK-Component* como módulo integrante da ferramenta de análise de dados desenvolvida. Os resultados do estudo sugerem que as informações de metadados e a frequência dos termos de texto providos pela ferramenta Slack podem ser usadas para criar relatórios gráficos estatísticos e revelar a estrutura organizacional das equipes, os padrões de interação entre os membros da equipe e sumarizar as discussões dos times. No entanto, os professores indicaram que os gráficos estatísticos gerados fornecem conhecimento superficial sobre as atividades das equipes e que sozinhos não oferecem informações suficientes para apoiar as suas respectivas atividades pedagógicas.

Os resultados também denotaram um uso positivo do *LK-Component* para identificar e extrair frases relevantes do registro de comunicação das equipes feitos através da ferramenta Slack. A análise quantitativa indica que o módulo

de mineração de dados alcançou uma precisão média de 83%, 81% e 74% na identificação das sentenças relevantes ranqueadas entre as 3, 5 e 10 principais nos logs, respectivamente. Valores que apontam a necessidade de aprimoramento da estratégia adotada a fim de aumentar a precisão das frases relevantes extraídas.

Sob a perspectiva de avaliação dos professores, estes destacaram que os gráficos estatísticos e os relatórios de frases relevantes são recursos que se complementam, fornecendo uma visão geral do progresso individual dos alunos e das equipes formadas. No entanto, as citações dos professores revelaram interesse em explorar outros tipos de informações que podem ser mineradas a partir dos *logs* de comunicação das equipes, como as informações oriundas da execução de análises de sentimento.

Dado que estudantes podem ser comparados aos desenvolvedores iniciantes (Salman et al., 2015), este estudo revelou a efetividade de uso do *LK-Component* na análise de *logs* de comunicação de equipes de desenvolvimento que fazem uso da ferramenta Slack para apoiar a comunicação entre membros de equipes de desenvolvimento. Também revelou que o uso de metadados para computar a frequência de mensagens enviadas ou frequência de interações entre os participantes trouxe um conhecimento superficial do padrão de comportamento das equipes, sendo necessária a adoção de novas estratégias para obtenção de resultados mais precisos.

4.4 Ameaças à Validade

Dado que foram analisados dados de dois projetos, não é possível garantir a generalização dos resultados obtidos. Além disso, o processo de categorização das discussões por tipo foi realizada manualmente por dois avaliadores. Porém, com o objetivo de minimizar possíveis vieses introduzidos durante o processo, foi mensurado o nível de concordância entre os avaliadores.

Ademais, este estudo analisou apenas uma vertente da troca de conhecimento, via IM, e não procurou ver se algum desse conhecimento poderia ser capturado em outras mídias, como *e-mail*, Slack, comentários de código, documento de *backlog* ou relatórios de *daily*.

Por fim, o algoritmo de ranking utilizado se baseia no valor de $TF \times IDF$.

Contudo, $TF \times IDF$ é uma métrica sensível a erros ortográficos. Como o estudo trata-se de uma investigação para entender se os projetos perdem conhecimento e se estes podem ser identificados usando uma abordagem semiautomática, acredita-se que os resultados reportados não são impactados por esta característica da métrica.

4.5 Considerações

Este capítulo apresentou o LK-Component, um dos três componente do framework Miner 4 Dev Team aqui construído. O LK-Component tem por objetivo apoiar a determinação do $Project\ Lost\ Knowledge$ (Seção 3). Neste componente, o problema de detecção de decisões e/ou discussões de projetos a partir dos registros de comunicação de times de desenvolvimento foi modelado como um problema de ranque (ranking). Para tanto, foram usadas técnicas de PLN e algoritmo de text summarization. O LK-Component é uma abordagem parametrizável na qual o usuário consumidor dos resultados gerados deve definir (1) a janela de tempo que delimita o conjunto de dados a ser analisado e (2) o valor de N usado na determinação das N sentenças mais relevantes registradas nos logs de comunicação das equipes. O componente foi avaliado tanto no contexto da indústria de software quanto na academia.

Estudos feitos na indústria indicam que os projetos perdem conhecimento à medida que decisões, raciocínios e justificativas são discutidas em ferramentas de comunicação colaborativa. Gerentes de projetos podem usar o *LK-Component* para identificar PLK do projeto. O componente pode apoiar a identificação e reuso de conhecimentos em *startups* e outras empresas de software que usam ferramentas de bate-papo como canal de comunicação. Em média, os gerentes dos projetos levaram 22 minutos para avaliar as sentenças de cada período selecionado e identificar o PLK. A avaliação do componente atingiu uma precisão de 75%. Por fim, o PLK pode ser utilizado para apoiar a evolução dos produtos de software e também para apoiar o processo de tomada de decisão estratégica nas empresas de software nas quais desenvolvedores usam ferramentas de mensagens instantâneas para intermediar a comunicação do time.

Estudos na academia mostram que o LK-Component pode ser usado para

apoiar as atividades pedagógicas dos professores. Foi investigado se os registros de comunicação de alunos, matriculados em um curso interdisciplinar, feitos através da ferramenta Slack, são uma importante fonte de evidência para monitorar o progresso das equipes de desenvolvimento. Observou-se que o componente foi capaz de recuperar informações relevantes, dos registros de discussões das equipes, que podem ser usadas pelos professores para monitorar e identificar oportunidades de intervenção em sala de aula.

Contudo, os resultados apresentados indicam a necessidade de uma pesquisa extensa para entender como o conhecimento de projetos de software é perdido em outros canais de comunicação usados por equipes de desenvolvimento, como IRC, lista de discussão, fórum de desenvolvedores e outros. Além disso, esta pesquisa também oportuniza direcionamentos futuros para estudos de outros tipos de conhecimento de projeto de software que podem ser extraídos dos registros de comunicação dos times de desenvolvimento.

Capítulo 5

$\begin{array}{c} {\bf Minerando} \ {\bf \it Project} \ {\bf \it \it Frequent} \\ {\bf \it \it \it \it \it Knowledge} \end{array}$

Este capítulo apresenta discussões relacionadas a aplicação e avaliação do Frequent Knowledge Component (FK-Component). Um estudo realizado com profissionais da indústria de software revelou resultados promissores ao utilizar conhecimentos de projeto extraídos pelo componente na integração de novos membros às equipes de desenvolvimento de software.

O capítulo está organizado da seguinte forma: a Seção 5.1 apresenta o visual abstract da pesquisa realizada com objetivo de definir e validar o FK-Component. A Seção 5.2 descreve o contexto de aplicação do FK-Component. A Subseção 5.2.1 descreve o processo de determinação do PFK. A Subseção 5.2.2 descreve o estudo realizado com objetivo de avaliar a eficácia do FK-Component. As Subseções 5.2.3 e 5.2.4 apresentam os resultados obtidos e as discussões referentes ao estudo realizado, respectivamente. Por fim, as Seções 5.3 e 5.4 apresentam as ameaças à validade do estudo realizado e as considerações finais do capítulo, respectivamente.

5.1 FK-Component - Visual Abstract

O FK-Component é resultado do segundo ciclo de design realizado nesta pesquisa. Para apresentar um resumo dos principais pontos de idealização, desenvolvimento e validação do componente, a Figura 5.1 apresenta o Visual Abstract (Storey

et al., 2017) da pesquisa que descreve o *FK-Component* (Lima et al., 2020). Nela são apresentados o objetivo, o contexto, a relevância, o rigor e a novidade do componente.

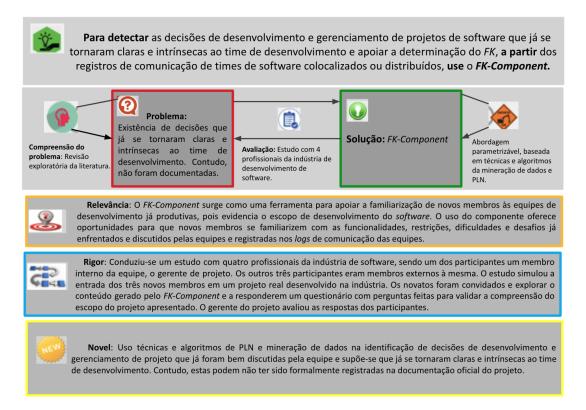


Figura 5.1: Visual Abstract do desenvolvimento do FK-Compoenent.

As principais contribuições deste segundo ciclo de design são:

- O desenvolvimento e avaliação de uma abordagem semi-automática, baseada em PLN e técnicas de mineração de dados para apoiar a identificação de decisões de projetos que não foram formalmente registradas na documentação do software e que podem ser usadas para apoiar a entrada de novos membros às equipes de desenvolvimento.
- Evidências experimentais sobre o uso de ferramentas de bate-papo (*chats*) nas equipes de desenvolvimento.
- Evidências experimentais sobre as aplicações práticas do FK-Component em empresas que recorrem a tais ferramentas de comunicação.

Direcionamentos futuros apontam para a necessidade de aperfeiçoamento do componente através da otimização das técnicas de PLN utilizadas, da combinação de diferentes fontes de dados (como o *backlog* e o *sprint planning*) e a exploração de recursos como *emojis*, trechos de códigos e metadados.

5.2 FK-Component aplicado à Indústria

Conforme descrito na Seção 3.3, o FK-Component visa apoiar a identificação de conhecimentos de projetos de software baseando-se em discussões frequentes feitas pelos times de desenvolvimento por meio de ferramentas de comunicação síncronas, determinando o que aqui é chamado de Project Frequent Knowledge (Seção 3.1). Para tanto, o FK-Component determina os assuntos frequentemente discutidos e expõe trechos de mensagens associados a tais assuntos. Tal estratégia é usada para evidenciar o escopo de desenvolvimento dos projetos, oferecendo oportunidades para que novos membros se familiarizem com as funcionalidades, restrições, dificuldades e desafios já enfrentados e discutidos pelas equipes.

Sendo assim, as seguintes questões de pesquisa (QP) guiam a investigação de validade do FK-Component aqui proposto:

- **QP1:** A identificação e a extração dos assuntos frequentemente discutidos nos registros de comunicação de desenvolvedores auxiliam na determinação do escopo de desenvolvimento de projetos de software?
- QP2: Novatos conseguem compreender o escopo de desenvolvimento do projeto através da análise das mensagens associadas aos assuntos frequentemente discutidos pela equipe?

Para avaliar o componente, conduziu-se um estudo com quatro profissionais da indústria de desenvolvimento de software. No contexto do projeto de software analisado, um dos participantes do estudo era membro interno da equipe, o gerente de projeto, os outros três eram membros externos à mesma. Os resultados revelaram que o componente pode extrair o PFK presente nos *logs* de comunicação das equipes e o conhecimento identificado é útil para a integração de novos membros às equipes de desenvolvimento. Durante o estudo, os participantes enfatizaram

que o processo de identificação do *Project Frequent Knowledge* também fornece oportunidade para transferência de conhecimentos técnicos, sociais e organizacionais e, ainda, que a utilidade do PFK não se limita aos novatos, membros antigos podem usá-lo para recordar decisões já tomadas pela equipe. A metodologia, os resultados e as discussões geradas a partir deste estudo foram publicados em (Lima et al., 2020).

5.2.1 Determinação do PFK

A determinação do PFK é um processo no qual o FK-Component é usado para identificar discussões frequentes, relacionadas aos projetos de software, feitas por equipes de desenvolvimento através do uso de ferramentas de mensagens instantâneas. A Figura 5.2 identifica as etapas da abordagem desenvolvida para permitir a abstração, sumarização, externalização e utilização do PFK. Tanto o gerente de projeto, conhecedor do software desenvolvido, quanto os novatos, potenciais beneficiários do PFK extraído, são atores que interagem ativamente na abordagem.

As seguintes etapas descrevem o processo apresentado na Figura 5.2:

1. Coleta de Dados do Projeto

Com o objetivo de prover informações que evidenciem a evolução temporal do projeto analisado, o gerente de projeto deve fornecer o log de comunicação da equipe e definir uma data limítrofe que delimite o passado remoto e o passado recente do projeto de software (Figura 5.2 - A). A divisão em dois períodos fornece uma abstração da evolução do projeto analisado, sendo útil para melhor revelar o escopo de desenvolvimento deste. Uma análise mais profunda das discussões recentes tende a ser mais produtiva, já que pode revelar funcionalidades, restrições e desafios técnicos sobre os quais a equipe está trabalhando ou irá trabalhar. O passado remoto revela discussões ocorridas acerca de decisões e problemas que, provavelmente, já foram implementados e/ou mitigados e que podem evidenciar lições aprendidas pela equipe. As mensagens referentes aos períodos identificados são selecionadas e constituem a entrada de dados para a etapa de extração do PFK.

2. Extração do PFK

A extração do PFK (Figura 5.2 - B) é realizada através da determinação dos assuntos frequentemente discutidos em cada período analisado (passado remoto e passado recente). O PFK é utilizado para evidenciar o escopo do projeto em desenvolvimento. Para tanto, as mensagens selecionadas na etapa anterior são submetidas ao FK-Component.

Como saída, o componente gera word clouds que sumarizam e externalizam o PFK identificado. Para cada período, definidos na etapa de coleta de dados do projeto, são geras duas word clouds: a Semântica e a Técnica. Conforme Seção 3.3, a word cloud semântica é utilizada para evidenciar características de especificação, planejamento, desenvolvimento e manutenção dos projetos de software, já a word cloud técnica evidencia características relacionadas ao uso de tecnologias e decisões técnicas no desenvolvimento dos projetos de software.

3. Apresentação do PFK

Nesta etapa, são apresentados os assuntos frequentemente discutidos pelas equipes e as mensagens a eles associadas (Figura 5.2 - C). As word clouds são utilizadas como recurso de busca, através das quais os novatos podem localizar trechos de discussões acerca de um assunto específico frequentemente discutido pela equipe (Figura 5.3). Cada trecho de discussão inclui a mensagem que contém o assunto alvo de interesse do novato e, visando expandir o contexto da mensagem alvo, também são exibidas três mensagens anteriores e três mensagens posteriores à mensagem alvo. O número de mensagens usadas para mostrar o contexto da mensagem alvo é configurável.

Ao iterarem pelos termos das word clouds os novatos são apresentados a trechos de discussões que revelam as decisões e discussões frequentes da equipe e, ainda, revelam o raciocínio acerca das decisões de projeto tomadas, expressando o conhecimento do projeto analisado. Uma ferramenta web foi gerada para facilitar a apresentação do PFK extraído.

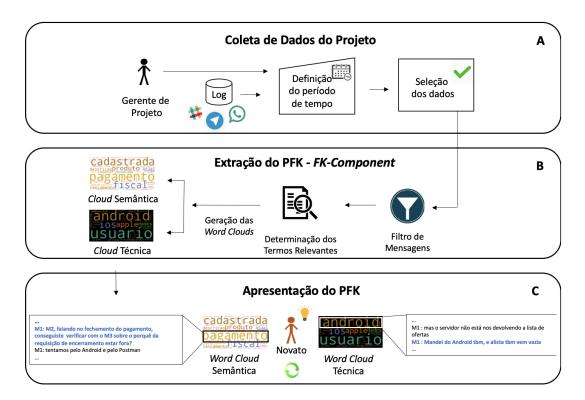


Figura 5.2: Processo de determinação do Project Frequent Knowledge.

5.2.2 Avaliação do FK-Component

Um estudo realizado visou avaliar a efetividade do FK-Component usado na abordagem e, ainda, avaliar a compreensão do escopo de desenvolvimento do projeto de software por novos membros que ingressam em uma equipe cujas atividades já estão em andamento. Para tanto, o estudo simulou a entrada de três novos membros (Novato1, Novato2 e Novato3) em um projeto desenvolvido na indústria. Os três novatos são profissionais da indústria de software e possuem diferentes perfis de atuação no processo de desenvolvimento. Novato1 é testador e possui 4 anos de experiência na área, Novato2 é programador com 4 anos de experiência e Novato3 é engenheiro de requisitos com experiência de 9 anos.

Os dados analisados referem-se a um projeto real, tendo sido fornecidos por uma *startup* que atua no mercado de desenvolvimento de software há seis anos e adota o *Scrum* como processo de desenvolvimento. Embora não fosse um time distribuído, alguns membros do projeto possuíam horário de trabalho diferenciado.

Sendo assim, a equipe utilizava a ferramenta WhatsApp para apoiar o processo de desenvolvimento e gerenciamento das atividades. O log foi obtido através do recurso de exportação de dados fornecido pela própria ferramenta. Áudios e imagens foram filtrados.

O projeto analisado foi indicado pelo gerente. A equipe era composta por um *Project Owner*, dois *Scrum Master*, um *designer* de interface, dois desenvolvedores e um testador. Como projeto, a equipe desenvolveu um software de comércio eletrônico para dispositivos móveis. Por questões de sigilo contratual e visando apoiar o estreitamento entre a indústria e a academia, o gerente optou por analisar o *log* de um projeto já concluído. Sendo assim, uma amostra do *log* referente a 10 meses de interação da equipe foi selecionada, momento em que algumas funcionalidades do projeto já estavam implementadas, porém, não concluídas. As mensagens dos 8 primeiros meses foram usadas para descrever o passado remoto do projeto e as mensagens dos 2 últimos meses descrevem o passado recente.

O estudo executado foi composto por quatro etapas:

1. Caracterização do projeto e treino de utilização da ferramenta

Nesta etapa, foi apresentada aos novatos uma visão geral do projeto no qual estes seriam alocados, assim como, o objetivo e o funcionamento da ferramenta web criada para permitir a navegação do novato pelos termos que determinam os assuntos frequentemente discutidos pela equipe. Esta etapa simula as primeiras horas de trabalho de um novato em um projeto. Momento em que, geralmente, um membro da equipe é designado para apresentar o objetivo do projeto em andamento e fornecer informações gerais do status de trabalho do time.

2. Exploração dos dados

Nesta etapa, foi solicitado que os novatos explorassem, individualmente, as word clouds apresentadas e, ainda, navegassem pelo conteúdo do log através do recurso de busca embutido nas clouds. O objetivo desta etapa é permitir que os novos membros entrem em contato com o conteúdo das mensagens enviadas pela equipe e registradas no log de comunicação, familiarizando-se com as discussões e decisões de projeto tomadas através da ferramenta utilizada.

3. Determinação do conhecimento adquirido

Nesta etapa, os novatos preencheram um questionário contendo cinco perguntas. As perguntas foram feitas com objetivo de validar a compreensão do escopo do projeto apresentado e a utilidade do componente desenvolvido. Os novatos foram informados que suas respostas deveriam apresentar suas percepções em relação conteúdo analisado e deveriam apontar o que cada um aprendeu sobre os itens questionados. Sendo assim, após leitura do conteúdo das word clouds, solicitou-se aos participantes do estudo que respondessem as seguintes perguntas:

- 1. Quais funcionalidades do sistema são discutidas?
- 2. Quais restrições do sistema são discutidas?
- 3. Quais dificuldades técnicas são discutidas?
- 4. Quais desafios são discutidos?
- 5. Na sua visão, a externalização do PFK lhe ajudou a compreender melhor o projeto no qual você vai trabalhar?

4. Avaliação do componente

A compreensão do PFK exige que os novos membros das equipes analisem semanticamente o conteúdo dos dados apresentados, contudo requer apenas um conhecimento geral prévio sobre o projeto analisado. Não envolve o julgamento humano, uma vez que a relevância dos termos analisados baseia-se na frequência destes, porém envolve a imprecisão de compreensão de um novo membro. Para lidar com tal cenário e validar o componente desenvolvido, o gerente de projeto do sistema analisado avaliou pontos do processo em dois momentos. Primeiramente, o gerente classificou os 20 primeiros termos usados para compor cada word cloud gerada como sendo relevantes ou não-relevantes para descrever os conteúdos semântico e técnico de cada período do log analisado. Em um segundo momento, o gerente analisou o conteúdo das respostas dos questionários preenchidos pelos participantes.

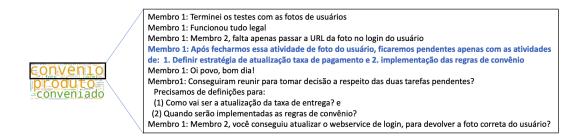


Figura 5.3: Recurso de busca embutido nas Word Clouds.

5.2.3 Resultados

A primeira etapa do estudo conduzido foi realizada individualmente com cada participante. Em média, cada sessão durou 15 minutos. As instruções descritas na etapa de caracterização do projeto e treino de utilização da ferramenta (Seção 5.2.2) foram executadas.

Para gerar as word clouds utilizadas na segunda etapa do estudo, a amostra do log, referente aos 10 meses de interação da equipe, foi analisada. A amostra era composta 896 mensagens, das quais 750 descreviam o passado remoto e 146 descreviam o passado recente do projeto. A Figura 5.4 ilustra as word clouds semânticas e técnicas geradas para revelar os assuntos, frequentemente discutidos pela equipe, referentes ao passado recente e remoto do projeto analisado. Já a Tabela 5.1 lista os 20 assuntos mais discutidos pela equipe de desenvolvimento usados na geração das word clouds. No total, foram computados os índices de relevância de 5.846 palavras candidatas a assuntos frequentemente discutidos, sendo 5.032 palavras referentes ao passado remoto e 814 palavras relativas ao passado recente do projeto. Os participantes Novato1, Novato2 e Novato3 relataram que alocaram 40min, 1h15min e 1h40min nesta etapa, respectivamente.

Na terceira etapa do estudo, os participantes responderam o questionário solicitado. Por questões de brevidade, a seguir são apresentadas as perguntas e trechos das respostas.

1. Quais funcionalidades do sistema são discutidas?

Novato1: "Produtos podem ser consultados... inserir/visualizar produtos no carrinho de compras... realizar pagamento, cadastrar usuários conve-



Figura 5.4: Word Clouds Semânticas e Técnicas.

niados e não conveniados. Os usuários podem fazer login no app.".

Novato2: "Mostrar economia na tela do produto. Ao comprar um produto o usuário pode ver o quanto está economizando.... Desconto de produto conforme convênio do usuário. Cada usuário pode ter descontos diferentes, isso muda conforme o convênio em que ele está vinculado... O sistema deve permitir que os usuários ligados a um convênio cadastrem seu CPF ou número do cartão do dependente... Cadastro de 2 tipos de usuários (com convênio e sem)".

Novato3: "Login, cadastro de usuários, farmacêuticos e produtos, esqueci minha senha, consulta e detalhes dos produtos, carrinho de compras... pagamento para usuários com convênio e sem convênio."

Os participantes expressam visões complementares a respeito do sistema analisado, apresentando funcionalidades discutidas pela equipe. Neste caso, percebe-se que os participantes puderam tomar conhecimento sobre as funcionalidades do sistema registradas na amostra do log analisado. A aquisição de um conhecimento amplo e profundo do desenvolvimento de um software demanda vivência com o projeto. Neste caso, os participantes alocaram, em média, 1h11min na análise das

Word Clouds	Assuntos Frequentes		
	Pagamento, cadastrada, fiscal, produto, lançamento,		
Semântica	descrição, atual, horário, conveniado, convênio,		
Passado Recente	senha, mensagem, importante, individual, company,		
	dólares, certinho, novidade, preparativos, reconfigurar		
Semântica Passado Remoto	Convênio, produto, conveniado, foto, Rachel, aplicativo,		
	publicação, celular, msg, horário, cpf, pagamento, atividade,		
	crf, problema, loja, farmacêutico, antiga, mensagem, carrinho.		
Técnica	Usuário, Android, iOS, Apple, dados, integração,		
Passado Recente	webservice, servidor, postman, URL, requisição, link,		
	e-mail, app, amigável, imagem, get, cartão, error, post		
Técnica Passado Remoto	Imagem, app, play, usuário, dados, webservice, login, store,		
	integração, jpg, serviço, valor, e-mail, JSON, Android,		
	parâmetros, arquitetura, validação, cartão, padrão.		

Tabela 5.1: Assuntos frequentemente discutidos.

word clouds e suas citações, posteriormente analisadas pelo gerente de projeto da equipe, revelam que todos adquiriram conhecimentos sobre as funcionalidades do projeto.

2. Quais restrições do sistema são discutidas?

Novato1: "Usuários conveniados e não conveniados consultam/pagam produtos com diferentes valores.".

Novato2: "O saldo para compras do titular e dependentes deve ser compartilhado e não individual... As condições de pagamento só devem ser apresentadas caso o usuário esteja logado.".

Novato3: "Usuário com convênio tem desconto na compra Usuário pode consultar preços sem logar Caso usuário finalizar a compra sem logar, não terá desconto do convênio. Caso logue com o convênio, o usuário terá parte do valor pago pelo convênio. Se não logado com o convênio, não terá direito ao benefício... O sistema apresenta na hora do pagamento uma parte que será paga pelo convenio e a outra o cliente deve escolher a forma de pagamento... Sobre cadastro de usuários não conveniados e conveniados: o usuário informar o cpf ou nro do cartão e seus dados são baixados a partir do webservice da empresa o saldo do conveniado é compartilhado entre titulares e dependentes ...".

Ao serem perguntados sobre as restrições do sistema, os participantes apon-

taram algumas regras de negócio praticadas pela equipe, como, por exemplo, visibilidade das informações no *app* e tipo de pagamento diferenciados por usuário.

O componente proposto tem o objetivo de poder ser usado para a ambientação de diferentes perfils de profissionais atuantes no desenvolvimento de software. Sendo assim, a experiência técnica anteriormente adquirida pelo profissional pode influenciar a análise e compreensão do escopo do projeto apresentado através das word clouds. Neste sentido, é normal que a maturidade, evidenciada pelo tempo de experiência e papel desempenhado, de cada participante seja fator de influência na identificação de diferentes tipos de restrições relatadas.

Ao analisarmos as respostas dos três profissionais é possível observar quão rica é a resposta do engenheiro de requisitos (Novato3). Além de destacar restrições e regras de negócios, sua resposta revela fluxos de interações que podem ocorrer entre objetos de um cenário, o que ocorre quando o mesmo descreve as etapas de concessão de desconto conforme tipo de usuário e sobre a realização de cadastro de usuários.

3. Quais dificuldades técnicas são discutidas?

Novato1: "Problemas com o Android. Definição das imagens na app do play store.".

Novato2: "Qual preço mostrar para o usuário? Me parece que existem dois campos de preço, um campo para o preço com desconto e outro campo com o preço integral do produto...".

Novato3: "Quais campos (banco de dados) do preço diz respeito ao preço para quem tem convênio. Especificações dos Webservices RESTful salvar a foto com o padrão: idProduto + ".jpg"e idUsuario + ".jpg- necessidade de salvar as imagens em pastas diferentes, para que a foto do produto com id=1 não substitua a foto do usuário com id=1, ou vice-versa. Como é o retorno para o JSON response (WebService) alterar a URI para: .../rest/usuario/login".

Neste caso, dos participantes Novato1 e Novato3 identificaram dificuldades técnicas com a manipulação de imagens em diferentes momentos do desenvolvi-

mento do projeto. A citação do Novato2 destaca dificuldade na compreensão de requisitos e regras de negócio, também destacada pelo Novato3. Já a citação do Novato3, além de evidenciar os pontos já citados, ainda destaca padrões e justificativas de codificação que a equipe adota ao manipular imagem e ao estabelecer comunicação com WebService.

Os termos foto, imagem, webservice e JSON foram identificados como assuntos frequentemente discutidos pela equipe (Tabela 5.1). Porém, destaca-se que a forma de navegação utilizada pelos participantes, para acessar os conteúdos associados aos termos das word clouds, pode ser apontada como fator que influencia o processo de formação do conhecimento. Não foi imposto aos participantes navegar em todos os termos das clouds, também não foi pré-definida uma ordem de visitação dos termos e nem mesmo sugerido o tipo de word cloud que eles deveriam analisar. Os participantes do estudo escolheram os termos conforme seus respectivos interesses.

4. Quais desafios são discutidos?

Novato1: "...implementar a funcionalidade de pagamento... estabelecer as regras de negócio relacionadas aos usuários conveniados e não conveniados. Comunicação dos responsáveis pelo servidor com a equipe de desenvolvimento do app. A equipe realiza consultas e os resultados não mostravam dados ou ocorriam erros.".

Novato2: "Nada a declarar".

Novato3: "Houve muitos desafios quanto ao fechamento das regras de negócio: se o usuário conveniado poderia alterar o valor do seu cpf diretamente no aplicativo, quais dados poderiam ser alterados por usuários conveniados, valor da taxa de entrega e questões de publicitação do app.".

Nesta questão, ficou claro para o testador (Novato1) e para o engenheiro de requisitos (Novato3) que algumas regras de negócio estavam pendentes de serem resolvidas, contudo, o programador (Novato2) destacou não conseguir elencar desafios enfrentados pela equipe, porém demonstrou evidências da pendência identificada pelo Novato1 e pelo Novato3 quando, na questão anterior, destacou uma dificuldade de entendimento de requisitos e regras de negócio.

Uma análise nas respostas dos participantes demonstra que estes conseguiram capturar funcionalidades, restrições, dificuldades técnicas e desafios enfrentados pela equipe durante o desenvolvimento do projeto. Destaca-se, ainda, que dois desses quatro itens capturados pelos participantes podem evidenciar raciocínios que embasam a tomada de decisões da equipe frente às tarefas de desenvolvimento, são eles: dificuldades técnicas e desafios enfrentados.

5. A externalização do PFK lhe ajudou a compreender melhor o projeto no qual você vai trabalhar?

Novato1: "Eu acredito que compreendi as principais funcionalidades do app... comecei pesquisando as informações dos últimos 2 meses.".

Novato2: "Sim. O sistema ajudou a entender os requisitos do aplicativo que são discutidos entre os membros da equipe, me ajudou a entender o escopo do sistema, qual o objetivo do aplicativo em produção, quem era a pessoa que sempre foi consultada para as tomadas de decisão, e acho que consegue identificar quem era o dev, testador e design... Achei interessante que tanto no primeiro período quanto no segundo houve discussão dos membros da equipe sobre uma tela do sistema em que não deveria ser apresentado o valor do produto com desconto caso o usuário não estivesse logado. Parece que esse requisito do sistema não estava muito claro para eles... um ponto de dificuldade é que li o mesmo trecho de mensagem na lista de diferentes 'palavras frequentes' ... Analisei mais o período 1 (8 primeiros meses) do que o período 2 (2 últimos meses), pois continha mais informações.".

Novato3: "Ajudou sim, pude verificar as principais funcionalidades e regras de negócio implementadas e os problemas ocorridos no projeto... Analisei todas as word clouds dos dois períodos. As que me deram mais informações foram a do primeiro período. A do segundo período só consegui informações de implantação, nada novo de funcionalidade... A word cloud que mais me trouxe informação foi a semântica, a técnica tinha muita informação duplicada da semântica. Houve palavras que me fizeram 'perder tempo', pois não traziam informação relevante como: msg, horário, atividades, loja...".

Apesar de todos os participantes estarem em consenso em relação à utilidade do componente em auxiliar a melhor compreender o projeto, seus relatos indicam necessidade de diminuição nas repetições das informações apresentadas e refinamento de termos apresentados nas word clouds. A fim de minimizar a repetição dos trechos de discussões apresentados, pode-se evitar a apresentação de discussões que se sobrepõem e aumentar o número de mensagens usadas para descrever o contexto das discussões apresentadas. Para minimizar o problema de palavras que, de acordo com Novato3, "não traziam informação relevante" estratégias futuras para eliminar substantivos que não caracterizam o desenvolvimento de um software podem ser adotadas. Além disso, os três participantes relataram ter níveis de interesse diferentes nas word clouds geradas. O Novato1 (testador) relatou ter interesse maior no passado recente do projeto, já o Novato2 (programador) relatou seu interesse maior nos dados do período remoto e Novato3 (engenheiro de requisitos) expressou interesse em analisar igualmente os dados dos dois períodos evidenciados. Tal fato endossa a importância de fornecer uma visão sobre a evolução temporal do projeto, baseando-se nos passados remoto e recente deste.

Na última etapa do estudo realizado, o gerente de projeto do sistema analisado avaliou a efetividade do componente desenvolvido. Para avaliar a precisão das informações reveladas pelas word clouds, o gerente de projeto foi solicitado a classificar a relevância dos 20 primeiros termos que compunham cada word cloud e que correspondem aos assuntos frequentemente discutidos pela equipe. Os resultados indicam que 70% e 75% dos termos presentes na word cloud semântica e na word cloud técnica do período referente ao passado remoto foram relevantes para a contextualização do projeto desenvolvido, respectivamente. Assim como, 50% e 85% dos termos apresentados nas word clouds semântica e técnica referente ao período de passado recente do projeto foram consideradas relevantes, respectivamente. A porcentagem de termos relevantes determinada pelo gerente de projetos endossa o relato feito pelo Novato3 ao afirmar a existência de "termos que não traziam nenhuma informação relevante" e corrobora com a necessidade de aprimoramento da etapa de extração do PFK.

Contudo, ao ser questionado sobre alguns termos da word cloud semântica com menor porcentagem de relevância (50%), o gerente de projeto destacou que existem termos na cloud semântica que deveriam ocorrer juntamente com termos

da *cloud* técnica. E, ainda, que a existência de alguns termos isolados não fazia sentido, pois estavam relacionados a um escopo específico do projeto. Tais observações mostram oportunidades para aprimoramento do componente através do uso de termos compostos na representação dos assuntos frequentemente discutidos. Tal estratégia se justifica, pois alguns termos isolados não possuem sentido completo.

Respondendo à QP1 deste estudo: A identificação e a extração dos assuntos frequentemente discutidos nos registros de comunicação de desenvolvedores auxiliam na determinação do escopo de desenvolvimento de projetos de software?

Sim. O estudo evidenciou que a identificação e a extração dos assuntos frequentemente discutidos pelas equipes auxiliam na determinação do escopo de desenvolvimento de projetos de software. Contudo, é necessário realizar aprimoramentos nos algoritmos a fim de maximizar a relevância dos assuntos identificados.

Ao analisar as respostas dos participantes, o gerente relatou que todos conseguiram compreender o escopo do projeto e, ainda, que a estratégia adotada é útil do ponto de vista técnico e social, já que permite o acesso às decisões técnicas e permite que novatos se familiarizem com papéis desempenhados pelos demais membros da equipe. Uma entrevista com o gerente de projeto revelou seu interesse em adotar o processo de externalização do PFK proposto em futuros projetos sob sua responsabilidade e, ainda, que a utilidade do PFK extraído não se limita aos novatos, membros antigos podem usar o processo de externalização do PFK para recordar decisões já tomadas.

Respondendo à QP2 deste estudo: Novatos conseguem compreender o escopo de desenvolvimento do projeto através da análise das mensagens associadas aos assuntos frequentemente discutidos pela equipe?

Sim. O estudo evidenciou que a abordagem revela resultados promissores ao possibilitar a compreensão do PFK pelos novatos. Porém, experiências prévias dos novatos podem interferir na compreensão do PFK.

5.2.4 Discussões

De acordo com Steinmacher et. al muitos são os desafios enfrentados por novatos ao ingressarem em uma equipe de desenvolvimento (Steinmacher et al., 2015). Como destaca Dagenais et. al (Dagenais et al., 2010), a familiarização com o escopo de desenvolvimento do software é uma das principais barreiras enfrentadas. Sendo assim, conhecer as demandas dos novatos e propor soluções que apoiem a adaptações destes a um projeto em andamento pode trazer vantagens para a equipe.

Nesse contexto, o FK-Component utiliza algoritmos de processamento de linguagem natural para tratar o conteúdo de mensagens provenientes dos logs de interação das equipes de desenvolvimento e revelar as discussões frequentes e raciocínios feitos pelo time frente às tarefas de desenvolvimento executadas. Os resultados obtidos são úteis para promover a transferência de conhecimentos de software, aumentar a possibilidade de compreensão do projeto e, consequentemente, melhorar a integração de novatos.

Como a determinação do PFK é um processo no qual o FK-Component é usado para identificar discussões frequentes, relacionadas aos projetos de software, não é garantida a identificação de todas as funcionalidades, restrições, dificuldades técnicas e desafios relatados pela equipe no registro de comunicação. Sendo assim, a utilização do componente não exclui a necessidade de leitura e compreensão das documentações oficiais dos projetos (método tradicionalmente utilizado), ele fornece meios para oportunizar a transferência de conhecimentos técnicos, sociais e organizacionais registrados nos logs de interação da equipe. Além de expor as decisões de projeto tomadas, as mensagens também revelam os nomes e os papeis de atuação dos membros na equipe de desenvolvimento. Além disso, sabendo-se que a aquisição de um conhecimento amplo e profundo do projeto de software em desenvolvimento demanda vivência com o problema tratado e maturidade, adquirida com tempo de trabalho, pressupõe-se que o FK-Component possa ser útil para diminuir a curva de aprendizado sobre o projeto. Por fim, destaca-se que apesar de ser, inicialmente, projetado para beneficiar novos membros, citações do gerente de projeto entrevistado destaca que o conhecimento revelado pelo FK-Component pode ser utilizado tanto por novatos quanto membros antigos.

5.3 Ameaças à Validade

Alguns pontos do estudo reportado podem influenciar em sua validade. Destacase: (1) quantidade de participantes; (2) log analisado; e (3) a entrada de novatos na equipe foi simulada.

Para minimizar tais ameaças, três perfis diferentes de profissionais com experiência na indústria de software foram utilizados, o log de interação pertence a um projeto real da indústria de Software e o gerente de projeto da equipe avaliou os resultados obtidos. Contudo, novos estudos devem ser realizados com o objetivo de avaliar a eficácia do componente em diferentes contextos de equipes de desenvolvimento.

5.4 Considerações

Este capítulo apresentou o FK-Component, o segundo dos três componente do framework Miner4DevTeam. O FK-Component tem por objetivo apoiar a determinação do Project Frequent Knowledge (Seção 3). O foco do componente é atender às necessidades de um público específico: os novatos de uma equipe de desenvolvimento. Neste componente, o problema de detecção de decisões e/ou discussões de projetos foi tratado considerando a frequência dos termos presentes nos registros de comunicação dos times. Para tanto, foram utilizas técnicas de mineração de dados para tratar o conteúdo das mensagens e revelar as discussões e raciocínios feitos pela equipe frente às tarefas de desenvolvimento executadas.

Baseando-se em palavras-chave que descrevem o contexto semântico e técnico do software, foram geradas word clouds que viabilizam a externalização do conhecimento e apoiam a determinação do PFK. Conhecer as demandas dos novatos e propor soluções que apoiem a adaptação destes a um projeto em andamento pode trazer vantagens para a equipe, como a diminuição do tempo de adaptação destes. O estudo conduzido apontou resultados promissores. Tanto os novatos quanto o gerente de projeto entrevistados destacaram a utilidade da abordagem para a integração de novos membros às equipes. Embora algumas empresas ofereçam suporte à integração de novos membros, nem sempre esta prática é uma realidade. Como contraexemplo citam-se as startups que, normalmente, necessitam atender

às demandas imediatas do mercado onde atuam.

O componente revela oportunidades para a transferência de conhecimento de software, aumento da compreensão do projeto e, consequentemente, a melhora da integração de novatos. Do ponto de vista do gerente de projeto, em média, 70% dos termos usados nas word clouds foram considerados relevantes para determinar o PFK do projeto. Contudo, o uso do componente não exclui a necessidade de compreensão da documentação oficial dos projetos, ele fornece oportunidades para transferência de conhecimento técnicos, sociais e organizacionais.

Direcionamentos futuros apontam para o aprimoramento dos algoritmos utilizados, a fim de minimizar a repetição dos trechos de discussões apresentados e termos com baixa relevância evidenciados pelas *word clouds*. Além disso, para estudos de outros tipos de conhecimento de projeto de software que possam estar registrados nos *logs* de comunicação dos times de desenvolvimento.

Capítulo 6

$\begin{array}{c} {\bf Minerando} \ {\bf \textit{Project Related}} \\ {\bf \textit{Knowledge}} \end{array}$

Este capítulo apresenta discussões relacionadas a aplicação e avaliação do Related Knowledge Component (RK-Component). O RK-Component foi projetado visando atender demandas provenientes do contexto de comunidades de projetos de software que usam fóruns de discussões. Um estudo realizado com três mantenedores de equipes de Software livre (OSS) hospedadas no GitHub revelou resultados promissores ao utilizar modelos de aprendizagem profunda genérico na identificação de postagens relacionadas (duplicadas e quase duplicadas) em fóruns de desenvolvedores. Especificamente, o planejamento, o desenvolvimento e a avaliação do RK-Component foram feitos considerando as características e limitações do fórum GitHub Discussions. Comunidades OSS podem se beneficiar com resultados gerados para minimizar uma possível degradação do fórum causada pela ocorrência de postagens duplicadas e discussões descentralizadas de tópicos iguais.

O capítulo está organizado da seguinte forma: a Seção 6.1 apresenta o *Visual Abstract* da pesquisa realizada com objetivo de definir e validar o *RK-Component*. A Seção 6.2 descreve o contexto de aplicação do *RK-Component*. A seção 6.3 apresenta o planejamento e os resultados de um estudo exploratório sobre as atividades de compartilhamento de *links* ocorridas no GitHub *Discussions*. Por fim, a Seção 6.4 apresenta as considerações finais do capítulo.

6.1 RK-Component - Visual Abstract

O RK-Component é resultado do terceiro ciclo de design realizado nesta pesquisa. Com o objetivo de apresentar um resumo dos principais pontos de idealização, desenvolvimento e validação do componente, a Figura 6.1 apresenta o Visual Abstract (Storey et al., 2017) da pesquisa que descreve o RK-Component (Lima et al., 2023). Nela são apresentados o objetivo, o contexto, a relevância, o rigor e a novidade do componente.

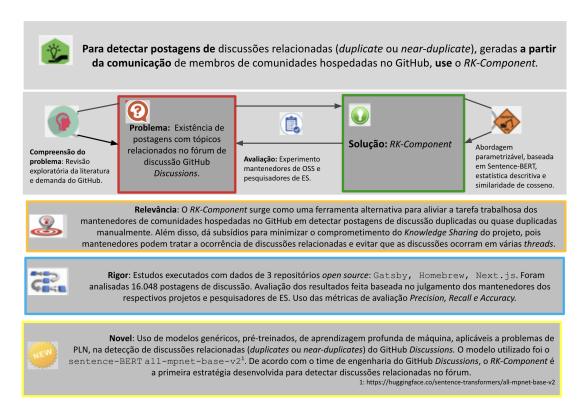


Figura 6.1: Visual Abstract do desenvolvimento do RK-Component.

As principais contribuições deste terceiro ciclo de design são:

- O desenvolvimento e avaliação de uma abordagem baseada em modelos de aprendizado de máquina profunda para detectar postagens de discussão relacionadas em fóruns do tipo PCQA.
- Evidências experimentais sobre o uso de um modelo de aprendizado de

máquina de propósito genérico para detectar postagens de discussão relacionadas criadas por desenvolvedores.

 Evidências experimentais sobre as aplicações práticas do RK-Component para as comunidades hospedadas na plataforma GitHub, sob a perspectiva de mantenedores OSS.

Como oportunidade de pesquisas futuras, destaca-se a otimização do modelo genérico utilizado pelo componente. Um estudo de viabilidade conduzido com dados extraídos do GitHub Discussions visou compreender o impacto das atividades de compartilhamento de links no compartilhamento de conhecimentos dos projetos hospedados na plataforma (Seção 6.3). Como resultado, observou-se que os usuários do Discussions compartilham links em threads de discussões para apoiar o entendimento correto de conhecimentos do projeto, frequentemente criando links entre postagens de discussões relacionadas. Este fenômeno viabiliza a utilização da rede de links geradas na construção de bases de dados rotuladas com pares de discussões relacionadas e, como consequência, possibilita a otimização do modelo de aprendizagem profunda utilizado pelo RK-Component.

6.2 RK-Component aplicado ao contexto OSS

Conforme descrito na Seção 3.4, o RK-Component visa identificar discussões (ou postagens) relacionadas criadas em fóruns de discussões do tipo Q&A voltados para profissionais de desenvolvimento de software. Especificamente, pretende-se identificar postagens duplicadas ou quase duplicadas, aqui chamadas postagens relacionadas que determinam o Project Related Knowledge (PRK). Postagens duplicadas são aquelas com o mesmo conteúdo. Os itens de postagem duplicados (título, descrição e autor) podem ser cópias exatas ou próximas. Os autores das postagens podem reescrever alguns itens adicionando ou excluindo informações. A detecção de postagens duplicadas é essencial para mitigar o problema de duplicação em fóruns de discussão colaborativa de desenvolvedores. Postagens quase duplicadas são aquelas postagens com tópicos semelhantes. Diferentes usuários com interesses, perguntas ou ideias semelhantes criam e comentam sobre eles. Itens de postagens quase duplicadas (título, descrição e autor) não são os mesmos,

mas compartilham informações relacionadas ao conteúdo um do outro. A detecção de postagens quase duplicadas é essencial para disseminar o conhecimento do projeto.

Mantenedores de comunidades open source podem se beneficiar dos resultados gerados para minimizar (1) a sobrecarga de trabalho associada a detecção manual de discussões relacionadas, (2) o retrabalho causado pela necessidade de responder diversas vezes a mesma pergunta, (3) a poluição da plataforma e (4) uma provável degradação na disseminação do conhecimento do projeto, já que este ocorre em diferentes postagens. Sendo assim, a seguinte questão de pesquisa (QP) guiou a investigação de validade do RK-Component no contexto das comunidades hospedadas no GitHub:

QP: Modelos genéricos de aprendizagem de máquina profunda, aplicáveis a problemas de processamento de linguagem natural (NLP), são eficazes na identificação de postagens de discussões relacionadas no GitHub *Discussions*?

Objetivando avaliar a efetividade do *RK-Component* como meio para viabilizar a determinação de PRK, foi realizado um estudo que analisou os registros de comunicação, realizados através do fórum *Discussions* de três comunidades OSS hospedadas na plataforma GitHub. O estudo realizado foi conduzido com três mantenedores de projetos OSS e três pesquisadores da área de Engenharia de Software. A eficácia do componente foi mensurada com base na perspectiva dos seis participantes que julgaram o relacionamento existente entre pares de discussões candidatas a relacionadas e apontaram evidências sobre os desafios e aplicações práticas associados a identificação do *Project Related Knowledge* no fórum *GitHub Discussions*. Os resultados obtidos mostram que o componente conseguiu identificar pares de discussões relacionadas. O componente atingiu valores de precisão que variam de 77% a 100% e *recall* de 66%. A metodologia, os resultados e as discussões geradas a partir deste estudo foram publicados em (Lima et al., 2023).

6.2.1 Forum GitHub Discussions

O GitHub Discussions é um fórum nativo disponibilizado para intermediar as discussões colaborativas entre membros e usuários das comunidades hospedadas

na plataforma GitHub (Hata et al., 2022). A própria empresa GitHub sugere que a utilização do fórum seja feita para fazer e responder perguntas, compartilhar informações, fazer anúncios e conduzir ou participar de discussões específicas sobre os projetos (GitHub, 2021a). O Discussions é apontado como um ambiente para que mantenedores, colaboradores e usuários discutam a utilização, o desenvolvimento e a atualização dos projetos em um único local, sem a necessidade da adoção de ferramentas de terceiros (GitHub, 2021a). Além disso, o fórum vem se destacando por permitir a separação entre discussões cotidianas de usuários do projeto e discussões direcionadas às equipes de desenvolvimento (Issues ou Pull Request) (Hata et al., 2022).

Para incentivar a comunicação entre membros e usuários das comunidades hospedadas no GitHub, que já utilizam o *Discussions*, ambos podem participar das *threads* de discussões criadas no fórum. A participação pode ser feita de quatro formas: criando, comentando, reagindo a uma postagem de discussão ou, simplesmente, lendo (GitHub, 2021a). Os usuários do fórum também podem pesquisar tópicos selecionados em postagens de discussões antigas. Para tanto, devem especificar palavras-chave no mecanismo de busca disponível no GitHub. Também é possível a utilização de qualificadores que restringem os resultados das buscas ao título, ao *body text* ou aos comentários das discussões (GitHub, 2021c). Para criar uma nova discussão, os autores devem especificar o título, o *body text* e a categoria a qual pertence a nova postagem (Figura 6.2).

As categorias são atributos obrigatórios das discussões que auxiliam a organizálas em classes predefinidas, permitindo que os membros da comunidade conversem
no lugar certo e encontrem discussões com características semelhantes (GitHub,
2021b). Conforme as necessidades do projeto, membros com autorização podem
definir, criar ou excluir categorias para um repositório. Por padrão, o GitHub
Discussions oferece cinco tipos de categorias: Announcements, General, Ideas,
Questions and answers (Q&A) e Show and tell (GitHub, 2021b). Mantenedores
podem criar discussões do tipo Announcements para relatar atualizações e notícias
do projeto (GitHub, 2021a). Discussões do tipo Q&A são criadas para fazer
perguntas, sugerir respostas e votar na resposta mais apropriada. As discussões
do tipo Ideias podem ser criadas para relatar e compartilhar ideias de melhorias
para o projeto. Já as discussões do tipo Show and tell são para discutir criações,



Figura 6.2: Exemplo de uma postagem de discussão.

experimentos ou testes relevantes. Por fim, as discussões do tipo *General* abordam qualquer assunto pertinente ao projeto (GitHub, 2021b).

Mantenedores relatam a aceitação positiva do uso do GitHub Discussions em seus projetos¹ e destacam que a ferramenta permitiu o crescimento das comunidades no mesmo ambiente onde há o desenvolvimento do projeto, melhorou e aumentou o engajamento dos membros e usuários das comunidades e permitiu separar issues, perguntas, feature requests e "general chit-chat". Mantenedores destacam ainda que as threads de discussões lhes dão acesso ao encadeamento do que já foi questionado, proposto ou sugerido acerca do tópico discutido. Dessa forma, estes podem tratar as demandas levantadas individualmente sem perdê-las em discussões mais amplas.

Neste estudo, as postagens de discussões públicas que ocorrem através do uso do GitHub *Discussions* são a fonte de entrada de dados para a avaliação do *RK-Component*. São analisadas as discussões de três diferentes projetos hospedados no GitHub: Gatsby, Homebrew e Next.js, conforme Tabela 6.1.

¹https://github.blog/2021-08-17-github-discussions-out-of-beta/

6.2.2 Determinação do PRK

A determinação do PRK é um processo no qual o *RK-Component* é usado para detectar pares de discussões (ou postagens) relacionadas criadas em fóruns de discussões colaborativa de comunidades hospedadas no GitHub. O componente apresentado na Seção 3.4 foi aplicado no contexto de comunidades *open source*. Visando identificar discussões relacionadas criadas no fórum *GitHub Discussions*, o componente processou a similaridade de discussões criadas por usuários e membros de três diferentes projetos hospedados na plataforma (Tabela 6.1). Os resultados gerados foram avaliados por mantenedores das respectivas comunidades e por pesquisadores da área de Engenharia de Software (ES).

A Figura 6.3 mostra o processo geral conduzido para detectar os conjuntos com pares de postagens relacionadas. O processo compreende três etapas: Coleta de Dados (Figura 6.3 - A), pré-processamento dos dados (Figura 6.3 - B) e Determinação do PRK (Figura 6.3 - C).

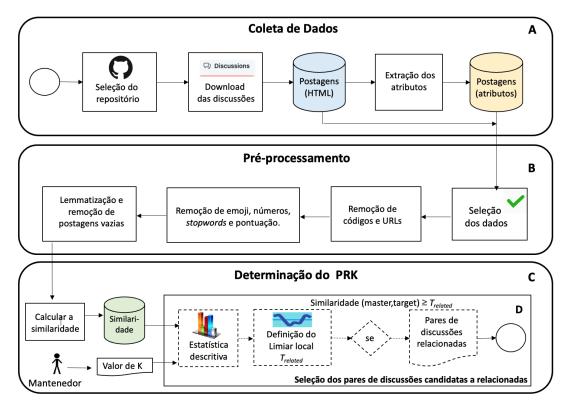


Figura 6.3: Processo de determinação do Project Related Knowledge.

Repositório	#Threads de Discussões
Gatsby ²	1.886
${ t Homebrew}^3$	2.490
${\tt Next.js}^4$	11.672
Total	16.048

Tabela 6.1: Repositórios selecionados para avaliação do RK-Component

Uma base de dados D foi construída para avaliar o RK-Component. Foram coletados e armazenados localmente todas as postagens de discussões públicas dos repositórios Gatsby ($D_{p=Gatsby}$), Homebrew ($D_{p=Homebrew}$) e Next.js ($D_{p=Next.js}$), conforme Tabela 6.1. Na etapa de coleta de dados (Figura 6.3 - A) foram coletados os arquivos HTML com as threads de discussões (discussão principal e comentários) e extraídos o conteúdo dos seguintes metadados: ID da discussão, a categoria a qual a discussão pertence, o criador (autor) da discussão, a data de criação, o número de comentários adicionados à discussão, o título da mesma e conteúdo textual da discussão principal. A seleção dos repositórios baseia-se no (1) uso do fórum Discussions, (2) indicação do time de profissionais da empresa GitHub e (3) na disponibilidade dos mantenedores das comunidades. As coletas foram executadas em diferentes ciclos, foram coletadas todas as postagens de discussão, públicas, disponíveis nos fóruns dos repositórios até setembro de 2022, totalizando 16.048 discussões.

6.2.2.1 Caracterização da base de dados

De acordo com a documentação da comunidade Gatsby, o Gatsby é um framework gratuito e de código aberto baseada em React que ajuda desenvolvedores a criarem sites e aplicativos extremamente rápidos 5 ("Gatsby is a free and open source framework based on React that helps developers build blazing fast websites and apps."). O conjunto de discussões coletadas do projeto forma a base $D_{p=Gatsby}$. Na data da coleta dos dados, foram obtidas 1.886 discussões do projeto, sendo assim $|D_{p=Gatsby}|=1.886$ (Tabela 6.1). O fórum contém discussões no nível do reposi-

⁵https://github.com/gatsbyjs/gatsby/blob/master/README.md

tório, o que significa que todas as postagens de discussão referentes ao projeto são acessíveis por membros e visitantes do repositório. A Figura 6.4-(a) mostra o número de novas discussões criadas na comunidade ao longo de 32 meses (01/2020 a 08/2022). De acordo com a janela de tempo analisada, a variação média da taxa de crescimento do uso do *Discussions* no Gatsby (considerando o número de novas discussões criadas) é de 13,4%. Este número reflete a aceitação e a utilização do fórum pelas comunidades do projeto. Os tipos de categorias, até então, disponibilizadas para a classificação das discussões do projeto eram community, help, ideas-feature-requests, rfc e umbrella-discussions. As discussões do tipo help predominavam no fórum do projeto, totalizando 76,03%, seguidas pelas discussões do tipo ideas-fearute-requests, umbrella-discussions, rfc e community, totalizando 19,24%, 1,85%, 1,48% e 1,37% das discussões, respectivamente (Figura 6.4-(b)).

O Homebrew é um projeto open source que facilita a instalação de ferramentas UNIX que a Apple não incluiu no macOS. Ele também pode ser usado para instalar software não empacotado na distribuição Linux sem a necessidade do sudo⁶ ("install the UNIX tools Apple didn't include with macOS. It can also install software not packaged for your Linux distribution to your home directory without requiring sudo"). O conjunto de discussões coletadas do repositório Homebrew é denominado $D_{Homebrew}$. Na data de criação da base de dados, foram coletadas 2.490 discussões do projeto (Tabela 6.1), sendo assim $|D_{p=Homebrew}| = 2.490$. A Figura 6.4-(c) mostra a distribuição de novas discussões criadas no projeto ao longo de 24 meses (09/2020 a 08/2022). Apesar de estar disponível desde janeiro de 2020, a postagem de discussão mais antiga coletada do projeto Homebrew é de setembro de 2020. A variação média da taxa de crescimento do uso do fórum (considerando o número de novas discussões criadas) é de 18,02%. Os meses com maior número de discussões criadas foram dezembro/20, janeiro e fevereiro de 2021, totalizando 148, 151 e 195 novas discussões, respectivamente. Tais valores representam o maior pico mostrado pela Figura 6.4-(c). Diferentemente do Gatsby e do Next. js, a organização das discussões do projeto Homebrew é feita por tipo de problema e não por tipo de pergunta. O Homebrew possui um repositório específico, chamado "discussions", contendo as discussões ao nível de organização para o projeto. Este

⁶https://docs.brew.sh/

repositório, "discussions", substitui o fórum obsoleto da comunidade. As categorias disponibilizadas pelo projeto até o momento da coleta de dados eram casks, Getting-started, tap-maintenance-and- brew- development, daily-usage, linux, polls e Writing-formulae-casks. As discussões do tipo daily-usage são as mais comuns no conjunto de dados $D_{Homebrew}$, totalizando 47,30%. Seguido por Getting-started, casks, tap-maintenance-and-brew-development, linux, writing-formulae-casks e polls totalizando 17,46%, 13,65%, 9,27%, 6,90%, 5,34% e 0,04% das discussões, respectivamente (Figura 6.4-(d)).

O Next. js é um projeto de código aberto que fornece uma solução para construir um aplicativo web completo com React⁷ ("provides a solution to build a complete web application with React"). A comunidade Next. is se destaca por apoiar, desde o início, o lançamento do GitHub Discussions. O Next. js foi o projeto com maior número de discussões analisadas. Na data de coleta dos dados foram obtidas 11.672 postagens de discussões públicas, logo tem-se que $|D_{p=Next,is}| = 11.672$. A Figura 6.4-(e) mostra a distribuição de novas discussões criadas no projeto ao longo de 32 meses (01/2020 a 08/2022). Neste período, a variação média da taxa de crescimento do uso do fórum (considerando o número de novas discussões criadas) foi de 30,43%, sendo o projeto com a maior taxa de crescimento média dentre os três analisados. Os meses com maior número de discussões criadas foram maio, junho e outubro de 2020 com 589, 544 e 562, respectivamente (Figura 6.4-(e)). As categorias disponibilizadas pelo projeto, no momento da coleta dos dados, eram ideas, help, polls, react-server-components, rfc, e show-and-tell. As discussões do tipo help eram predominantes na base de dados do Next. js, totalizando 85,82% das discussões, seguidas pelas discussões do tipo ideas, show-and-tell, rfc, react-server-components e polls, totalizando 12,73\%, 1,03\%, 0,21\%, 0,17\% e 0,01\% das discussões, respectivamente (Figura 6.4-(f)).

Por fim, a base de dados considerada na avaliação do RK-Component é composta pelas discussões coletadas dos três projetos descritos. Sendo assim, a base de dados D é dada por $D = D_{p=Gatsby} \cup D_{p=Homebrew} \cup D_{p=Next.js}$.

As seguir são descritas as etapas de pré-processamento e de determinação do PRK apresentadas na Figura 6.3-(b) e 6.3-(c), respectivamente.

⁷https://nextjs.org/learn/basics/create-nextjs-app

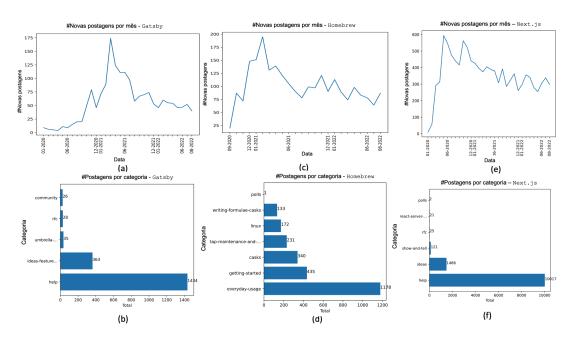


Figura 6.4: Caracterização da base de dados - Gatsby, Homebrew e Next. js

1. Pré-processamento

A coleção de dados gerada, D, foi submetida à etapa de pré-processamento. Primeiramente, foram aplicados filtros que têm por objetivo particionar a base de dados em subconjuntos de dados. A aplicação de filtros impacta na identificação dos conjuntos de pares de discussões candidatas a relacionadas, R. Foram utilizados dois filtros: (1) filtro de projeto e (2) filtro de categorias. O filtro de projeto, p, é utilizado para selecionar discussões de um projeto específico. Já o filtro de categorias, c, foi usado para delimitar o tipo das discussões, conforme categoria, que serão submetidas à análise do componente. O filtro de categorias pode receber quaisquer rótulos disponibilizado por um projeto p. Os filtros usados são apresentados na forma $p = \alpha | c = \beta$, onde p indica o nome do projeto (ex.: Gatsby, Homebrew ou Next.js) e c identifica o nome da categoria. A definição de ambos os filtros facilita a avaliação e a discussão dos resultados alcançados.

Para padronizar a escrita dos resultados e facilitar a leitura dos mesmos, optou-se por usar os seguintes rótulos de categoria: Q&A, Ideas e ALL. O rótulo Q&A é usado para referenciar as discussões do tipo "Question and Answering" (help) dos projetos. O rótulo Ideas é usado para referenciar as discussões do tipo

ideas ou ideas-fearute-requests. O rótulo Q&A refere-se à categoria help para os projetos Gatsby e Next.js, e o rótulo Ideas refere-se às categorias ideas-feature-requests e ideas dos projetos Gatsby e Next.js, respectivamente. O rótulo ALL é usado para indicar o processamento que todas as discussões, independente do tipo de categoria a qual pertença. Por exemplo, o rótulo de categoria ALL compreende todas as postagens de discussão pré-classificadas em ideas, help, polls, react-server-components, RFC e show-and-tell do repositório Next. js. Como descrito na Seção 6.2.2.1, a categorização das discussões do projeto Homebrew segue uma organização diferenciada, motivo pelo qual não foi aplicado filtro de categorias às discussões do projeto. Sendo assim, os resultados do projeto Homebrew são reportados considerando a configuração c = ALL. A divisão do conjunto de dados por categorias justifica-se, pois as discussões do tipo Q&A e Ideas são a maioria nos projetos Gatsby e Next. js. A união das discussões de tais categorias representa 95,28% e 98,55% das postagens de discussão presentes em $D_{p=Gatsby}$ e $D_{p=Next.js}$, respectivamente. Além disso, a documentação do Discussions encoraja o uso de ambas as categorias para propósitos diferentes: discussões do tipo Q&A para pedir ajuda à comunidade em questões relacionadas ao projeto e Ideas para compartilhar e discutir ideias para novos recursos (GitHub, 2021a).

Durante o pré-processamento também foram selecionados o título e o conteúdo ($body\ text$) das discussões. No total, foram gerados sete subconjuntos de dados sobre os quais a eficácia do componente foi avaliada. Os subconjuntos gerados são listados na na terceira coluna da Tabela 6.2, onde $D_{p=Gatsby|c=Q\&A}$ corresponde à coleção de discussões formada pelas postagens do tipo help do projeto Gatsby, $D_{p=Gatsby|c=Ideas}$ corresponde à coleção de discussões do tipo ideas-feature-requests do projeto Gatsby e assim sucessivamente.

Seguindo as subetapas de pré-processamento (Figura 6.3-B), os subconjuntos de discussões gerados passaram por diferentes fases de remoção de ruídos e formatação. A última etapa de pré-processamento desconsidera as discussões de tamanho zero. Foram desconsideradas 2 discussões do projeto Gastby, 3 do projeto Homebrew e 6 do projeto Next.js.

2. Determinação do PRK

Após a etapa de pré-processamento, o algoritmo verificador de postagens

relacionadas calculou os valores da similaridade semântica dos pares de discussões pertencentes aos sete subconjuntos de dados gerados (Tabela 6.2, coluna 3). O cálculo de similaridade foi feito conforme Seção 3.4.

Conforme mostra Figura 6.3-C, a determinação dos pares de postagens relacionadas depende da definição do parâmetro K, sendo o conjunto de pares de discussões candidatas a relacionadas, R, impactado por este. O valor de K é usado na seleção dos valores de similaridade das top-K discussões targets mais similares a cada discussão *master* presente no conjunto de dados analisado. Os valores de K testados foram 5 e 10. Para cada $D_{p=\alpha|c=\beta}$ subconjunto de dados apresentado na Tabela 6.2, o componente foi configurado para ser executado com K=5e K=10. A configuração de K restringe o universo de busca por discussões relacionadas. Fazendo K=5 e K=10 a eficácia do componente será avaliado considerando as 5 e as 10 discussões mais similares ao conjunto de discussões analisadas, respectivamente. Valores maiores que 10 expandem o universo de busca e não foram considerados, pois o componente visa atingir maiores valores de precisão na identificação de pares de postagens relacionadas, em detrimento à abrangência. Por se tratar de um parâmetro que exige configuração, espera-se que os mantenedores de projetos OSS possam melhor definir o valor de K de acordo com suas respectivas necessidades. Os mantenedores podem diminuir o valor de K para aumentar as chances de detectar discussões duplicadas ou aumentar Kpara explorar ocorrências de discussões com tópicos semelhantes.

No total, a abordagem foi executada sob 14 diferentes configurações (Tabela 6.2, coluna 4). Para cada configuração foi calculado o valor do limiar local, $T_{related}$, e gerado o conjunto R de discussões relacionadas. A quarta coluna da Tabela 6.2 lista os conjuntos de discussões candidatas a relacionadas gerados a partir das configurações aplicadas. O conjunto $R_{p=Gatsby|c=Q\&A|K=5}$ corresponde aos pares de discussões candidatas a relacionadas identificadas para o projeto Gatsby, ao fazer c=Q&A e parametrizar K=5. O conjunto $R_{p=Gatsby|c=Q\&A|K=10}$ corresponde aos pares de discussões candidatas a relacionadas identificadas para o projeto Gatsby, ao fazer c=Q&A e parametrizar K=10, e assim sucessivamente.

Base de Conjunto de candidatas a Repositório Categoria dados discussões relacionadas $R_{p=Gatsby|c=Q\&A|K=5}$ Q&A $D_{p=Gatsby|c=Q\&A}$ $R_{p=Gatsby|c=Q\&A|K=10}$ Gatsby $R_{p=Gatsby|c=idea|K=5}$ Idea $D_{p=Gatsby|c=idea}$ $R_{p=Gatsby|c=idea|K=10}$ $R_{p=Gatsby|c=ALL|K=5}$ ALL $D_{p=Gatsby|c=ALL}$ $R_{p=Gatsby|c=ALL|K=10}$ $R_{p=Homebrew|c=ALL|K=5}$ Homebrew ALL $D_{p=Homebrew|c=ALL}$ $R_{p=Homebrew|c=ALL|K=10}$ $R_{p=Next.js|c=Q\&A|K=5}$ Q&A $D_{p=Next.is|c=Q\&A}$ $R_{p=Next.js|c=Q\&A|K=10}$ Next.js $R_{p=Next.js|c=idea|K=5}$ $D_{p=Next.js|c=idea}$ Idea $R_{p=Next.js|c=idea|K=10}$ $R_{p=Next.js|c=ALL|K=5}$ ALL $D_{p=Next,is|c=ALL}$ $R_{p=Next.js|c=ALL|K=10}$

Tabela 6.2: Configurações de avaliação do RK-Component : repositórios, categorias e K

6.2.3 Avaliação do RK-Component

Visando avaliar a efetividade do *RK-Component* foram realizados estudos no contexto de comunidades *open source*. Visando identificar discussões relacionadas postadas no fórum *GitHub Discussions*, o componente processou a similaridade de discussões públicas criadas por usuários e membros de três diferentes projetos hospedados na plataforma (Tabela 6.1). Os resultados gerados foram avaliados pelos mantenedores das respectivas comunidades (no total, 3 participantes) e por 3 pesquisadores da área de Engenharia de Software (ES). Tanto os mantenedores quanto os pesquisadores de SE classificaram manualmente pares de candidatos a discussão relacionados como duplicados, quase duplicados ou não relacionados. Os mantenedores julgaram os pares de candidatos de discussão relacionados de acordo com seu projeto de trabalho. Os pesquisadores de SE atuaram na avaliação dos três projetos.

Os mantenedores, M_Gatsby, M_Homebrew e M_Next.js, foram contatados via time de profissionais do GitHub. M_Gatsby é um colaborador ativo da comu-

nidade de Gatsby. Ele cria conteúdo e temas para o projeto. O número de commits feitos por M_Gatsby ultrapassa o valor 600 nos últimos cinco anos. M_Homebrew é o líder do projeto Homebrew. Ele se atua ativamente nas atividades do projeto e já realizou mais de 7.000 commits nos últimos 11 anos. Por fim, M_Next.js também contribui ativamente para a comunidade de Next.js, tendo realizado mais de 500 commits no repositório. Os três pesquisadores, SE_R1, SE_R2 e SE_R3, contatados possuem diferentes expertises em desenvolvimento de software. SE_R1 é um profissional atuante na indústria de software e pesquisador da área de Engenharia de Software, SE_R2 é um colaborador e pesquisador de comunidades open source e SE_R3 é pesquisador da área de Engenharia de Software. Todos os pesquisadores possuem mais de cinco anos de experiência em suas respectivas áreas de atuação.

Os avaliadores receberam documentos on-line contendo instruções para avaliar os pares de postagens candidatas a relacionadas detectados pelo RK-Component, configurando o valor de K para K=5 e K=10. Os documentos (1) descreviam o conceito de postagens de discussão duplicadas e quase duplicadas e (2) listavam pares de candidatos a postagens relacionadas. Cada par de postagem candidato a relacionado foi descrito através dos ID e o título das discussões master e target. O ID era um link a partir do qual os avaliadores podiam acessar as postagens originais. Os avaliadores foram instruídos a adicionar o rótulo "D" para duplicadas, "R" para quase duplicadas e "N" para postagens não relacionadas. Os avaliadores podiam acrescentar comentários para justificar seus julgamentos.

O valor de precisão (precision) do componente foi calculado em comparação ao julgamento dos mantenedores de OSS e dos pesquisadores do SE. Os mantenedores de OSS possuem uma visão global do projeto. Eles poderiam julgar os pares de candidatos a discussão relacionados que requeriam um conhecimento mais aprofundado do contexto do projeto. Os pesquisadores de SE avaliaram pares de discussões já sabidamente relacionadas e apoiaram a avaliação de candidatos a discussões relacionadas do projeto Next.js. O julgamento dos mantenedores identificaram as previsões verdadeiramente positivas (true-positive).

6.2.4 Resultados

Como o modelo genérico de aprendizagem de máquina profunda usado trunca textos de entrada com mais de 384 palavras, primeiramente, foram analisados os comprimentos dos textos pertencentes as base de dados dos três projetos. Foram identificadas as porcentagens de postagens que não atendiam ao critério de possuir 384 palavras ou menos. No total, 21, 15 e 38 postagens nas bases de dados dos projetos Gatsby, Homebrew e Next. js possuem mais de 384 palavras, respectivamente. Esses valores representam menos de 0,70% do total de postagens de cada projeto, não representando um problema para os resultados aqui reportados.

As Tabelas 6.3, 6.4 e 6.5 mostram os valores dos limiares locais, $T_{related}$, e os números de pares de discussões candidatas a relacionadas identificadas, |R|, para os projetos Gatsby, Homebrew e Next.js, respectivamente. Nas tabelas também estão descritos, para cada combinação de filtro (projeto, categoria da discussão, e valor de K) os valores correspondentes ao tamanho das distribuições (size(D)) e as estatísticas descritivas de S (IQR, Q1, Q2 e Q3) usadas no cálculo dos limiares locais (Equação 3.2).

Para todos os filtros aplicados, o aumento do valor de K causou a diminuição dos valores de limiares locais $T_{related}$ (Tabelas 6.3, 6.4 e 6.5). A diminuição no valor do limiar faz com que o componente detecte novos pares de discussões candidatas a relacionadas. Os novos pares são aqueles cujo valor de similaridade antes não eram considerados *outliers*, porém passaram a ser com a alteração do valor de $Upper\ inner\ fence$, conforme Equações 3.1 e 3.2.

A Tabela 6.3 mostra os resultados obtidos para o projeto Gatsby. Para K=5 e c=Q&A, o valor do limiar foi calculado baseado nos valores de similaridade de 6.061 pares únicos de postagens de discussões, size(D), gerando $T_{related}=0.9493$ e detectando 3 pares de discussões candidatas a relacionadas, |R|. As parametrizações |p=Gatsby|c=Q&A|K=10 fizeram com que valor do limiar, $T_{related}=0.9348$, fosse calculado baseado nos valores de similaridade de 12.111 pares de discussões e 5 pares de candidatas a relacionadas foram identificados. Comparando o limite local $T_{related}$ entre Q&A e Ideas, nota-se que o limite local Ideas é menor tanto para K=5 quanto para K=10, sugerindo a necessidade de investigação da(s) diferença(s) existentes entre postagens de discussão Q&A e

	Gatsby - Valores de similaridade					
	c = Q&A		c = Ideas		c = ALL	
	K = 5	K = 10	K = 5	K = 10	K = 5	K = 10
Size(S)	6.061	12.111	1.425	2.826	7.892	15.729
IQR	0,147	$0,\!151$	0,134	0,140	0,139	0,142
Q1	$0,\!579$	$0,\!555$	0,513	$0,\!476$	$0,\!586$	$0,\!560$
Q2	0,663	0,641	0,593	$0,\!560$	0,665	0,642
Q3	0,727	0,706	0,648	0,617	0,725	0,703
$T_{related}$	0,9493	0,9348	0,8498	0,8287	0,9339	0,9181
R	3	5	6	9	7	9

Tabela 6.3: Estatística descritiva, valores de $T_{related}$ e |R| - Gatsby

Ideas.

Tabela 6.4: Estatística descritiva, valores de $T_{related}$ e |R| - Homebrew

Homebrew - Valores de similaridade			
	c = ALL		
	K = 5	K = 10	
Size(S)	10.386	20.611	
IQR	$0,\!128$	0,129	
Q1	$0,\!550$	$0,\!525$	
Q2	0,617	0,593	
Q3	0,678	0,654	
$T_{related}$	0,8717	0,8476	
R	20	34	

A Tabela 6.4 mostra os resultados obtidos para o projeto Homebrew. O componente quase duplicou as postagens avaliadas para detectar 14 novos pares de candidatos a postagens relacionadas ao usar K=5 e K=10. Além disso, o valor do limiar diminuiu em 0,024 unidades. Embora o número de pares avaliados tenha duplicado, o número de candidatos a postagens de discussão relacionadas não duplicou. Isso sugere que aumentar K também aumenta o número de instâncias de postagem de discussão não relacionadas na distribuição S.

Os números apresentados na Tabela 6.5, referentes ao tamanho da distribuição,

	Next.js - Valores de similaridade					
	c = Q&A		c = Ideas		c = ALL	
	K = 5	K = 10	K = 5	K = 10	K = 5	K = 10
Size(S)	41.426	82.033	5.832	11.476	48.120	95.327
IQR	0,110	0,113	0,112	0,112	0,108	0,110
Q1	0,589	$0,\!567$	$0,\!560$	0,532	0,597	$0,\!574$
Q2	0,647	0,625	0,619	$0,\!590$	0,653	0,632
Q3	0,700	0,680	0,673	0,644	0,705	0,685
$T_{related}$	0,8650	0,8501	0,8415	0,8130	0,8679	0,8509
R	132	175	90	151	220	309

Tabela 6.5: Estatística descritiva, valores de $T_{related}$ e |R| - Next.js

Size(D), e quantidade de pares de discussões candidatas a relacionadas, |R|, do projeto Next.js, corroboram o cenário descrito por Ahasanuzzaman et al. (2016). Os autores destacam que o aumento da popularidade dos fóruns acarreta o aumento da quantidade de questões criadas e, consequentemente, pode aumentar o número de relacionadas (Ahasanuzzaman et al., 2016). Dado que o projeto Next.js é o maior em números de discussões criadas (Tabela 6.1), as chances de se ocorrer discussões relacionadas aumenta. O maior número de pares de discussões candidatas a relacionadas, para o projeto Next.js, foi obtida para a configuração |p= Next.js|c=ALL|K=10 onde 309 instâncias foram identificadas como pares de discussões relacionadas pelo componente (Tabela 6.5).

Para cada um dos 14 grupos de configuração apresentados na Tabela 6.2 coluna 4, o componente calculou diferentes valores de limites locais e detectou diferentes quantidades de pares de discussões candidatas a relacionadas. Destaca-se que todos os conjuntos de postagens candidatas a relacionadas detectados considerando K=5 são subconjuntos dos conjuntos gerados por K=10. Tabela 6.6 mostra o valor de precisão alcançado pelo componente considerando os 14 grupos de configuração. Ressaltamos que o componente é parametrizável. Os mantenedores podem definir o valor de K de acordo com seus respectivos interesses, podendo detectar postagens duplicadas ou similares.

Na Tabela 6.6 são apresentados os valores de precisão atingidos pela abordagem ao identificar pares de discussões candidatas à relacionadas. Conforme

Tabelas 6.3, 6.4 e 6.5, o menor conjunto de candidatas a relacionadas formado foi identificado para o projeto Gatsby fazendo c = Q&A e K = 5, logo temos $|R_{p=\text{Gatsby}|c=Q\&A|K=5}|=3$. Contudo, para esta configuração o componente atingiu 100% de precisão (Tabela 6.6), ou seja, todos os pares identificam discussões relacionadas entre si. Por outro lado, o maior conjunto de candidatos a discussão relacionados detectado pelo componente foi obtido usando a configuração |p=Next.js|c=ALL|K=10. No total, foram identificados 309 pares de discussões candidatas a relacionadas, $|R_{p=\text{Next.js}|c=ALL|K=10}|=309$, dos quais 290 foram julgados pelos avaliadores como sendo relacionados. Com essa configuração o componente atingiu precisão de 93.85% (Tabela 6.6).

Tabela 6.6: Valores de Precisão atingidos pelo RK-Component

Categoria	K = 5	K = 10		
	Gatsby			
Q&A	100% (3/3)	100% (5/5)		
Ideas	$83,33\% \ (5/6)$	$77,78\% \ (7/9)$		
ALL	$100\% \ (7/7)$	100% (9/9)		
	Homebrew			
ALL	95% (19/20)	91,17% (31/34)		
	Next.js			
Q&A	93,94% (124/132)	89,14% (156/175)		
$egin{array}{l} { m Ideas} \\ { m ALL} \end{array}$	98,89% (89/90) 99,09% (218/220)	95,36% (144/151) 93,85% (290/309)		

Os pares de discussões candidatas a relacionadas do projeto Gatsby foram avaliados sob a perspectiva de um dos mantenedores do projeto, M_Gatsby, e de dois pesquisadores de ES, SE_R1 e SE_R3. Os pesquisadores julgaram os pares com maior valor de similaridade, acima de 0,9415, e entraram em consenso sobre o relacionamento existente entre as discussões analisadas. Essa intervenção pontual foi solicitada pela equipe de profissionais do GitHub com objetivo de poupar o tempo e os esforços gastos pelo mantenedor do projeto Gatsby no julgamento de casos de duplicadas. O julgamento dos pares de discussões candidatas a relacionadas que demandavam conhecimento técnico sobre o projeto foi feito pelo

mantenedor M_Gatsby. No total, os pesquisadores julgaram 5 pares de candidatos a discussão relacionadas, concordando que todos os pares julgados continham discussões relacionadas. O mantenedor M_Gatsby julgou 13 pares que exigiam conhecimento técnico prévio sobre o projeto. Conforme Tabela 6.6, o componente atingiu o valor máximo de precisão (100%) na identificação de pares de discussões relacionadas do tipo Q&A. A categoria Ideas do projeto Gatsby apresentou precisão inferior às demais categorias. Analisando as previsões falso-positivas da categoria Ideas, notamos que o componente não capturou as especificidades de problemas relacionados ao projeto de dois pares. Embora os dois candidatos a postagens de discussão relacionadas abordassem o mesmo tópico e tivessem uma interseção de palavras-chave do projeto, eles abordaram problemas diferentes.

O julgamento dos pares de discussões candidatas a relacionadas do projeto Homebrew também foram julgados por dois pesquisadores da área de ES (SE R1 e SE_R3) e por um dos mantenedores do projeto (M_Homebrew). Os pesquisadores julgaram pares de discussões candidatas a relacionadas com valor de similaridade acima de 0,9558. No total, os pesquisadores avaliaram 4 pares de duplicadas, concordando que todos os quatro pares continham postagens relacionadas. Já o mantenedor M_Homebrew julgou 30 pares de candidatas a postagens relacionadas. Os avaliadores julgaram que 19 (dos 20) pares com postagens candidatas a relacionadas apresentados em $R_{p=\text{Homebrew}|c=ALL|K=5}$ como relacionados. A partir da perspectiva dos avaliadores, 31 dos 34 pares de discussões são verdadeiramente relacionados. O mantenedor M Homebrew julgou as discussões de três pares como não relacionadas. A categorização das discussões do projeto Homebrew não possui a mesma organização dos demais projetos aqui analisados. Por isso, os valores apresentados para o projeto são referentes ao cálculo de similaridade de todas as discussões presentes na base de dados do projeto (c = ALL), independente do tipo de categoria.

Por fim, o número de pares de discussões candidatas a relacionadas identificadas para o projeto Next.js exigiu maior participação dos pesquisadores no julgamento dos pares. Por se tratar de um número maior, o julgamento de todos os pares pelo mantenedor do projeto se tornou inviável. Sendo assim, dois pesquisadores (SE_R2 e SE_R3) avaliaram os pares contendo discussões candidatas a relacionadas do projeto Next.js. Contudo, para garantir a confiabilidade dos

valores reportados, os dois pesquisadores que participaram do julgamento dos pares tiveram consenso mensurado. A concordância entre os avaliadores foi medida usando o coeficiente *Cohen's Kappa* (Cohen, 1960), atingindo o valor 0,85. Esse valor indica concordância *almost perfect* conforme a interpretação proposta por Landis e Koch (Landis and Koch, 1977). No entanto, foi coletado o feedback do mantenedor do projeto Next.js em relação a uma amostra aleatória de 27 pares de postagens relacionadas e não relacionadas.

A Tabela 6.6 mostra que apesar do número de candidatas a relacionadas obtido com a variação do valor de K aumentar, a precisão atingida sofre uma degradação. No total, para o projeto Gatsby, o componente apontou 18 pares únicos de discussões candidatas a relacionadas, para o projeto Homebrew foram apontas 34 pares únicos de candidatas a relacionadas e para o projeto Next.js o componente apontou 344 pares. Em relação aos resultados do projeto Gatsby, dois pares de candidatos a discussão relacionados foram classificados como não relacionados pelo mantenedor do M_Gatsby. Assim, 16 dos 18 pares detectados estavam realmente relacionados, alcançando 88,88% de acurácia. Da perspectiva do mantenedor M_Homebrew, dos 34 pares de candidatos à discussão relacionados detectados, três são falsos positivos. Portanto, o componente previu com 91,17% de acurácia as postagens de discussão verdadeiramente relacionadas. Por fim, o RK-Component previu com acurácia de 91,86% as postagens de discussão relacionadas considerando o projeto Next.js. Dos 344 pares detectados, 28 são falsos positivos.

A taxa de recall (Equação 2.5) foi medida para avaliar a eficácia do RK-Compoenet na identificação de postagens relacionadas. Para isso, selecionamos, para cada projeto, uma amostra de aproximadamente 400 pares de postagens de discussão cuja similaridade foi calculada pelo componente, considerando todas as postagens de discussão nas bases de dados dos projetos (c = ALL) e configurando K = 10. Os pares de postagens de discussão foram selecionados aleatoriamente. Definimos o tamanho da amostra calculando o tamanho de uma amostra representativa de discussões em cada repositório, considerando uma margem de erro de 10% e um nível de confiança de 95%. No total, selecionamos quase 1.200 pares de discussões. Dois pesquisadores de SE classificaram manualmente (independentemente) os pares de postagens de discussão da amostra. Quantificamos a

Tabela 6.7: Avaliação do RK-Component - Análise de Amostras

\overline{K}	R	Precision	Recall				
		Gatsby					
10	4	100% (4/4)	11,76% (4/34)				
20	5	100% (5/5)	$14,70\% \ (5/34)$				
30	6	100% (6/6)	$17,64\% \ (6/34)$				
40	7	$100\% \ (7/7)$	$20,58\% \ (7/34)$				
50	9	100% (9/9)	$26,47\% \ (9/34)$				
60	10	$100\% \ (10/10)$	$29,41\% \ (10/34)$				
70	11	$100\% \ (11/11)$	$32,35\% \ (11/34)$				
80	14	$100\% \ (14/14)$	$41,17\% \ (14/34)$				
90	16	$100\% \ (16/16)$	$47,05\% \ (16/34)$				
100	19	$89.47\% \ (17/19)$	$50,00\% \ (17/34)$				
110	21	$85.71\% \ (18/21)$	$52,94\% \ (18/34)$				
120	29	$72.41\% \ (21/29)$	$61,76\% \ (21/34)$				
		Homebrew					
10	6	100% (6/6)	10.00% (6/60)				
20	23	$95.65\% \ (22/23)$	$36,66\% \ (22/60)$				
30	42	78.57% (33/42)	55,00% (33/60)				
40	60	$66.66\% \ (40/60)$	$66,66\% \ (40/60)$				
		Next.js					
10	24	100% (24/24)	23,07% (24/104)				
20	42	$76.19\% \ (32/42)$	$30,76\% \ (32/104)$				
30	60	$65.00\% \ (39/60)$	$37,50\% \ (39/104)$				
40	75	$60.00\% \ (45/75)$	$43,26\% \ (45/104)$				

concordância entre os pesquisadores envolvidos na classificação manual para minimizar vieses e erros de classificação usando a medida Kappa de Cohen (Cohen, 1960). Os valores de Cohen's Kappa alcançados foram 0,90 para o projeto Gatsby, 0,62 para o Homebrew e 0,85 para o projeto Next.js. Os valores mostram concordância entre os avaliadores, os quais são quase perfeitos, substanciais e quase perfeitos (Landis and Koch, 1977). A análise da fração de pares relacionados no universo representado pela amostra é baixa. Para o projeto Gatsby, apenas 12% dos pares de discussão na amostra são relacionados. Para o projeto Homebrew, 14% dos pares de discussão são relacionados. Além disso, apenas 23% dos pares de discussão da amostra Next.js são relacionados.

A Tabela 6.7 mostra as taxas de recall alcançadas. Os três projetos apresentaram comportamento semelhante em relação às métricas Precision e Recall com base nas amostras analisadas. A precisão (precision) diminui à medida que a revocação (recall) aumenta. O valor de K causa essa variação. Valores menores de K limitam o espaço de pesquisa e aumentam o valor do limite local, detectando postagens relacionadas com alta precisão, mas comprometendo a detecção de todos os pares de postagens relacionadas. Valores baixo de K são úteis para detectar discussões com conteúdo textual próximo (duplicadas) e fornecem evidências para os mantenedores excluírem postagens de discussão do fórum da comunidade. Neste caso, um alto valor de recall pode não ser necessário, já que os mantenedores do OSS geralmente não querem todas as postagens de discussão relacionadas, preferindo apenas aquelas que podem ser duplicadas.

Por outro lado, valores maiores de K expandem o espaço de busca para postagens relacionadas e reduzem o valor do limite local, detectando novos pares de postagens relacionadas e comprometendo a precisão da abordagem. Os mantenedores podem definir valores altos de K para avaliar os posts de discussão de forma abrangente. Nesse caso, os mantenedores do OSS podem usar os resultados do RK-Component para detectar tópicos comumente discutidos no fórum e planejar intervenções apropriadas. Os mantenedores interessados em realizar uma análise profunda das postagens de discussão podem variar o valor de K de acordo com suas necessidades. Taxas de recall superiores a 60% são alcançadas ao definir K=120 para Gatsby e K=40 para o projeto Homebrew. Em ambos os projetos, o valor de K permitiu a taxa de precisão superior a 60%. Esses valores de recall

#Discussões	Criação dos embeddings (s)	Cálculo de similaridade (s)
	Gatsby	
1.883	645,55	488,55
	Homebrew	
2.488	495,51	557,12
	Next.js	
11.666	1833,03	1854,15

Tabela 6.8: Tempo de execução do RK-Component - c = ALL e K = 10

denotam recuperação melhor que aleatória (Buckland and Gey, 1994).

Embora a taxa de recall seja uma métrica relevante, o planejamento do RK-Component visou no desenvolvimento de uma abordagem mais conservadora que detecte postagens verdadeiramente relacionadas para apoiar o processo de tomada de decisão dos mantenedores do OSS. Além disso, o componente não faz intervenções automáticas, como excluir ou mesclar postagens de discussão. Uma abordagem conservadora evita que os mantenedores do OSS gastem muito tempo moderando pares de discussão verdadeiramente relacionados. Dado que o componente é uma abordagem parametrizável, os mantenedores podem ajustar o valor de K (aumentar ou diminuir) para expandir ou comprimir o espaço de pesquisa por postagens relacionadas e, consequentemente, alterar o valor do limiar local usado para detectar pares de postagens relacionadas. As amostras rotuladas de pares (não) relacionados de postagens estão disponíveis no pacote de reprodução.

Por fim, foi medido o tempo para criar os embeddings de sentença de todas as postagens e o tempo para calcular todas as taxas de similaridade entre todas as postagens. A tabela 6.8 mostra o tempo de execução do componente considerando K=10 e c=ALL. O tempo de execução depende do número de postagens. Como o projeto Next. js é o maior, o RK-Component gastou muito mais tempo na análise do Next. js do que os outros projetos. A medida de tempo usada foi segundos (s). Foi utilizada uma máquina Intel Core i5 Dual-Core de 2,3 GHz

⁸https://zenodo.org/badge/latestdoi/635559152

com 8 GB para calcular esses valores. No entanto, é desnecessário recriar todos os *embeddings* de sentenças toda vez que o componente for executado. Pode-se salvar as *embeddings* para uso posterior.

Portanto, respondendo à QP deste estudo: Modelos genéricos de aprendizagem de máquina profunda, aplicáveis a problemas de processamento de linguagem natural (NLP), são eficazes na identificação de postagens de discussões relacionadas no GitHub *Discussions*?

Sim. O modelo pré-treinado, de propósito geral, aplicável a problemas de PLN, do *Sentence-BERT*, pode ser usado na detecção de postagens relacionadas realizadas no fórum GitHub *Discussions*. Os resultados apresentados nas Tabelas 6.6 e 6.8 mostram a eficácia do uso do modelo all-mpnet-base-v2 para determinar os *embeddings* das postagens e detectar discussões relacionadas usando a similaridade de cosseno.

6.2.5 Discussões

A seguir, são discutidos os impactos causados pela alteração do valor K, os falsos positivos detectados, as perspectivas dos mantenedores em relação às postagens relacionadas detectadas, a eficácia do RK-Component comparado a outras abordagens e os benefícios propiciados pelo RK-Component.

6.2.5.1 Impactos causados pela alteração do valor K

O valor K delimita os limites de busca para pares de postagens candidatas a relacionadas. À medida que o valor de K aumenta, os limites do espaço de busca por postagens relacionadas também aumentam. Por outro lado, à medida o valor de K diminui tais limites diminuem, aumentando as chances de detectar duplicadas. Logo, a alteração do valor de K provoca variações no valor do limiar local $T_{related}$ e, consequentemente, no número de pares de discussões candidatas a relacionadas detectados. Ao configurar o componente para executar com K=5 e K=10, notou-se que os conjuntos com discussões candidatas a relacionadas criados para K=5 são subconjuntos de K=10.

Como consequência, há o risco de propagação em cascata de previsões falsopositivas através dos conjuntos de candidatos de discussões relacionadas. Fato
que ocorreu nos conjuntos de discussões relacionadas detectados para p = Gatsbye c = Ideas. O mesmo par (master, target) não relacionado, identificado por
M_Gatsby, ocorre em $R_{p=Gatsby|c=Ideas|K=5}$ e $R_{p=Gatsby|c=Ideas|K=10}$. Embora a taxa
de precisão tenda a diminuir, a abordagem detecta novos pares de discussões
relacionadas quando o valor de K varia de 5 para 10.

Projeto Gatsby: Analisando $R_{p=\text{Gatsby}|c=Q\&A|K=5}$ e $R_{p=\text{Gatsby}|c=Q\&A|K=10}$ foram detectados dois novos pares de discussões relacionadas ao alterar o valor K de 5 para 10. O mantenedor do projeto Gatsby, M_Gatsby, julgou as postagens de ambos os pares como relacionadas. Considerando p = Gatsby|c = Ideas|K = 5e p = Gatsby|c = Ideas|K = 10, o componente também detectou dois novos pares de discussões candidatas a relacionadas. No entanto, um dos dois novos pares foi julgado não relacionado por M_Gatsby. Dos sete pares de candidatas a relacionadas identificadas para $R_{p=Gatsby|c=ALL|K=5}$, houve uma interseção de cinco pares com $R_{p=\mathsf{Gatsby}|c=Q\&A|K=10}$. Todos esses cinco pares foram considerados relacionados na avaliação do conjunto $R_{p=\mathsf{Gatsby}|c=Q\&A|K=10}$. As discussões dos dois novos pares foram julgadas por M_Gatsby como sendo relacionadas. Contudo, as discussões dos novos pares foram criadas em categorias diferentes: na Ideas e na Q&A. Este cenário revela que usuários estão criando discussões relacionadas em categorias diferentes. Em relação ao conjunto de relacionadas $R_{p=\text{Gatsby}|c=ALL|K=10}$, dos nove pares identificados, sete já haviam sido julgados devido à interseção dos conjuntos. Os novos dois foram identificados como sendo relacionados pelo mantenedor M Gatsby.

Projeto Homebrew: Analisando os conjuntos de pares com discussões candidatas a relacionadas criados considerando as configurações $p={\tt Homebrew}|c=ALL|K=5$ e $p={\tt Homebrew}|c=ALL|K=10$, o componente detectou 14 novos pares de discussões candidatas a relacionadas ao alterar o valor K de 5 para 10. Dos novos 14 candidatos, M_Homebrew julgou dois pares como não relacionados.

Projeto Next.js: O componente detectou 43 novos pares candidatos a discussões relacionadas ao variar o valor K e fixar p = Next.js|c = Q&A. Dos 43 novos candidatos, os pesquisadores julgaram 11 pares como não relacionados. Isso significa que o componente detectou 32 novos pares de discussões relacionadas,

aumentando o valor de K. No entanto, os falsos positivos diminuíram o valor de precisão da abordagem de 94% para 89%, aproximadamente. Este cenário se repete para p = Next.js|c = Ideas e p = Next.js|c = ALL. Ao alterar o valor K de 5 para 10, o componente detectou 61 e 89 novos pares de discussões candidatas a relacionadas para c = Ideas e c = ALL, respectivamente. No total, seis e 14 novos candidatos para c = Ideas e c = ALL foram julgados não relacionados pelos avaliadores, respectivamente. Em ambos os casos, a taxa de precisão diminuiu.

Devido à relação de interseção entre os conjuntos com pares de discussões candidatas a relacionadas, os avaliadores já haviam julgado 208 dos 220 pares do conjunto $R_{p=\text{Next.js}|c=ALL|K=5}$. Os pesquisadores avaliaram os novos pares como relacionados. Entre os novos 12 pares, dez pares tiveram discussões criadas pelo mesmo usuário, dez pares tiveram uma das discussões criada como Q&A e a outra como Ideas, e um par teve uma das discussões criadas como Q&A e a outra como show-and-tell. Esta descoberta corrobora as descobertas do projeto Gatsby: os usuários criam postagens de discussão relacionadas em diferentes categorias. Em relação ao conjunto $R_{p=\text{Next.js}|c=ALL|K=10}$, os avaliadores já haviam julgado 303 dos 309 pares de discussões candidatas a relacionadas. Dois novos pares foram julgados como sendo não relacionados.

Os mantenedores de projetos hospedados na plataforma podem definir o valor de K de acordo com seus respectivos interesses. Diminuir o valor K aumenta o valor de precisão do componente. Valores de precisão mais altos garantem maior assertividade na detecção de verdadeiros positivos. Por outro lado, aumentar o valor K pode reduzir o valor de precisão. No entanto, aumentar o valor K também aumenta o número de pares de discussões candidatas a relacionadas detectados.

Valores menores de K restringem o espaço de pesquisa e aumentam o valor do limiar local, resultando em maiores valores de precisão, mas comprometendo a detecção de todos os pares de postagens relacionados. Valores baixos de K são benéficos para identificar duplicadas, fornecendo evidências para que mantenedores removerem postagens do fórum da comunidade. Nesse cenário, um alto valor de recall pode não ser relevante, pois os mantenedores geralmente buscam apenas postagens relacionadas que podem ser duplicadas. Por outro lado, valores maiores de K expandem o espaço de busca de postagens relacionadas e detectam novos pares de postagens relacionadas e comprometendo a precisão da aborda-

gem. Os mantenedores podem definir valores altos de K para avaliar as postagens abrangentemente. Neste caso, os mantenedores podem usar os resultados do RK-Component para percorrer as postagens (Buckland and Gey, 1994), detectando tópicos comumente discutidos e planejar intervenções apropriadas. Os mantenedores interessados em fazer uma análise profunda das postagens podem variar o valor de K de acordo com suas respectivas necessidades.

6.2.5.2 Predições falso-positivas

Objetivando compreender os falsos positivos identificados pelo componente, os pesquisadores analisaram e discutiram o conteúdo dos pares de discussões identificados como sendo falso-positivos. Indícios que justificam a ocorrência de falso-positivos levam a identificação de limitações na abordagem, apresentadas a seguir por projeto.

Analisando as previsões falso-positivas, notou-se que o *RK-Component* identificou postagens com tópicos semelhantes. No entanto, não conseguiu capturar a especificidade do problema do projeto. Neste sentido, o *RK-Component* pode falhar em tratar contextos particulares de projetos de software, sugerindo postagens que abordam a mesma característica do projeto como sendo relacionadas, porém, diferem na especificidade do assunto. Esta limitação é chamada de "limitação de especificidade do projeto".

Também notou-se que os autores das postagens usaram capturas de tela para detalhar ou descrever os problemas enfrentados e, ainda, usam descrições de log de erros para mostrar o rastreamento do erro. Além disso, foi observada a predominância de palavras-chave do template e palavras-chave dos projetos nas postagens identificadas como sendo falso-positivos.

O componente remove capturas de tela e descrições de erro incorporadas em tags HTML durante a etapa de pré-processamento. O componente também não usa imagens ou descrições de log de erros como fonte de evidência. No entanto, remover as capturas de tela e os erros de log pode eliminar a especificidade do problema. Além disso, após o pré-processamento, as palavras-chave do projeto podem se destacar do conteúdo real da discussão. Foi identificada a predominância das palavras-chave de template nos pares falso-positivos.

6.2.5.3 Perspectiva dos mantenedores de OSS em relação às discussões relacionadas detectadas

Mantenedores adicionaram comentários aos pares de discussões candidatas a relacionadas por eles avaliados. Tais comentários evidenciam (1) desafios no julgamento de discussões duplicadas e quase duplicadas, (2) motivos associados à existência de discussões relacionadas (duplicadas e quase duplicadas) e (3) aplicações práticas do componente.

• Desafios no julgamento de discussões duplicadas

Como limitações, destaca-se a imprecisão dos conceitos "discussões relacionadas" que pode depender da perspectiva dos avaliadores. Tal limitação pode introduzir vieses na avaliação do componente.

Com base nos comentários dos mantenedores sobre a amostra de discussões relacionadas analisadas, foram identificadas quatro motivos pelos quais os mantenedores classificaram pares de postagens como sendo duplicatos:

- 1. São cópias exatas umas das outras "...são duplicatas idênticas" (M_Next.js).
- 2. Abordam o mesmo problema "O problema inicial é essencialmente o mesmo e eles têm a mesma solução primária..." (M_Homebrew), "As duas discussões são sobre o mesmo problema e a solução é funcionalmente a mesma, embora os comandos específicos dados sejam ligeiramente diferentes..." (M_Homebrew), "O problema que o usuário na discussão target está enfrentando parece ser idêntico (como observado por eles em sua descrição)..." (M_Homebrew), "Esses tópicos são idênticos..." (M_Homebrew), "Contexto diferente, mas mesmo problema e solução." (M_Next.js).
- 3. Possuem interseção nos assuntos abordado "...a discussão master também discute um problema secundário que foi levantado durante a correção inicial." (M_Homebrew), "Mesma coisa exposta usando uma biblioteca externa para busca de dados" (M_Next.js).
- 4. Podem ser criadas pelo mesmo usuário "...e foram abertos pelo mesmo usuário" (M_Homebrew), "Postado pelo mesmo autor também." (M_Next.js).

A conceituação de duplicadas tende a variar de acordo com critérios objetivos e subjetivos. O primeiro critério exposto pelos mantenedores—cópias exatas—é objetivo e fácil de ser julgado, pois julgar duplicadas que são cópias exatas não exige que os avaliadores façam uma análise semântica profunda do conteúdo das discussões. No entanto, o segundo e o terceiro critérios exigem que os avaliadores analisem as discussões semanticamente para identificar a ocorrência de tópicos sobrepostos. Embora o quarto critério seja objetivo, os avaliadores não podem considerá-lo isoladamente para julgar duplicadas.

Por outro lado, foram identificadas cinco motivos pelos quais os mantenedores classificaram pares de postagens como sendo quase duplicadas:

- 1. Não são necessariamente cópias exatas umas das outras "...problemas semelhantes, mas não uma duplicada exata" (M_Homebrew), "Como usuários diferentes estão em threads diferentes, elas nunca serão 100% duplicadas." (M_Homebrew), "Estes estão todos relacionados a imagens, então eu diria que estão 'relacionadas', mas não são exatamente iquais" (M_Next.js).
- Abordam problemas similares "Mesma solução e problemas semelhantes..."
 (M_Homebrew), "Estas (discussões) estão discutindo a mesma coisa..."
 (M_Homebrew), "Ambos os usuários estão enfrentando o mesmo problema inicial..."
 (M_Homebrew), "...Estão todas relacionadas a imagens..."
 (M_Next.js).
- 3. Podem abordar assuntos complementares "A discussão de destino é na verdade uma continuação da discussão principal..." (M_Homebrew), "Esta é a RFC inicial de uma implementação de recurso, a outra discussão é uma questão pós-release." (M_Next.js), "Esta discussão fez com que o RFC 14890 fosse criada" (M_Next.js).
- 4. Podem abordar especificidades diferentes dentro de um mesmo tópico "Problema muito semelhante que se relaciona com o mesmo problema inicial, mas o problema real subjacente nos dois era totalmente diferente"
 (M_Homebrew), "...Um usuário abriu a discussão para obter ajuda porque
 a solução sugerida não funcionou. O outro usuário está perguntando por que
 o problema ocorreu em primeiro lugar." (M_Homebrew), "Um pedido de
 recurso para o recurso de otimização de imagem, relacionado, mas falando

sobre coisas diferentes." (M_Next.js), "Portanto, o tópico geral (guia) é o mesmo, o guia sobre o qual deveria tratar é diferente." (M_Gatsby).

5. Podem abordar o mesmo problema em contextos diferentes - "...é exatamente o mesmo bug... mas contexto diferente." (M_Next.js)..

Dada a imprecisão dos conceitos e baseando-se nos comentários dos mantenedores, nota-se que os mesmos também enfrentaram desafios na classificação dos pares de discussão como duplicadas ou quase duplicadas — " Isso se confunde um pouco entre duplicado e quase duplicado …"(M_Homebrew), "Definitivamente, há alguma semelhança entre os dois, mas não está muito claro se o problema é o mesmo... Então, é difícil dizer, mas não acho que sejam o mesmo." (M_Homebrew), "...Eu os consideraria duplicados sem o contexto adicional do que era necessário para corrigir o problema na discussão target." (M_Homebrew), "Eu estou lutando com este um pouco. São perguntas tecnicamente diferentes, então entendo porque o usuário abriu as duas (ambas têm o mesmo autor)..." (M_Homebrew), "É muito parecido, quase duplicado... mas ele tem uma solução diferente..."(M_Next.js). Esta imprecisão endossa a decisão de considerarmos as postagens duplicadas e quase duplicadas como sendo relacionadas.

Outra limitação observada refere-se como usuários descrevem suas dúvidas/problemas/solicitações, pois pode interferir tanto nos resultados gerados pelo componente quanto no julgamento dos avaliadores. Às vezes, pode ser um desafio para os usuários expressarem o problema claramente e com detalhes contextuais suficientes — "Ambas as pessoas tiveram um problema semelhante, mas descrito tão vagamente que poderia ser qualquer coisa." (M_Homebrew).

• Motivos associados à existência de discussões relacionadas

Comentários do mantenedor do projeto Homebrew evidenciam três motivos pelos quais usuários do *Discussions* criam postagens de discussão relacionadas. Embora não se trate de uma lista exaustiva, os três itens a seguir permitem que os mantenedores de OSS entendam as razões que levam a existência de discussões relacionadas e possam planejar ações para lidar com a situação. Os motivos foram discutidos com a equipe de engenharia do GitHub *Discussions* e formalmente

comprovados através de trechos de postagens coletadas no fórum dos projetos analisados. Logo, usuários do *Discussions* criam discussões relacionadas porque:

- 1. Desejam reforçar um pedido de ajuda "... Depois que os mantenedores pararam de responder, o usuário abriu uma nova discussão na tentativa de continuar." (M_Homebrew).
- Desejam acrescentar novas informação às postagens anteriormente criadas

 "O usuário nunca obteve uma resposta, então abriu um novo problema com
 mais algumas informações algumas semanas depois." (M_Homebrew).
- 3. Buscam alternativas diferentes para a solução do problema "...mas eles estão insatisfeitos com a solução apresentada na discussão principal e gostariam de uma alternativa." (M_Homebrew).

Especificamente no projeto Homebrew, o mantenedor destacou o cenário de múltiplos pares de discussões duplicadas entre si. O mantenedor afirma que se trata de uma situação peculiar, "Estes são um pouco complicado...". Apesar de serem discussões relacionadas, "Então, eu chamaria os problemas de duplicadas porque todos eles são o mesmo problema...", a solução dos problemas levantados depende da configuração de hardware e software das máquinas, "..cada situação é diferente depende totalmente da máquina e configuração específica do usuário.". O mantenedor afirma ainda que as soluções são diferentes e que não há forma única de ajudar com a demanda, "As soluções reais podem ser diferentes, mas não temos como ajudar com isso..." e que, apesar disso, a solução dada através do fórum é a mesma, "...do nosso ponto de vista, o conselho que podemos dar é o mesmo" (M_Homebrew). A identificação deste cenário pode ser usada para justificar uma necessidade de intervenção ou priorização, por parte dos mantenedores, em pontos específicos do projeto, objetivando a solução de problemas recorrente enfrentados pelas comunidades OSS.

• Aplicações práticas do RK-Component

Por fim, como aplicações práticas do componente, os mantenedores sugerem:

- Possibilidade de união das threads de discussões relacionadas "Essas (discussões) poderiam ter sido reunidas em uma discussão e faria sentido..."
 (M_Homebrew), "... Mas, se dependesse de mim, elas deveriam ter sido juntas na mesma discussão." (M_Homebrew)..
- 2. Possibilidade de remanejamento das discussões como comentários umas das outras "...o novo problema provavelmente deveria ter sido postado como um comentário na discussão principal" (M_Homebrew), "...(eles) teriam recebido uma atenção melhor como um comentário um sobre o outro." (M_Next.js), "Esta discussão poderia ter sido suficiente como um comentário sobre 21633." (M_Next.js)..
- 3. Possibilidade de recrutamento de colaboradores para tarefas específicas—
 "...pode ser útil para pessoas que procuram outros guias para contribuir (neste caso)." (M_Gatsby).

Embora os mantenedores tenham identificado algumas aplicações práticas para o RK-Component, a abordagem não visa excluir, mesclar ou organizar postagens de discussão automaticamente. No entanto, os resultados gerados pelo componente podem apoiar os mantenedores na realização de tais atividades.

6.2.5.4 Comparando a eficácia do RK-Component

Nesta seção, as medidas de eficácia relativa obtidas pelo componente são comparadas com os métodos anteriores desenvolvidos para detectar postagens duplicadas em diferentes canais de comunicação usados por desenvolvedores de software descritos na Tabela 6.9. As taxas de recall reportadas nas pesquisas são comparadas com as taxas de recall alcançadas pelo RK-Component. Não é objetivo identificar qual abordagem é a melhor. São fornecidas evidências da adequação do RK-Component para detectar postagens duplicadas e quase duplicadas baseando-se em um modelo de uso genérico e pré-treinado do Sentence-BERT.

Algumas pesquisas avaliaram as abordagens propostas usando medidas de precisão@k e recall@k. Ambas as métricas são normalmente usadas para medir a relevância dos principais k resultados para as preferências ou necessidades do usuário, especialmente em cenários em que se espera que o sistema forneça uma

lista ordenada de itens ou resultados (problemas de ranque). Deve-se ressaltar que o valor de K neste estudo tem uma interpretação diferente da explicada anteriormente de k (precisão@k e recall@k). Usamos o valor K para delimitar os limites de pesquisa para candidatos a postagens relacionadas e criar a distribuição S. O RK-Component usa o valor K para selecionar os valores de similaridade das K principais postagens mais semelhantes a cada postagem de discussão no conjunto de dados de entrada. Quanto maior o valor de K, maior o número de valores de similaridade selecionados. O RK-Component não foi avaliado com base nas principais recomendações de K. Nosso objetivo é avaliar todo o conjunto de candidatos relacionados retornados pela abordagem, pois não consideramos R uma lista ranqueada de postagens relacionadas.

Primeiramente, a precisão do componente é comparada com os valores de precisão relatados por pesquisas que visam identificar duplicadas em sistemas de rastreamento de bugs. A precisão do *RK-Component* varia entre 88% (Gatsby) a quase 92% (Homebrew e Next.js) e 66% de revocação. Alipour et al. (2013), Kukkar et al. (2020) e Cooper et al. (2021) relataram que suas respectivas abordagens atingiram 88%, 85%-99% e 84% de precisão. Runeson et al. (2007) relatam que atingiram entre 24%-42% de revocação. Sendo assim, a faixa de valores alcançada sugere a aplicabilidade do componente na identificação de postagens relacionadas.

Em segundo lugar, os valores relativos de precisão e recall alcançados pelo RK-Component são comparados com abordagens que identificam duplicadas nos fóruns de perguntas e respostas voltados para desenvolvedores. A abordagem proposta por Zhang et al. (2015), DupPredictor, alcançou uma taxa de recall de 63,8%. A abordagem de Mizobuchi and Takayama (2017) alcançou valores de recall variando de 15,48% a 43,13%. A abordagem de Zhang et al. (2018) alcançou recall entre 66% e 86%. Wang et al. (2020) obteve os melhores valores para recall@20, variando de 76% a 79%. Gao et al. (2022) relatam ter alcançado entre 68%-79% de recall. Por fim, Pei et al. (2021) relatou ter alcançado um recall de 82,28%. Observa-se que as abordagens variam em relação ao valor de recall relatado. Conforme a Tabela 6.7, o RK-Component alcançou uma taxa de recall de quase 67% para o projeto Homebrew. Acreditamos que esse valor seja porque o componente usa um modelo de uso geral. Todas as pesquisas contrastadas usam bases pré-rotuladas para treinar ou otimizar modelos de machine ou deep

learning. Criar um conjunto de dados rotulados para o fórum de discussões é uma oportunidade de pesquisa. No entanto, o dinamismo e a variedade de contextos de software no GitHub são um desafio para criar tal conjunto de dados. O conjunto de dados rotulados criado para medir a taxa de recall do RK-Component está disponível no pacote de reprodução⁹.

Por fim, os valores relativos de recall de abordagens que visam remover a duplicação de issues e pull requests na plataforma GitHub são comparados com as taxas de recall alcançadas pelo componente. Yu et al. (2018) relatou alcançar 70% de recall, a abordagem de Li et al. (2017) alcançou entre 55,3% e 71%, por fim, e Zhang et al. (2020) relatou atingir entre 38%-51% de recall@5 e 45-65% de recall@10. Logo, tem-se que RK-Component pode auxiliar os mantenedores na detecção de postagens duplicadas ou quase duplicadas no fórum Discussions.

Com base nos valores de precisão relatados (Tabela 6.6) e na taxa de recall alcançada (Tabela 6.7), afirma-se que o RK-Component se adequa para detectar postagens relacionadas (duplicadas e quase duplicadas) no GitHub Discussions. No entanto, pretende-se melhorar a precisão da abordagem e os valores de recall alcançados. Planeja-se evoluir o algoritmo do componente para que este considere trechos de código e imagens na etapa de medição de similaridade das postagens.

A diversidade de contextos de projetos hospedados na plataforma GitHub, gera oportunidades para o desenvolvimento de abordagens automáticas de identificação de postagens relacionadas no fórum *Discussions*. Contudo, o número significativo de comunidades de OSS, a singularidade dos projetos e as limitações mencionadas desafiam o desenvolvimento e validação de tais sistemas. Esses motivos endossaram a decisão de design do *RK-Component* de usar um modelo de aprendizado de máquina de propósito geral, calcular valores de limiares locais e enfatizar o aumento dos valores de taxas de precisão alcançados.

6.2.5.5 Implicações do RK-Component

O RK-Component se caracteriza pelo (1) uso de modelos genéricos de aprendizagem de máquina profunda, aplicados a problemas de PLN; (2) não dependência de uma base pré-rotulada com exemplos de discussões duplicadas ou relaciona-

⁹https://zenodo.org/badge/latestdoi/635559152

Tabela 6.9: Sumário de pesquisas que visam detectar duplicadas em canais de comunicação de desenvolvedores.

Foco da pesquisa	Referencia	Como os autores modelaram o problema?	Dataset	Precision (P)	Recall (R)	Accuracy	Comentários
Bug	Runeson et al. (2007)	Problema de ranque	Relatórios de defeitos de desenvolvimento.		24%-42%		Abordagem baseada em PLN.
reports	Alipour et al. (2013)	Tarefa de classificação	Repositório de bugs do Android ecosystem.			91%	A abordagem se baseia em algoritmos de ML.
	Kukkar et al. (2020)	Tarefa de classificação	Seis bases de (Lazar et al., 2014), (Lerch and Mezini, 2013)		79%-94% R@20	85%-99%	Abordagem baseada em CNN.
	Cooper et al. (2021)	Problema de ranque	RICO dataset (Deka et al., 2017)			83% top-2	A abordagem usa técnicas de visão computacional, reconhecimento óptico e recuperação de texto.
	Zhang et al. (2015)	Problema de ranque	Base do Stack Overflow rotulada		64% R@20		A abordagem combina o valor de similaridade de 4 evidências
Fóruns do tipo Q&A	Mizobuchi and Takayama (2017)	Problema de ranque	Base do Stack Overflow rotulada		43% R@20		Abordagem baseada em modelos Word2vec.
	Zhang et al. (2018)	Tarefa de ranque- classificação	Base do Stack Overflow rotulada	75%-86%	66%-86%		A abordagem usa estratégias de ranque, DL e RI.
	Wang et al. (2020)	Tarefa de classificação	Base do Stack Overflow rotulada		76%-79% R@5		Abordagem baseada em CNNs, RNNs e LSTMs
	Pei et al. (2021)	Tarefa de classificação	Base do Stack Overflow rotulada	82%	82%		Abordagem baseada em Attention- based Sentence e modelos ASIM
	Gao et al. (2022)	Tarefa de classificação	Base do Stack Overflow rotulada		68%-79%		Abordagem baseada em word embedding e CNNs
Atividades	Wang et al. (2019)	Tarefa de classificação	DupPR (Yu et al., 2018)	73% P@1	65% R@1		Abordagem baseada no algoritmo AdaBoost.
no GitHub	Li et al. (2017)	Problema de ranque	Os autores construíram um dataset com PRs duplicados		54%-83% R@20		Abordagem baseada em RI e PLN
	Zhang et al. (2020)	Terefa de recomendação	Dataset próprio de duplicadas ¹⁰		45%-61% R@10		Abordagem baseada em RI e DL.

dos; (3) não dependência de modelos treinados para compreender um contexto específico; (4) possibilidade de ser utilizado nos diferentes contextos de software retratados nas comunidades OSS; e (5) prioriza maiores taxas de precisão na identificação de pares de postagens relacionadas (precision), em detrimento à abrangência (recall). Tais características visam minimizar desafios associados (1) à necessidade de bases pré-rotuladas, através da qual modelos de aprendizagem de máquina possam ser treinados e/ou otimizados; (2) à criação de tais bases, pois trara-se de uma tarefa custosa, e pode sempre ser considerada ineficiente e inadequada; e (3) à grande diversidade de contextos gerados pelas singularidades dos projetos de software.

Pesquisas anteriores mostram que os mantenedores de OSS precisam gerenciar múltiplos aspectos dos projetos para garantir que a visão dos projetos perdure (Guizani et al., 2022) e a sustentabilidade de longo prazo dos projetos (Dias et al., 2021). Para isso, os mantenedores executam diferentes atividades, abrangendo tarefas de código e não-codificação (Dias et al., 2021; Trinkenreich et al., 2021). Tais responsabilidades intensificam a carga de trabalho dos mantenedores de OSS. Tan and Zhou (2020) destaca a proposição de ferramentas como uma prática recomendada para descentralizar as responsabilidades dos mantenedores. Além disso, Dias et al. (2021) relata que "para sustentar uma visão de longo prazo do projeto, os mantenedores devem delegar tarefas." Desta forma, o RK-Component surge como uma alternativa ferramental para aliviar a tarefa trabalhosa dos mantenedores de detectar postagens duplicadas ou quase duplicadas.

Novas oportunidades de pesquisa podem surgir diante da diversidade e singularidade das comunidades OSS hospedadas no GitHub. Surgem oportunidades para entender como as comunidades usam o fórum de discussões do GitHub e como as categorias de discussão diferem. Os comentários dos mantenedores trazem insigths para a proposição de melhorias do RK-Component. Por exemplo, pode-se usar os julgamentos dos mantenedores para otimizar o classificador fornecendo amostras de discussões relacionadas e não relacionadas. Pode-se também plane-jar estratégias para minimizar a limitação especificidade do projeto, tratando a predominância de palavras-chave de projetos e palavras-chave de templates.

6.2.6 Ameaças à Validade

Embora o componente seja uma abordagem parametrizável, baseada em modelos de aprendizado de máquina genérico e estatísticas descritivas, o estudo realizado pode apresentar limitações.

O RK-Component foi avaliado em três comunidades OSS. Devido a diversidade e singularidade das comunidades hospedadas no GitHub, faz-se necessária a execução de novos estudos para avaliar os resultados em diferentes comunidades. Para minimizar esta limitação, a equipe de engenharia do GitHub sugeriu a seleção das comunidades analisadas. Além disso, o conjunto de dados refere-se a uma janela de tempo específica que não reflete o momento atual dos fóruns de discussão do GitHub. Porém, o projeto Next.js se destaca por possuir uma alta taxa de utilização do fórum.

Além disso, destaca-se que julgar a relação entre as postagens é uma atividade subjetiva e pode introduzir vieses na avaliação do componente. A avaliação do RK-Component apresenta alguns desafios, como: (1) os avaliadores devem fazer uma análise semântica do conteúdo das postagens; (2) o julgamento dos aspectos técnicos presentes nas postagens requer conhecimento prévio do projeto; e (3) o julgamento envolve (in)precisão humana quanto ao conceito de "relacionado", embora tenhamos definido o conceito de postagens relacionadas, a interpretação depende da perspectiva dos avaliadores. Para minimizar esta ameaça, introduzimos o significado de "postagens relacionadas" para os mantenedores de OSS e pesquisadores de SE antes que estes classificassem as postagens como sendo relacionadas ou não. Também entramos em contato com mantenedores de OSS selecionados para a realização do julgamento dos pares candidatos a discussões relacionadas.

O cálculo do limiar local também pode ser considerado uma limitação. Postagens relacionadas aqueles pares identificados como *outliers* em uma distribuição S. S contém os valores de similaridade das K postagens mais semelhantes a cada postagem no conjunto de dados. À medida que se aumenta o valor de K, o valor da mediana da distribuição diminui, assim como o valor do limiar local. Objetivando a melhora nos valores de precisão atingidos, o valor de K foi configurado para E 5 e 10. A definição do valor de E também é uma limitação. O E component

maximiza a taxa de precisão definindo o valor K próximo a 1. À medida que o valor de K aumenta, o espaço de busca para postagens relacionadas fica mais extenso e a abordagem pode detectar novos pares de itens relacionados. Os valores relativos da avaliação do componente foram comparados com os valores relativos da avaliação de outras abordagens. Como esta é a primeira tentativa de detectar postagens relacionadas no Discussions, não se pode decidir qual abordagem tem o melhor desempenho.

Além disso, a taxa de recall do RK-Component foi calculada com base em uma amostra de 400 pares de candidatos a postagens relacionadas, selecionados para cada repositório. Embora a taxa de recall tenha atingido 66%, os valores de precisão alcançados (Tabela 6.6) mostram que o RK-Component é eficaz na detecção de postagens relacionadas no Discussions. Mantenedores podem parametrizar o componente de acordo com suas respectivas necessidades.

Por fim, o componente considera apenas o primeiro post das discussões para medir a similaridade entre pares de postagens. Argumenta-se que comentários e respostas são feedback ou raciocínio acerca dos tópicos principais das postagens. No entanto, uma análise mais aprofundada deve ser feita. Além disso, o modelo trunca o texto de entrada com mais de 384 palavras. Uma análise mostrou que 21, 15 e 38 postagens nos conjuntos de dados Gatsby, Homebrew e Next. js têm mais de 384 palavras, respectivamente. Esses valores representam menos de 0,70% do total de postagens em cada projeto. Embora não represente um problema para este estudo, poderia ser uma limitação em fóruns com postagens mais longas.

6.3 Compartilhando $Project\ Knowledge$ através de Hyperlinks

O fórum *Discussions* tem se destacado por ser um local confiável e flexível para intermediar a comunicação de comunidades OSS hospedadas na plataforma GitHub, o que possibilitou o crescimento das comunidades e aumentou o engajamento dos membros¹¹. Mantenedores enfatizam a facilidade com que a *interface* do *Discussions* permite que usuários adicionem *hyperlinks* (ou simplesmente, "links") entre

¹¹https://github.blog/2021-08-17-github-discussions-out-of-beta/

discussões e issues.

Pesquisas anteriores demonstram que o compartilhamento de links é uma prática comum entre de usuários da plataforma GitHub (Chopra et al., 2021; Zhang et al., 2020; Li et al., 2018; Zampetti et al., 2017). Os desenvolvedores compartilham referências de links nas issues e nos PRs para documentar PRs (Zampetti et al., 2017), vincular issues e PRs relevantes juntos (Zhang et al., 2020) e referenciar informações entre projetos (Li et al., 2018). No entanto, as atividades de compartilhamento de links no fórum de discussões carecem de investigação. De fato, os usuários do GitHub Discussions compartilham links nas postagens de discussão. Acredita-se que as atividades de compartilhamento de links no fórum ajudam a estabelecer um entendimento comum e apoiam a disseminação do conhecimento dos projetos.

Diante deste cenário, foi realizado um estudo exploratório sobre as atividades de compartilhamento de *links* ocorridas no GitHub *Discussions*. Objetiva-se investigar o propósito, as intenções associadas aos *links* compartilhados e o impacto destes no compartilhamento de conhecimentos de projetos de software. Especificamente, pretende-se responder às seguintes questões de pesquisa (QPs):

- QP1: Como as threads de discussões estão lincadas (vinculadas) a outros recursos? As threads de discussões compreendem tanto a postagem principal quantos os comentários adicionados às discussões. Esta questão de pesquisa visa investigar o tipo de recurso referenciado e determinar a extensão da disseminação do conhecimento do projeto por meio dos links compartilhados. A QP1 foi dividida em três subquestões:
 - **QP1.1:** Com que frequência os usuários compartilham links no Discussions?
 - QP1.2: Qual é a proporção de links internos e externos ao GitHub?
 - **QP1.3:** Quais são os tipos de recursos vinculados?
- **QP2**: Quais são as intenções dos usuários ao compartilhar *links* no *Discussions*? Além de investigar o tipo de recursos referenciados, é necessário saber o motivo que fez com que os usuários do *Discussions* compartilhassem *links* nas postagens de discussão.

Para responder às perguntas de pesquisa, foi realizada uma análise quantitativa e uma qualitativa dos links compartilhadas no fórum. Na análise quantitativa foi investigada a frequência com que 10 comunidades OSS compartilham links em threads de discussão e os tipos de recursos referenciados. Foram analisados 65.621 links extraídos de 29.251 threads de discussão pública ocorridas no Discussions. Na análise qualitativa, foram avaliados 1.106 links selecionados do projeto Next.js a fim de investigar os motivos do compartilhamento dos links. As respostas às questões de pesquisas expostas acima proveem informações acerca da criação e do uso da rede de links gerados a partir do Discussions. As comunidades OSS podem se beneficiar dos resultados gerados para melhor entender o impacto do fórum na disseminação do conhecimento dos projetos e promover a adoção do fórum como o local oficial de interação das comunidades. Os usuários do OSS podem se beneficiar dos resultados para melhor compreender o relacionamento entre os diferentes recursos do projeto (issues, PRs, outras postagens de discussão, documentação, site do projeto, etc.). Por fim, a equipe de engenharia do próprio GitHub pode se beneficiar dos resultados para melhor entender a importância e o uso do fórum. Além disso, este estudo é o primeiro passo para coletar evidências acerca da viabilidade de uso da rede de links na construção de bases de dados rotuladas com pares de discussões relacionadas. O que permitiria a otimização do modelo de aprendizagem profunda utilizado pelo RK-Component. A metodologia, os resultados e as discussões geradas a partir deste estudo foram submetidos para o processo de revisão do journal Journal of Systems and Software (JSS).

6.3.1 Metodologia

A Figura 6.5 mostra o processo geral executado para responder às perguntas de pesquisa. Com objetivo de compreender as atividades de compartilhamento de links no Discussions, foram executadas as etapas de (1) criação da amostra de dados, (2) determinação dos tipos de recursos referenciados e (3) determinação do motivo pelo qual o link foi compartilhado.

• Amostra de dados

A Figura 6.5-(A) mostra o processo de criação da amostra de dados considerada neste estudo. Foram analisadas as discussões de dez comunidades OSS

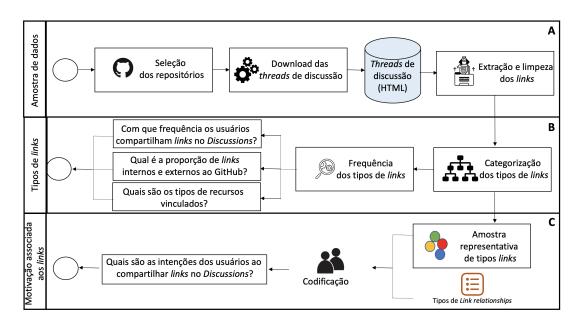


Figura 6.5: Processo da análise de links no GitHub Discussions

(Tabela 6.10). Os repositórios foram selecionados com base (1) no uso do fórum Discussions (Hata et al., 2022) e (2) nas recomendações do time de engenheiros do GitHub Discussions. No total, foram analisadas 29.251 postagens de discussão. Todas as discussões públicas das 10 comunidade OSS, disponíveis até setembro de 2022, foram coletadas. A biblioteca Python Beautiful Soup 12 foi usada para extrair as referências de links das discussões. Foram considerando os links disponíveis na primeira postagem da discussão e nos comentários.

Após a extração dos *links*, foram excluídos os *links* que não agregavam informações valiosas ao contexto de interesse da pesquisa. No total, foram extraídos 65.621 *links* que compõem a amostragem de dados. Não foram considerados os seguintes tipos de *links*:

- 1. Links Mailto. Os links do tipo mailto ativam o cliente de e-mail padrão no computador para enviar um e-mail. Em página HTML, as especificações de links "mailto" são apresentadas da seguinte forma: $< a \ href =$ "mailto: name@email.com"> texto < /a>.
- 2. Links embutidos em e-mail. Os links de cancelamento de assinatura e web-

¹²https://beautiful-soup-4.readthedocs.io/en/latest/

<pre>vercel/vercel/ vercel/next.js</pre>	$1.674 \\ 10.534$	2.386 19.394	6	TypeScript JavaScript
tailwindlabs/tailwindcss	3.505	5.345	5	JavaScript
tanStack/react-table	946	929	6	TypeScript
react-hook-form/react-hook-form	2.522	4.449	4	TypeScript
prisma/prisma	2.286	3.952	4	TypeScript
livewire/livewire	1.842	3.788	4	Blade
laravel/framework	1.548	1.724	10	PHP
gatsbyjs/gatsby	1,666	5.381	8	JavaScrit
dotnet/csharplang	2.728	18.273	6	C#
Repositório	#Threads de discussão	#links	Tempo (anos)	Linguagem predominante

Tabela 6.10: Repositórios usados na criação da amostra de dados

push são referências automáticas incorporadas em e-mails. Esses *links* aparecem em *threads* de discussão quando os usuários copiam o conteúdo do corpo do e-mail nas discussões.

- 3. Links de imagens. Não foram considerados links que apontam para recursos sob o domínio "user images.githubusercontent.com/" por serem links para recursos de imagem.
- 4. Links de busca. Os links de busca ativam a máquina de pesquisa do GitHub, por exemplo, "https://github.com/vercel/next.js/search?q = *".

• Tipos de recursos referenciados

Nesta etapa são identificados os dados necessários para responder a QP1: Como as *threads* de discussões estão lincadas (vinculadas) a outros recursos? A Figura 6.5-(B) mostra o processo executado na determinação dos tipos de recursos referenciados.

Os *links* foram categorizados de acordo com seus respectivos tipos, definidos pelos endereços de URL referenciado. Foi realizada uma análise quantitativa dos resultados para determinar:

QP1.1: Com que frequência os usuários compartilham links no Discussions?

Para responder esta questão, foi determinado o número de discussões com links e calculado a frequência com que usuários compartilham links nas threads de discussões. Os resultados ajudam a determinar se o compartilhamento de links é uma prática comum entre os usuários do fórum Discussions.

QP1.2: Qual é a proporção de links internos e externos ao GitHub?

Os links no domínio "github.com" foram categorizados como links Internos (ou seja, links para recursos hospedados na plataforma GitHub). Caso contrário, os links foram classificados como Externos. Link cuja URL absoluta não faz referência explícita ao domínio "github.com" é classificado como sendo Externo. Essa categorização é a primeira etapa para identificar os tipos de recursos referenciados com mais frequência pelos usuários do Discussions. Pretende-se identificar se os recursos referenciados estão ou não hospedados na plataforma GitHub. A proporção de links internos e externos permite entender a extensão do compartilhamento de links. Os resultados determinam se o compartilhamento de conhecimento dos projetos extrapola os limites dos repositórios OSS e da plataforma GitHub.

QP1.3: Quais são os tipos de recursos vinculados?

Após identificar se os links são internos ou externos, estes foram classificados conforme o endereço URL. Esta é uma estratégia bem conhecida para realizar inferências com base nas atividades de compartilhamento de links em fóruns colaborativos. Chopra et al. (2021) analisaram as atividades de compartilhamento de links dos desenvolvedores no GitHub Pull Request. Os autores construíram duas taxonomias orientadas à referência para descrever (1) os tipos de informações referenciadas e (2) como o recurso referenciado é codificado nos PRs. Para fazer isso, os autores conduziram uma análise de conteúdo qualitativa em links extraídos de PRs públicos do GitHub.

Para mapear o padrão de disseminação do conhecimento dos projetos (1) nos repositórios dos projetos OSS, (2) entre repositórios da plataforma GitHub e (3) com recursos externos foi realizada uma análise qualitativa nos links extraídos. Dois pesquisadores identificaram, codificaram e refinaram iterativamente os tipos de links internos e externos. Como resultado, foram definidas subcategorias para links internos e externos. Uma vez definidas as categorias e as subcategorias, os 65.621 links (Tabela 6.10) foram classificados automaticamente. Assim, foi possível determinar os tipos de recursos mais frequentemente compartilhado nas

postagens de discussão.

• Motivação associada ao compartilhamento dos links

Visando identificar os principais motivos para o compartilhamento de links no GitHub, Li et al. (2018) categorizaram e conceituaram os tipos de relacionamento entre issues units (issues e PRs). Os autores identificaram seis tipos de relacionamentos (ou causas) que motivam a criação de links entre issues e PRs, incluindo relacionamentos que expressam (1) dependência - Dependent relationship, (2) duplicação - Duplicate relationship, (3) relevância - Relevant relationship, (4) referência - Referenced relationship, (5) soluções - Fixed relationship e (6) aprimoramento - Enhanced relationship (Li et al., 2018). O relacionamento Dependent relationship expressa que a resolução da issue unit onde o link foi compartilhado depende da issue unit de destino. O relacionamento Duplicate relationship indica que as duas issues units vinculadas pelo link discorrem o mesmo tópico. O relacionamento Relevant relationship indica que as issues units vinculadas abortam tópicos semelhantes, mas não iguais. O relacionamento Referenced relationship é usado para designar que o conhecimento registrado na issue unit referenciada pode servir para entender a issue unit de origem. O relacionamento do tipo Fixed indica que a issue unit de origem apresenta uma solução para resolver o problema relatado na issue unit destino. Por fim, o Enhanced relationship expressa que a issue unit onde ocorreu o compartilhamento do link realiza algumas alterações na issue unit de destino para torná-la robusta ou atender aos requisitos.

As seis categorias apresentadas por Li et al. (2018) foram utilizadas como base na análise qualitativa dos *links* compartilhados no *Discussions*. Para tanto, foi necessário reformular os conceitos das relações *relationships* identificadas por Li et al. (2018) ao escopo do GitHub *Discussions*. A Tabela 6.11 apresenta as definições reformuladas dos tipos de relacionamento e exemplos explicativos.

A análise qualitativa dos *links* visa responder a QP2 — Quais são as intenções dos usuários ao compartilhar *links* no *Discussions*? — Pretende-se identificar as razões que levaram os usuários do GitHub *Discussions* compartilhar *links*. Para isso, uma amostra de *links* foi analisada com base nos seis principais motivos para o comportamento de *links* apontados na Tabela 6.11.

Tabela 6.11: Conceituação dos tipos de relacionamento associados a motivação do compartilhamento de links no Discussions

Tipos de Relacionamentos Derivados	Definição Derivada	Exemplo
Dependent	A resolução do problema discutido depende do recurso de destino.	Isso será corrigido depois do . merge deste PR #21930
Duplicate	A postagem de discussão e o recurso de destino discutem o mesmo problema.	Postado originalmente por @Fanton0 em #27650 (comment)
Relevant	A postagem de discussão e o recurso de destino discutem tópicos semelhantes. Seus conteúdos estão relacionados.	Acho que isso está relacionado a #18419
Reference	O conhecimento no recurso de destino pode ser útil para entender o assunto discutido.	Como está descrito em $\frac{\#15453}{}$
Fixing Proposal	O recurso de destino fornece informações que podem resolver o problema discutido.	Você pode conseguir esse comportamento hoje usando a propriedade <u>loader</u>
Enhancement Proposal	A discussão sugere (ou faz) alterações no recurso de destino para torná-lo mais robusto.	Eu tinha postado uma pergunta inicial aqui, mas seria bom

Para entender os motivos do compartilhamento de *links* em postagens de discussão, foi analisada manualmente uma amostra de 1.106 *links* selecionados entre os *links* do projeto Next.js. Primeiramente, foi criada uma amostra representativa de *links* para cada tipo de link identificado na QP1.3. O tamanho da amostra foi definido configurando a margem de erro amostral em 10% e o nível de confiança em 95%. Em seguida, a amostra foi codificada conforme os "tipos derivados de relacionamentos" descritos na Tabela 6.11. Dois pesquisadores classificaram uma amostra aleatória de *links* separadamente. A concordância entre os pesquisadores foi medida usando o coeficiente Kappa de Cohen (Cohen, 1960), obtendo um valor de 0,77. Este valor indica concordância substancial conforme a interpretação proposta por Landis e Koch (Landis and Koch, 1977).

6.3.2 Resultados

Visando investigar as atividades de compartilhamento de *links* no fórum *Discussions* do GitHub e verificar o impacto de tais compartilhamentos no compartilhamento de conhecimentos dos projetos, foram realizados experimentos em

laboratório visando compreender os tipos de recursos mais referenciados e o motivo pelo qual os usuários do *Discussions* compartilham *links* para tais recursos. A seguir, são apresentados os resultados das questões de pesquisa norteadoras deste estudo.

• **QP1:** Como as *threads* de discussões estão lincadas (vinculadas) a outros recursos?

Para entender como as discussões estão vinculadas (lincadas) a outros recursos, primeiro é identificada a porcentagem de *threads* de discussões com *links*. Em seguida, os *links* são categorizados de acordo com sua direção (endereço) e é medida a proporção de *links* internos e externos ao GitHub. Por fim, são determinados os tipos de recursos-alvo (recursos referenciados) e calculada a frequência dos *links* em cada categoria de tipo de link.

QP1.1: Com que frequência os usuários compartilham links no fórum de discussões?

A Tabela 6.12 apresenta o percentual de discussões com links. É determinado a taxa de ocorrência de links na postagem principal da discussão e nos comentários. Em média, 59,12% das 29.251 threads de discussões compartilham links -Tabela 6.12, coluna 2. Os 3 principais projetos no ranque de discussões com links são os projetos dotnet/csharplang, react-hook-form/react-hook-form e o gatsby is/gatsby, todos com um valor percentual superior a 61%. Considerando a amostra analisada, as discussões possuem, em média, 2,24 links (Tabela 6.10). Investigando o local exato de compartilhamento dos links, verifica-se que, das discussões que compartilham links, quase 60% contêm links na postagem principal e 63,09% nos comentários (Tabela 6.12, colunas 3 e 4). Como as discussões podem ter links tanto na postagem principal quanto nos comentários, a soma dos valores percentuais é maior que 100%. Verificou-se ainda que, em média, 94,65% das discussões compartilham de 1 a 10 links, 3,53% das discussões compartilham de 11 a 20 links e apenas 0,28% das discussões possuem mais de 50 links (Tabela 6.13). Também foi identificada a ocorrência de links repetidos na mesma thread de discussão (por exemplo, projeto Next. js - discussão #12414).

QP1.2: Qual é a proporção de links internos e externos do GitHub?

Tabela 6.12: Porcentagem de threads de discussões com links

Repositório	%Threads de discussões com Link	Threads de discuss %Threads de discussões com Link na postagem principal	% Threads de discussões com Link nos comentários
dotnet/csharplang	80,93%	46,28%	88,08%
gatsbyjs/gatsby	64,70%	73,93%	60,85%
laravel/framework	44,37%	72,19%	42,64%
livewire/livewire	$62,\!48\%$	39,96%	81,58%
prisma/prisma	$60,\!27\%$	$39,\!25\%$	76,41%
react/react-hook-form	$67,\!52\%$	73,16%	$55{,}72\%$
TanStack/react-table	45,45%	66,74%	49,06%
tailwindlabs/tailwindcss	$59,\!28\%$	63,07%	59,94%
vercel/vercel/	50,77%	60,70%	57,76%
vercel/next.js	$55{,}42\%$	63,97%	$58,\!89\%$
média	59,12%	59,93%	63,09%

Tabela 6.13: Porcentagem de links compartilhados nas discussões.

	#links por discussões							
Repositório	1—10	11—20	21 - 30	31—40	41 - 50	>50		
dotnet/csharplang	77,17%	14,13%	5,11%	1,90%	$0,\!36\%$	1,31%		
gatsbyjs/gatsby	90,63%	$5{,}56\%$	1,39%	1,11%	0,64%	$0,\!64\%$		
laravel/framework	$98,\!25\%$	$1{,}16\%$	$0,\!29\%$	$None^*$	None*	0,29%		
livewire/livewire	$95{,}74\%$	3,64%	$0,\!52\%$	0,08%	$None^*$	None*		
prisma/prisma	97,75%	0,94%	$0,\!58\%$	$0,\!43\%$	0,21%	0,07%		
react/react-hook-form	98.17%	1,35%	0,41%	None*	$None^*$	0,05%		
tanStack/react-table	$98,\!60\%$	1,39%	None*	$None^*$	$None^*$	None*		
tailwindlabs/tailWindCss	97,40%	2,11%	0,24%	0,14%	0,04%	0,04%		
vercel/vercel	96,94%	2,58%	$0,\!35\%$	$None^*$	$None^*$	0,11%		
vercel/next.js	$95,\!83\%$	$2,\!48\%$	0,99%	0,27%	0,11%	$0,\!29\%$		
média	$94,\!65\%$	3,53%	0,99%	0,39%	0,13%	0,28%		

 $^{^{\}ast}$ Não foi identificada a ocorrência de linksnessa faixa.

A Figura 6.6 apresenta a porcentagem de *links* internos e externos por repositório analisado. Em média, 62,17% dos *links* compartilhados são internos e 37,82% são externos. Esses resultados indicam que os usuários do *Discussions* referenciam recursos hospedados tanto dentro quanto fora da plataforma GitHub para dar suporte às suas discussões. Logo, o conhecimento disseminado por meio de *links* compartilhados ultrapassa o limite da plataforma GitHub. Porém, em alguns projetos, o número de *links* internos pode ser oito vezes maior que o número de *links* externo, por exemplo, o projeto dotnet/csharplang. Por outro lado, observa-se que a proporção de *links* externos no projeto react-hook-form/react-hook-form é 1,4 vezes maior que a interna. Os resultados endossam a singularidade das comunidades OSS. Com relação à proporção de *links* internos e externos do GitHub, não se pode estabelecer um comportamento padrão para compartilhamento de *links* nas *threads* de discussões.

QP1.3: Quais são os tipos de recursos vinculados?

Visando conhecer o destino dos *links* e o tipo de informação que eles referenciam, os *links* foram categorizados de acordo com seu endereço URL. Os *links* internos foram subdivididos em três categorias, as quais foram subdivididas em sete subcategorias (Figura 6.8). Os *links* externos foram subdivididos em oito subcategorias (Figura 6.8). As categorias emergiram a partir de uma análise manual dos *links* extraídos. São elas:

Links internos. Os links internos são aqueles sob o domínio GitHub ("github.com"). Esta categoria é dividida em três subcategorias:

- 1. @-mentions. A categoria @-mentions surge a partir da funcionalidade de referenciamento disponibilizada pela plataforma GitHub. A funcionalidade detecta referências prefixadas com "@" e as converte em links automaticamente (Chopra et al., 2021).
- 2. Within-repo. Esta categoria agrupa links para recursos hospedados no repositório do projeto. Para mapear a extensão de tais links estes foram classificados em Issues, Discussions, Wiki, Code e Pull Requests (PRs).

Code. Esta categoria agrupa os links para unidades de código dentro dos repositórios (branches, hooks, code containers, libraries e elements). Os links desta categoria foram identificados através de expressões regulares que

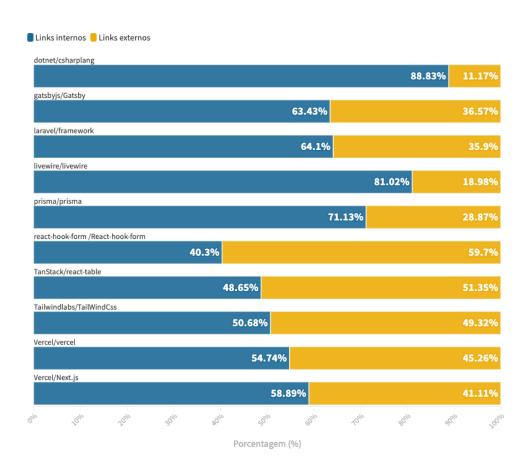


Figura 6.6: Proporção de *links* internos e externos

casam com o endereço URL do repositório (domínio do repositório), seguido pelas palavras-chave commit, tree/, blob/ ou releases/.

Issues. Esta categoria agrupa os links para issues dentro do repositório. Para isso, foi aplicada uma expressão regular para identificar os links que correspondem ao endereço URL do repositório (domínio do repositório), seguido pela palavra-chave issues/.

Discussions. Esta categoria agrupa os links para threads de discussões dentro do repositório. Detecta-se esse tipo de link aplicando uma expressão regular para identificar os links que correspondam ao endereço URL do repositório do repositório de origem, seguido pela palavra-cheve discussions/.

Pull Requests (PRs). Esta categoria agrupa os links para PRs. Para identificar esses links, também aplica-se expressões regulares procurando por links que correspondam ao endereço URL do repositório, seguido da palavra-chave pull/.

Wiki. Esta categoria agrupa os links para páginas Wiki do repositório. Para identificar tais links, aplica-se expressões regulares procurando por links que correspondem ao endereço URL do repositório, seguido da palavrachave wiki/.

3. Cross-repo. A categoria cross-repo agrupa os links que referenciam recursos hospedados fora do repositório do projeto, porém na plataforma GitHub. Para tanto, esta categoria foi dividida em duas subcategorias:

Within-organization. Esta categoria agrupa os links que referenciam recursos hospedados sob a URL da organização do projeto. Por exemplo, um link do projeto Next.js para o projeto vercel é classificado como within-organization, pois ambos os projetos estão sob o domínio da mesma organização, a vercel (Tabela 6.10).

Cross-organization. Os links desta categoria referenciam recursos hospedados no GitHub porém fora do domínio da organização do repositório de origem.

Links externos. Para mapear os tipos de recursos frequentemente referenciados

fora da plataforma GitHub, esta categoria foi subdividida em oito subcategorias, conforme a seguir:

- 1. Documentation. Esta categoria agrupa os links para a documentação do projeto que está hospedada fora da plataforma GitHub. Para extrair esses links, primeiro foi identificado o endereço URL da documentação do projeto. Esta identificação foi feita manualmente a partir dos arquivos README.md dos projetos. Em seguida, definiu-se uma expressão regular para buscar os links que correspondem ao domínio da documentação. Frequentemente, os documentos podem ser encontrados no endereço "https://project_site>/docs/*".
- 2. on-line code editor/Playground. Os links classificados nesta categoria apontam para trechos de código compartilhados em ferramentas on-line, como, por exemplo, codeSandBox¹³, CodePen¹⁴ e TypeScript Playground¹⁵.
- 3. Project Website (Site do projeto). Os links desta categoria apontam para o site do projeto hospedado fora da plataforma GitHub. A URL do site do projeto também foi identificada, manualmente, a partir do arquivo RE-ADME.md de cada projeto analisado.
- 4. Stack Overflow. Esta categoria agrupa links para perguntas do Stack Overflow ¹⁶. Perguntas da plataforma Stack Overflow são frequentemente referenciadas nas postagens de discussão. Tais links também foram identificados por expressões regulares usadas para casar a URL dos links com o domínio "stackoverflow.com/".
- 5. Twitter. O Twitter¹⁷ é uma plataforma de mídia social popular entre os desenvolvedores de software. Como a plataforma impacta o dia-a-dia de trabalho dos desenvolvedores de software (Fang et al., 2020), uma subcategoria específica foi definida para agrupar links que referenciam postagens no Twitter.

¹³https://codesandbox.io/

 $^{^{14} \}mathrm{https://codepen.io/}$

¹⁵https://www.typescriptlang.org/play

¹⁶https://stackoverflow.com/

¹⁷https://twitter.com/

- 6. $Video\ platforms$ (Plataformas de vídeo). Esta categoria surge agrupando os links para plataformas on-line de compartilhamento de vídeos, como o $YouTube^{18}$.
- 7. Wikipedia. A Wikipedia é uma enciclopédia on-line de uso geral. Foi identificado que os usuários do Discussions também compartilham links para páginas da Wikipedia.
- 8. *Outros*. Esta categoria engloba os *links* que não se enquadram nas demais categorias de *links* externos.

Após a identificação das categorias, um *script* Python foi usado para classificar automaticamente os *links* extraídos. A Tabela 6.14 mostra a frequência dos *links* extraídos de acordo com seu endereço URL. Através da análise quantitativa realizada, observou-se que:

- @-mentions são os tipos de links mais frequentes entre os links internos, 49,81%. Os links within-repo e cross-repo representam 28,35% e 21,84%, respectivamente. Os links do tipo @-mentions diferem de outros, pois vinculam, principalmente, a perfis de usuário. No entanto, os usuários do Discussions também usam notações @-reference para vincular às páginas de repositórios hospedados no GitHub e a recursos da linguagem de programação.
- Os links para issues são os mais frequente. No entanto, o número de links para issues extraídos do projeto dotnet/csharplang impacta o valor da soma. Com base no arquivo README.md do projeto, a comunidade dotnet/csharplang abre issues para propor novos recursos para a linguagem C# e usa o fórum Discussions para discutir as propostas. Esse comportamento da comunidade justifica o alto número de links entre as threads de discussões e issues no projeto. A Figura 6.7 mostra a distribuição de links do tipo within-repo.
- Os números apresentados na Tabela 6.14 mostram que os usuários frequentemente compartilham *links* entre postagens de discussão. Ao considerar

¹⁸https://www.youtube.com/

links do tipo within-repo, a frequência de links do tipo discussions sobressai em 10 dos 5 projetos analisados. Esse resultado sugere que os usuários estão cientes (conhecem) sobre as discussões que ocorrem no fórum. Além disso, o número pode ser interpretado como uma evidência de que os membros das comunidades OSS, consciente ou inconscientemente, promovem a reutilização do conhecimento do projeto, compartilhando links para postagens de discussão que consideram de alguma forma relevantes para o tópico da discussão onde o link foi compartilhado.

- Em relação aos *links* do tipo *code*, foram encontrados *links* para *commits*, branches, packages, arquivos de código-fonte, linhas de código-fonte, releases e recursos que dão suporte o uso de códigos-fonte, como arquivos contendo exemplos de codificações.
- Ao comparar a frequência de links do tipo within-organization com links do tipo cross-organization, os resultados sugerem que os usuários citam recursos fora do domínio da organização do projeto de origem. Por outro lado, a taxa de porcentagem de links do tipo within-organization do projeto dotnet/csharplang é quatro vezes maior que a dos links do tipo cross-organization. Aproximadamente 80% dos links do tipo within-organization do projeto dotnet/csharplang são para o repositório dotnet/roslyn. Esse resultado sugere um relacionamento próximo entre ambos os repositórios. O arquivo README.md dotnet/csharplang indica que o repositório dotnet/roslyn contém a implementação de referência da linguagem C#, sendo uma fonte de informação relevante para o projeto dotnet/csharplang. Este valor evidencia a eficácia da disseminação do conhecimento do projeto dotnet/csharplang por meio do fórum Discussions e, ainda, que a disseminação do conhecimento do projeto ultrapassa os limites do repositório.
- Os links externos (external) referenciam, frequentemente, a documentação do projeto. Esse resultado corrobora a falta de referências explícitas às páginas do GitHub Wiki (within-repo). Somente o projeto vercel/vercel tem uma página Wiki que possui um links para a página de documentação do projeto localizada fora da plataforma.

- A documentação dos projetos nem sempre está na URL "https://<project_site>/
 docs/*". É por isso que a Tabela 6.14 possui o valor zero para a frequência do
 tipo de link documentation para projetos react-hook-form/react-hook-form
 e dotnet/csharplang.
- Os usuários do Discussions compartilham links para editores de código online ou playgrounds para compartilhar trechos de código por eles implementados. A maioria dos links externos (external) dos projetos react-hook-form/
 react-hook-form e tanStack/react-table (69% e 49%, respectivamente)
 referenciam editores de código on-line. Foram encontrados links para os editores Codesandbox, CodePen, laravelplayground.com, play.tailwindcss.com,
 jsfiddle.net, stackblitz.com, sharplab.io e dotnetfiddle.net.
- Também foi identificado que os usuários compartilham *links* para plataformas de compartilhamento de vídeos. Vídeos técnicos podem conter tópicos introdutórios ou mais complexos de engenharia de software. Estes são comumente utilizados por desenvolvedores com objetivo de aprender ou aperfeiçoar habilidades técnicas (Poche et al., 2017; Ponzanelli et al., 2017).
- Na subcategoria "outros", identificou-se links para a plataforma Spectrum: um ambiente utilizado pelas comunidades do GitHub para tirar dúvidas, reportar bugs e discutir com a equipe. No momento de desenvolvimento desta pesquisa, a plataforma Spectrum era uma fonte de informação somente para leitura. Ela está sendo descontinuada em favor do fórum de discussões do GitHub.
- Na subcategoria "outros", também foram encontrados *links* para documentação e site de terceiros, páginas com descrição de empregos, canais do *Slack*, páginas de tutoriais, comunidades DEVs, plataformas de aprendizado *on-line*, perfis do *LinkedIn*, etc.
- Por fim, foram identificados a ocorrência de *links* inativos. Os usuários podem compartilhar *links nulos* para exemplificar a ocorrência de um *bug* ou até mesmo solicitar um recurso referente ao uso de URLs. *links* inativos não referenciam páginas válidas da Web, por exemplo, "http://example.ca/fr".

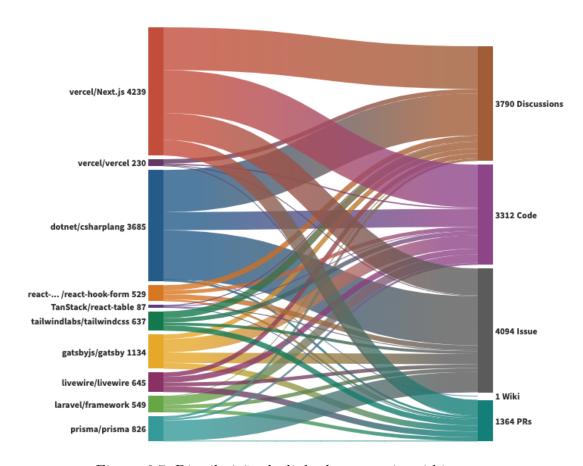


Figura 6.7: Distribuição de *links* da categoria *within-repo*.

Respondendo à QP1 deste estudo: Como as *threads* de discussões estão lincadas (vinculadas) a outros recursos?

Usuários do *Discussions* frequentemente compartilham *links* ao criarem *threads* de discussões. Eles compartilham *links* para recursos internos e externos ao GitHub. Considerando a amostra de dados analisada (Tabela 6.10), as *threads* de discussão têm em média 2,24 *links*. Embora a maioria dos *links* no repositório faça referência a *issues*, os usuários frequentemente fazem referência a outras discussões. Os *links* são, geralmente compartilhados, para páginas e documentação externa do projeto. Nos dados analisados, *links* para páginas Wiki da plataforma GitHub são raros.

• QP2: Quais são as intenções dos usuários ao compartilhar links nas posta-

Tabela 6.14: Frequência de links por categoria

LINKS INTERNOS

	Within-repo						Cross	#Links internos	
	@-mention	Code	Issues	PRs	Discussions	Wiki	Within- organization	Cross- organization	
dotnet/csharplang	9517 [58.63%]	596 [3.67%]	1626 [10.02%]	67 [0.41%]	1395 [8.59%]	1 [0.01%]	2447 [15.08%]	583 [3.59%]	16232
gatsbyjs/gatsby	1406 [41.20%]	440 [12.89%]	344 [10.08%]	195 [5.71%]	155 [4.54%]	0 [0.00%]	48 [1.41%]	825 [24.17%]	3413
laravel/framework	326 [29.50%]	283 [25.61%]	126 [11.40%]	120 [10.86%]	20 [1.81%]	0 [0.00%]	58 [5.25%]	172 [15.57%]	1105
livewire/livewire	2150 [70.06%]	187 [6.09%]	123 [4.01%]	188 [6.13%]	147 [4.79%]	0 [0.00%]	22 [0.72%]	252 [8.21%]	3069
prisma/prisma	1552 [55.21%]	64 [2.28%]	675 [24.01%]	8 [0.28%]	79 [2.81%]	0 [0.00%]	192 [6.83%]	241 [8.57%]	2811
react/react-hook-form	1086 [60.57%]	124 [6.92%]	164 [9.15%]	65 [3.63%]	176 [9.82%]	0 [0.00%]	25 [1.39%]	153 [8.531%]	1793
anStack/react-table	249 [55.09%]	16 [3.54%]	26 [5.75%]	12 [2.65%]	33 [7.30%]	0 [0.0%]	0 [0.0%]	116 [25.66%]	452
tailwindlabs/tailWindCss	1188 [43.85%]	140 [5.17%]	96 [3.54%]	174 [6.42%]	227 [8.38%]	0 [0.0%]	104 [3.84%]	780 [28.79%]	2709
vercel/vercel	637 [48.77%]	41 [3.14%]	26 [1.99%]	16 [1.23%]	147 [11.26%]	0 [0.0%]	87 [6.66%]	352 [26.95%]	1306
vercel/next.js	3959 [34.66%]	1421 [12.44%]	888 [7.78%]	519 [4.54%]	1411 [12.35%]	0 [0.0%]	231 [2.02%]	2992 [26.20%]	11421
Total %	22,070 49.807	3,312 7.474	4,094 9.239	1,364 3.078	3,790 8.553	1 0.002	3,214 7.253	6,466 14.592	44,311

	LINKS EXTERNOS										
	Project Website		Project Website		Stack Overflow	Videos Platform	Twitter	Online Code Editor/ Playground	Wikipedia	other	#Links externos
	/docs/	other									
dotnet/csharplang	*	_*	159 [7.79%]	25 [1.22%]	22 [1.08%]	296 [14.50%]	113 [5.54%]	1426 [69.87%]	2041		
gatsbyjs/gatsby	437 [22.21%]	428 [21.75%]	56 [2.85%]	19 [0.97%]	24 [1.22%]	26 [1.32%]	2 [0.10%]	976 [49.59%]	1968		
laravel/framework	221 [35.70%]	38	43	8 [1.29%]	16 [2.58%]	3 [0.48%]	4 [0.65%]	286 [46.20%]	619		
livewire/livewire	213 [29.62%]	33	23	25 [3.48%]	43	77 [10.71%]	3 [0.42%]	302 [42.00%]	719		
prisma/prisma	620 [54.34%]	52 [4.56%]	38 [3.33%]	36 [3.16%]	18 [1.58%]	1 [0.09%]	0 [0.0%]	376 [32.95%]	1141		
react/react-hook-form	_*	452 [17.02%]	32	26 [0.98%]	18	1843 [69.39%]	1 [0.04%]	284 [10.69%]	2656		
tanStack/react-table	94 [19.71%]	1 [0.21%]	19	1 [0.21%]	0 [0.0%]	238 [49.90%]	1 [0.21%]	123 [25.79%]	477		
tailwindlabs/tailWindCss	765 [29.02%]	27	76 [2.88%]	80	45 [1.71%]	544 [20.64%]	1 [0.04%]	1098 [41.65%]	2636		
vercel/vercel	283	195	16	3 [0.28%]	12	0 [0.0%]	0 [0.0%]	571 [52.87%]	1080		
vercel/next.js	2031	310	255	62	91	214	18	4992	7973		

[~0.23%

143

0.67

[62.61%]

10,434

48.96

21,310

Total

gens de discussão?

[3.89%]

1,536

7.20

717

3.36

4,664

Para responder a QP2, foi realizada uma análise qualitativa em 1.106 links extraídos do projeto Next.js. Os links foram classificados manualmente os nas categorias de tipos de relacionamento derivadas (descritas na Tabela 6.11). Visando dar suporte a classificação feita, foi mensurado o valor do consenso da classificação

285

0.13

289

1.35

3,242

15.21

[%] 21.88 * We could not determine this value.

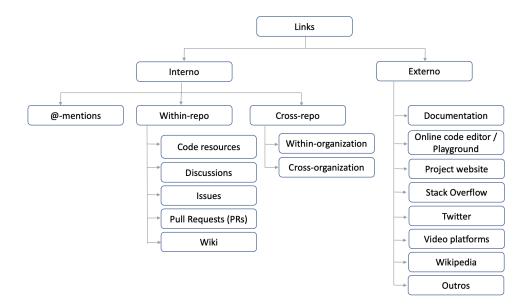


Figura 6.8: Tipos de recursos referenciados

feita por dois pesquisadores que, de forma independente, avaliaram uma amostra de *links* randomicamente selecionada dentre os 1.106 *links* analisados. O valor do consenso foi mensurado com o coeficiente de Cohen Kappa (Cohen, 1960), obtendo valor de 0,78. Esse valor indica concordância substancial (*substantial agreement*) conforme a interpretação proposta por Landis e Koch (Landis and Koch, 1977). Além disso, citações de usuários extraídas das *threads* de discussões são apresentadas com objetivo de endossar os resultados.

1. Relacionamento do tipo Dependent.

Relacionamentos do tipo *Dependent* são raros. Dos 1.106 *links* analisados, foram identificados três *links* nessa categoria. Os usuários compartilharam *links* para PRs para destacar que a solução para o problema discutido depende do merge de um PR — "(O RFC) não será mais necessário quando #36436 estiver disponível no estável em Next.js 13" (Next.js #8207).

2. Relacionamento do tipo Duplicate.

Os usuários do *Discussions* duplicam postagens de discussão em diferentes plataformas com objetivo de obter vários feedbacks sobre suas perguntas — "Eu também fiz essa pergunta no SO (Stack Overflow), mas não obtive nenhuma resposta lógica" (Next.js #24452).

Os usuários também duplicam discussões em diferentes plataformas porque têm dúvidas sobre o melhor lugar para criá-las — "Eu não sabia onde postar" (Next.js #20502). Além disso, os usuários duplicam discussões para enfatizar sua necessidade de ajuda — "Estou basicamente fazendo a mesma pergunta aqui: #24659" (Next.js #23737). Também descobrimos que os usuários do Discussions duplicam intencionalmente o conteúdo das discussões no/do Stack Overflow — "Isto é postado também no Stack Overflow..." (Next.js #22715). Os usuários ainda podem triplicar o conteúdo das discussões — "Obrigado por fazer esta pergunta. Percebi que suas postagens no Reddit e no Stack Overflow também não têm respostas..." (Next.js #35554). Além disso, verificou-se que os usuários também podem destacar a ocorrência de duplicadas ocorridas entre postagens de discussão — "Estou basicamente fazendo a mesma pergunta aqui: #24659" (Next.js #23737).

3. Relacionamento do tipo Relevant.

O relacionamento do tipo *Relevant* é o mais frequente entre os *links* analisado, alcançando 48% dos *links* do classificados como *within-repo*, subcategoria *Discussions*. Os usuários do fórum compartilham *links* para outras postagens de discussão que versam sobre *features* similares, que compartilham o mesmo tópico ou que abordam *bugs* relacionados — "*Acredito que a solicitação é bastante semelhante a esta: #34567*" (Next.js #34543).

Os usuários frequentemente compartilham links entre postagens de discussão para identificar as discussões relacionadas. Além disso, os usuários referenciam as discussões do tipo Relevant para (1) destacar RFCs (Request for Comments) já criados e que possuem tópicos semelhantes ao tópico da discussão — "já temos RFC nº 8981 semelhante" (Next.js #16854) —, (2) chamar a atenção para outras pessoas que enfrentaram problemas semelhantes — "E eu procuro pessoas que também enfrentaram esse problema" (Next.js #24437) — e (3) preencher campos de templates com discussões similares já conhecidas — "Relacionadas" (Next.js #11822).

4. Relacionamento do tipo Reference.

Os *links* classificados com sendo do tipo *Reference* são os mais frequentes. Entre os 1.106 *links* analisados, 78% referenciam fontes de informação que ajudam a esclarecer o conteúdo da postagem. Os usuários compartilham *links* para a

Wikipédia para conceituar termos e esclarecer as ideias propostas nas discussões. Embora não seja uma mídia de propósito restrito à programação, os pesquisadores de engenharia de software usam as páginas da Wikipedia para treinar modelos de word embeddings (Mishra and Sharma, 2021), detectar ambiguidade na engenharia de requisitos (Ferrari and Esuli, 2019) e estudar as atividades dos bots (Zheng et al., 2019). Os usuários também compartilham links para a Wikipedia para questionar a corretude da documentação do projeto — "Na minha opinião, isso certamente não é uma função pura (e de fato na visão da Wikipedia), pois viola o seguinte:..." (Next.js #20015).

Os usuários do *Discussions* também referenciam editores de código *on-line* com objetivo de explicar os *bugs* que estão enfrentaram e permitir que outras pessoas os reproduzam. Ao utilizarem editores de código *on-line*, os usuários evitam copiar e colar trechos de código no corpo da discussão, fornecendo um código executável.

Além disso, os usuários referenciam a documentação do projeto para enfatizar que não conseguiram encontrar uma solução para o problema, comunicar que estão seguindo um tutorial oficial e declarar que a documentação do projeto precisa de atualizações — "Não consigo encontrar nenhum documento oficial" (Next.js #25091), "Estou usando NextJS + Electron e tentando seguir link> mas assim que adiciono ..., as coisas começam a falhar" (Next.js #10829), "Acho que também seria bom adicionar exemplos de como customizar... aos documentos oficiais" (Next.js #24115).

Quando os usuários não encontram as informações desejadas na documentação do projeto, estes podem recorrer aos fóruns de perguntas e respostas voltados para a comunidade de programação (PCQA), como Stack Overflow — "Não consigo encontrar nenhum documento oficial. Então eu sigo este tópico: https://stack-overflow.com/questions/60459747/connect-apollo-with-mongodb" (Next.js #25091).

Há usuários que preferem criar uma pergunta do *Stack Overflow* e referenciála na discussão. Nesse caso, os usuários detalham o problema em uma pergunta do *Stack Overflow* e criam uma discussão para declarar que precisam de ajuda sobre o assunto. Sendo assim, os usuários não duplicam a descrição dos problemas na discussão — "*Oi. Postei uma pergunta sobre como adicionar um script com onload em Next.js no Stackoverflow. Alguém poderia ajudar/comentar? Obrigado!"*

(Next.js #27197); "Aqui estão os detalhes do meu bug." (Next.js #2884).

Também foi identificado que os usuários do fórum usam o link do tipo @-mentions para chamar a atenção dos membros da comunidade ou enfatizar um repositório específico — "@jnv, @nevenein Usando-o [na versão 9.5.3] (not canary), sem as. Funciona muito bem!" (Next.js #8207), "Legal. Este problema de RFC pode ser finalmente encerrado. Estou certo, @Timer?" (Next.js #8207).

Além disso, os usuários podem compartilhar *links* para exemplificar questões relacionadas ao próprio uso de *links*. Os usuários criam referências para esclarecer as soluções propostas, ilustrar a ocorrência de um *bug*, apresentar uma pergunta ou solicitar um novo recurso — "'Como o nextjs faz isso https://nextjs.org/showcase e https://nextjs.org/showcase/?" (Next.js #23988).

Por fim, os usuários do *Discussions* podem adicionar referências a outros recursos para pedir ajuda — "*Alguém pode me ajudar a corrigir esse problema.* #21890" (Next.js #23184).

5. Relacionamento do tipo Fixing Proposal.

O tipo Fixing Proposal é frequente entre os links de discussões para PRs, ocupando a segunda posição logo após o tipo reference. No entanto, os usuários do Discussions encontram possíveis soluções para problemas discutidos em diferentes lugares, como, YouTube, documentação, Stack Overflow — "Verifique esta resposta [no Stack Overflow], espero que ajude você" (Next.js #11351) —, issues, PRs e Twitter — "Houve um tópico interessante no Twitter sobre isso, envolvendo... e contendo alguns pontos para possíveis soluções..." (Next.js #22715).

6. Relacionamento do tipo Enhancement Proposal.

Assim como os links do tipo dependent, os links do tipo enhancement proposal são raros. Dos 1.106 links analisados, foram classificados apenas três links nesta categoria. Os usuários do fórum criam uma nova discussão com o objetivo de adicionar informações a postagens criadas anteriormente — "Eu postei uma pergunta inicial aqui, cuja sugestão era basicamente 'use gSSP', que também é uma solução possível, mas seria bom não gerar novamente a página do zero toda vez que é basicamente estático." (Next.js #17111). Nos três casos, foi identificado que os usuários não invalidaram as discussões originais.

Além dos seis propósitos mencionados acima, foi identificado que os usuários

podem referenciar várias vezes o mesmo recurso para expressar diferentes intenções. Na mesma discussão, foram encontramos *links* duplicados, os quais foram classificados como sendo do tipo *Duplicate* e *Fixing Proposal*, respectivamente.

- 1. Duplicate: "Postei esta pergunta aqui (vercel/swr#362) 2 dias atrás, mas não recebi nenhuma resposta, por isso postei aqui." (Next.js #12414).
- 2. Fixing Proposal: "Foi respondida aqui: vercel/swr#362" (Next.js #12414).

Também foi identificado um motivo diferente para o compartilhamento de links: identificar o local correto para uma discussão. Esse tipo de link foi chamado de relacionamento do tipo localization — "Sugiro adicionar sua configuração a #30174 para que possa ser priorizada" (Next.js #30862), "Se você é uma empresa que deseja publicar uma função, use #32937" (Next.js #32938).

Respondendo à QP2 deste estudo: Quais são as intenções dos usuários ao compartilhar *links* nas postagens de discussão?

Embora a maioria dos *links* compartilhados referenciem recursos utilizados para melhor esclarecer a discussão, os usuários do *Discussions* também compartilham *links* para identificar dependências de problemas, destacar duplicações, apontar tópicos relacionados, sugerir propostas de correção e identificar propostas de aprimoramento. Descobrimos que os *links* do tipo *dependent* e de *enhancement proposal* são raros. Os usuários podem duplicar intencionalmente suas postagens no *Stack Overflow. links* do tipo *fixing proposal* podem referenciar diferentes recursos, como vídeos, documentação, *Stack Overflow, issues*, PRs e *Twitter*.

6.3.3 Discussões

Os usuários do fórum *Discussions* frequentemente compartilham *links* em *threads* de discussões. Aproximadamente 59% das discussões da amostra analisada possui, pelo menos, 1 link compartilhado. Os usuários compartilham *links* para recursos que julgam relevantes para o tópico que estão discutindo. Além disso, os usuários que adicionam comentários às *threads* de discussões também compartilham *links* para dar suporte ao raciocínio descrito nos comentários. Sendo assim, verifica-se

que os usuários do *Discussions* compartilham *links* em *threads* de discussões para apoiar o entendimento correto de conhecimentos do projeto entre os membros da comunidade OSS.

Em contraste com os usuários do *Modern Code Review* (MCR) (Wang et al., 2021), os usuários do *Discussions* frequentemente compartilham *links* que são direta ou indiretamente relacionados aos projetos. Eles compartilham *links* para recursos hospedados fora e dentro do domínio do repositório, assim como, para recursos hospedados fora da plataforma GitHub. A diferença entre a proporção de *links* internos e externos ao GitHub mostra que os usuários do *Discussions* ultrapassam os limites da plataforma para promover o compartilhamento de conhecimento dos projetos.

Foram observadas semelhanças entre as categorizações de tipos de link aqui encontradas (Figura 6.8) e a taxonomia de tipos de referência criada por Chopra et al. (2021). As subcategorias issues e PRs, aqui identificadas, são semelhantes as também definidas por Chopra et al. (2021). No entanto, visando compreender as atividades de compartilhamento de links nos repositórios de origem, primeiramente, neste estudo, os links foram filtrados conforme as categorias within-repo e cross-repo. Por exemplo, considerando o link "https://github.com/vercel/next.js/issues/37793" extraído de uma discussão do projeto Next.js, o link é classificado na categoria within-repo, subcategoria issues. No entanto, o link "https://github.com/vercel/next.plugins/issues/507", também extraído de uma discussão do Next.js, é classificado na categoria cross-organization porque o domínio do repositório do link difere do repositório Next.js.

O conceito da subcategoria code resources mescla as definições das categorias "Version Control Entity" e "Source Code" de Chopra et al. (2021). Segundo os autores, a categoria "Version Control Entity" compreende as entidades relacionadas ao sistema de controle de versão do software (branches, hooks e conflitos de merge). Além disso, a categoria "Source code" inclui quaisquer artefatos no projeto que representem o código-fonte (code containers, code elements, code libraries, API, teste). Por fim, a subcategoria "external documentation" aqui apresentada é semelhante à subcategoria "Client Documentation" definida por Chopra et al. (2021).

Além disso, assim como os usuários do Modern Code Review (Wang et al., 2021)

e os usuários de repositórios de código-fonte (Hata et al., 2019), os usuários do Discussions também compartilham links para as perguntas do Stack Overflow e a página web do projeto de software. Por fim, assim como ocorre nos repositórios de código-fonte (Hata et al., 2019), também foi observada a ocorrência de links nulos. No entanto, observou-se que os usuários do Discussions podem compartilhar intencionalmente links nulos ou quebrados para descrever problemas de URL relacionados ao contexto dos projetos.

Embora tenhamos conduzido uma análise de métodos mistos e selecionado uma amostra estatisticamente significativa no estudo qualitativo, este estudo pode apresentar limitações, como (1) a amostragem pode não conter todos os links compartilhados nas threads de discussão, (2) assumiu-se que todos os links extraídos impactam a disseminação do conhecimento do projeto, (3) classificação manual para identificar as intenções dos usuários por trás do compartilhamento de links e (4) investigação da disseminação do conhecimento do projeto sob a ótica do compartilhamento de links. Por fim, as discussões podem variar significativamente entre diferentes comunidades, então não se pode garantir que as descobertas se apliquem a todos os projetos hospedados no GitHub. Além disso, a análise foi feita em dados de apenas 10 repositórios do GitHub com foco em codificação, embora muitos repositórios estejam disponíveis¹⁹.

Contudo, conforme resultados apresentados, os usuários do fórum *Discussions* frequentemente compartilham *links* entre postagens de discussões para identificar as *discussões relacionadas*. Sendo assim, pode-se afirmar que a rede de *links* formada pelas discussões dos membros de comunidades *open source*, no GitHub *Discussions*, podem ser utilizadas na construção de bases de dados rotuladas com pares de discussões relacionadas e, como consequência, viabilizar a otimização do modelo de aprendizagem profunda utilizado pelo *RK-Component*. Contudo, investigações mais detalhadas são necessárias e constituem direções futuras desta pesquisa.

¹⁹https://github.com/

6.3.4 Ameaças à Validade

Embora tenha sido conduzida uma análise quantitativa e uma qualitativa dos *links* compartilhadas no fórum, esta pesquisa pode apresentar limitações.

Destacam-se dois eventos que podem afetar a validade do estudo em relacionadas à etapa de extração dos *links*: (1) a amostragem pode não conter todos os *links* compartilhados nas discussões e (2) foi assumido que todos os *links* extraídos impactam a disseminação do conhecimento dos projetos.

Além disso, pode haver limitações em relação a classificação manual feita para identificar as intenções dos usuários por trás do compartilhamento de *links*. Para minimizar essa limitação e reduzir vieses, foi analisada uma amostra representativa de *links* de projetos Next.js e, ainda, calculada a taxa de concordância entre avaliadores do processo de classificação. O projeto Next.js se destaca por apresentar uma alta taxa de utilização do *Discussions*. Outra ameça identificada foi a investigação da disseminação do conhecimento do projeto na perspectiva do compartilhamento de *links*. É sabido que existem diferentes formas de apoiar a disseminação do conhecimento nas comunidades OSS.

Por fim, os resultados apresentados podem não generalizar. As atividades de compartilhamento de *links* e as postagens de discussões podem variar significativamente entre diferentes comunidades, por isso não se pode garantir que as descobertas reportadas se aplicam a todos os projetos hospedados no GitHub. Além disso, foram analisados apenas dados de 10 repositórios que se concentram em codificação (principalmente em JavaScript e TypeScript). Tais repositórios foram selecionados com base nas recomendações da equipe de engenharia do GitHub e no número de postagens de discussão existente no fórum *Discussions*. A amostra analisada compreende 29.251 postagens de discussão das quais foram extraídos 65.621 *links*. No entanto, são necessários novos estudos para avaliar os resultados em diferentes comunidades com o objetivo de compreender as semelhanças e diferenças entre as comunidades.

6.4 Considerações

Este capítulo apresentou o *RK-Component*, o terceiro componente do *framework Miner4DevTeam*. O *RK-Component* tem por objetivo apoiar a determinação do *Project Related Knowledge* (Seção 3). O foco do componente é detectar postagens relacionadas no GitHub *Discussions* e apoiar mantenedores na tarefa trabalhosa de detectar manualmente postagens relacionadas.

Este componente usa um modelo, de aprendizagem profunda genérico, de acesso público, pré-treinado pelo Sentence-BERT (SBERT) para calcular embeddings de sentenças semanticamente significativas de postagens e a similaridade de cosseno para comparar pares de postagens. Os modelos de aprendizado de máquina disponíveis publicamente trazem flexibilidade à abordagem. À medida que os pesquisadores lançam modelos melhores, pode-se atualizar o RK-Component. Além disso, o uso de modelos de uso geral oferece vantagens como (1) não há necessidade de estruturas computacionais complexas locais para treinamento, validação e teste de modelos, (2) não há necessidade de parametrização do modelo e (3) não há necessidade de retreino do modelo, revalidação e novo teste sempre que o contexto mudar (Polyzotis et al., 2017; Zhou et al., 2017; Schelter et al., 2018; Lee and Shin, 2020). O dinamismo com que as comunidades no GitHub crescem justifica o uso de modelos genéricos de aprendizado de máquina.

O componente foi avaliado em discussões públicas coletadas em três comunidades OSS. No total, foram avaliadas a similaridade semântica de 16.048 postagens. Três mantenedores de OSS e três pesquisadores de SE julgaram as postagens relacionadas detectadas. Os resultados mostram que pode-se usar um modelo de aprendizado de máquina profunda de uso geral aplicado a problemas de NLP para detectar postagens relacionadas no Discussions. O RK-Component alcançou uma taxa de precisão média de 92,47%, considerando os 10 pares de discussão mais semelhantes para cada postagem de discussão no conjunto de dados D (K = 10). Com base em uma amostra rotulada, foi avaliada a taxa de recall do componente, que atingiu aproximadamente 67% para o projeto Homebrew.

Os resultados aqui apresentados foram discutidos com a equipe de engenharia do GitHub *Discussions*. Consequentemente, a equipe de engenharia está testando algumas mudanças na interface do fórum como, por exemplo, ao criarem novas

postagens, os usuários devem confirmar que pesquisaram tópicos semelhantes antes de criar novas postagens.

Acredita-se que esta pesquisa traz futuras oportunidades para permitir a aquisição e transferência de conhecimento do projeto, pois pode fornecer aos usuários questões relacionadas ao projeto e tornando o conhecimento do projeto fácil de encontrar. Por fim, os resultados possibilitam a reutilização do conhecimento do projeto, pois os usuários poderão acessar postagens relacionadas que já foram perguntadas e respondidas. Como direcionamentos futuros visa-se a otimização do modelo e a construção de um Bot para relatar automaticamente a ocorrências de postagem relacionadas no fórum. A otimização do modelo usado poderá ser feita explorando a rede de links criada nas postagens de discussões. Observou-se que os usuários do Discussions frequentemente compartilham links entre postagens relacionadas, esse achado permite a criação automática de bases rotuladas com discussões relacionadas, que podem ser exploradas na otimização do modelo.

Capítulo 7

Conclusões

Este capítulo apresenta a conclusão desta tese (Seção 7.1), responde à questão de pesquisa norteadora do trabalho (Seção 7.1.1), apresenta as suas contribuições (Seção 7.2) e discorre sobre oportunidades futuras (Seção 7.3).

7.1 Conclusão

Ferramentas como *chats* e fóruns do tipo PCQA têm se tornado essenciais para as equipes de desenvolvimento de software, sejam estas distribuídas ou colocalizadas. Tais ferramentas oferecem um meio eficiente de comunicação e facilitam a colaboração entre membros de equipes, pois permitem a troca rápida de informações, compartilhamento de ideias e resolução de problemas, o que certamente contribui para o sucesso dos projetos e aprimoramento da produtividade das equipes.

Quando desenvolvedores usam tais ferramentas, discussões relevantes sobre a idealização, funcionalidades, planejamento, desenvolvimento, utilização e gerenciamento dos projetos ficam registradas nos sistemas de armazenamento de conteúdo desses recursos. Contudo, essas informações podem se tornar "perdidas", não implementadas, esquecidas ou difíceis de serem encontradas em meio a grande quantidade de mensagens trocadas pelos usuários dos canais de comunicação. Podem, ainda, já terem sido amplamente discutidas e/ou amadurecidas pelos integrantes das equipes, porém não registradas na documentação oficial do projeto, ou podem ser discutidas repetidas (duplicadas) vezes por desinformação

173 7.1. Conclusão

dos usuários. Em todos os cenários destacados, a perda e a duplicação de informações podem comprometer o compartilhamento e o reuso de conhecimentos dos projetos de software (project knowledge sharing e project knowledge reuse) e, consequentemente, o produto desenvolvido, pois a capacidade de interagir e compartilhar informações entre membros de times de desenvolvimento é apontada como requisito principal para o sucesso de projetos de software (Chen et al., 2013; Tantisuwankul et al., 2019).

Dado que o problema desta pesquisa é de cunho prático das equipes de desenvolvimento de software, sejam elas colocalizadas ou distribuídas, utilizou-se a metodologia DSR (Design Science Research). A metodologia apoia a produção de artefatos inovadores para problemas práticos. A solução para o problema aqui abordado foi concretizada em um framework projetado, desenvolvido e avaliado para apoiar a determinação de diferentes tipos de conhecimentos de projetos de software, a partir dos registros de comunicação das equipes de desenvolvimento, o framework Miner4DevTeam (Figura 7.1). Foram utilizados conceitos, algoritmos e técnicas de mineração de dados, oriundos das áreas de recuperação de informação, processamento de linguagem natural e deep learning visando a determinação do Project Lost Knowledge (PLK), Project Frequent Knowledge (PFK) e Project Related Knowledge (PRK) (Capítulo 3). O framework é formado por três componentes: o Lost Knowledge Component, que apoia a identificação do PFK, e o Related Knowledge Component, que apoia a identificação do PRK.

As conclusões desta pesquisa são apresentadas a seguir, conforme os tipos de conhecimento investigado. Com respeito ao *Project Lost Knowledge* (PLK), tem-se que:

• Os membros das equipes de desenvolvimento usam ferramentas de comunicação síncronas, especificamente *chats*, para discutir diferentes tópicos acerca dos projetos realizados, tais como requisitos, planejamentos, desenvolvimento, testes, etc. Contudo, as equipes também discutem tópicos não relevantes para a determinação de conhecimentos de projetos de software, como discussões relacionadas à integração social das equipes e discussões de coordenação de reuniões de trabalho.

Para identificar e extrair discussões relevantes de projetos de software e apoiar a determinação do PLK, PFK e PRK, a partir dos registros de comunicação de desenvolvedores, gerados por meio de chats e/ou fóruns do tipo PCQA, use o Miner4DevTeam.



Relevância: A determinação do PLK apoia gerentes e líderes de equipe a promoverem (1) a qualidade do software, (2) a evolução dos produtos desenvolvidos e (3) o processo de tomada de decisões estratégicas nas empresas de software. O PFK é relevante para apoiar a familiarização de novos membros às equipes já produtivas, pois evidencia o escopo de desenvolvimento do software. A detecção de PRK é essencial para (1) mitigar o problema de duplicação em fóruns de desenvolvedores, promover o (2) compartilhamento e (3) reuso do conhecimento do software.

Rigor: Experimentos executados em times de desenvolvedores em três contextos: startup, academia e *Open Source*. Foram analisados registros de conversas realizados por *chats* e de fóruns do tipo PCQA. As avaliações dos componentes do *framework* foram efetuadas por gerentes, mantenedores e pesquisadores de SE. Foram usadas as métricas: Precisão, Precisão@k, Revocação, Acurácia e MRR. Também foram feitas entrevistas com gerentes e mantenedores dos projetos analisados.

Novel: Uso de técnicas de PLN e algoritmo de *ranking* na identificação do *project lost knowledge*. Uso técnicas e algoritmos de NLP e mineração de dados na identificação do *project frequent knowledge*. Uso de modelos genéricos, pré-treinados, de aprendizagem profunda de máquina, aplicáveis a problemas de PLN, na detecção do *project related knowledge*. As discussões foram mineradas a partir dos registros de conversas de times de desenvolvedores.

Figura 7.1: Visual Abstract desta pesquisa de doutorado.

- O *LK-Component* demonstrou resultados promissores ao determinar automaticamente decisões de projeto a partir dos registros de comunicação de equipes de desenvolvimento e oportunizar a identificação do PLK.
- É possível utilizar o algoritmo de *Text Summarization* para extrair decisões relacionadas aos projetos de software, a partir dos registros de comunicação dos times de desenvolvimento que usam *chats*.
- Gerentes de projetos identificaram *Project Lost Knowledge* (PLK) a partir de decisões de projetos relevantes extraídas.
- Gerentes de projetos destacaram ter interesse em adotar o processo de identificação do PLK em outros projetos sob suas respectivas responsabilidades.
- O PLK pode ser usado para promover a transferência de conhecimentos de

175 7.1. Conclusão

software, disseminar informações entre membros das equipes e promover a oportunidade de criação de novas ideias que possam ser implementadas em novas versões dos produtos desenvolvidos.

- Os PLKs identificados continham diferentes tipos de discussões de projetos de software, destacando que o conhecimento pode ser perdido em diferentes estágios do ciclo de vida de desenvolvimento do software e o PLK não está, necessariamente, vinculado à nenhuma etapa específica.
- A utilização do LK-Component não se limita ao contexto da indústria de software. Professores que atuam no ensino da ES também podem ser beneficiados ao utilizarem o componente para extrair discussões relevantes dos logs de comunicação de equipes de estudantes, para apoiar as atividades pedagógicas dos professores e monitorar o desenvolvimento dos projetos de software realizados pelos estudantes.

Com respeito ao *Project Frequent Knowledge* (PFK), tem-se que:

- O PFK pode ser determinado através dos assuntos frequentemente discutidos pelas equipes de desenvolvimento. O PFK evidencia o escopo de desenvolvimento dos projetos de software.
- O FK-Component demonstrou resultados promissores ao externar decisões de projeto frequentemente discutidas nos registros de comunicação de equipes de desenvolvimento e oportunizar a determinação do PFK.
- As barreiras enfrentadas por novos membros, ao chegarem em uma nova equipe de desenvolvimento, podem ser amenizadas com a determinação do PFK.
- O processo de identificação do PFK fornece oportunidade para transferência de conhecimentos técnicos, sociais e organizacionais.
- A utilização do PFK não se limita aos novatos, membros antigos podem usá-lo para recordar decisões já tomadas pelas equipes.

Com respeito ao *Project Related Knowledge* (PRK), tem-se que:

- Usuários do fórum GitHub *Discussions* duplicam postagens quando (1) desejam reforçar um pedido de ajuda, (2) desejam acrescentar novas informações às postagens anteriormente criadas ou (3) quando buscam alternativas diferentes para a solução do problema.
- Postagens relacionadas ocorridas no *Discussions* podem ser reorganizadas, unidas ou remanejadas como comentários umas das outras.
- O dinamismo com que as comunidades no GitHub crescem justifica o uso do modelo de aprendizado de máquina genéricos.
- O RK-Component usa um modelo, de aprendizagem profunda genérico, de acesso público, pré-treinado pelo Sentence-BERT (SBERT) para calcular embeddings de sentenças semanticamente significativas de postagens. Esta decisão de planejamento trouxe flexibilidade à abordagem. À medida que os pesquisadores lançam novos modelos melhores, pode-se atualizar o RK-Component.
- Os mantenedores de projetos hospedados na plataforma GitHub podem se beneficiar do *RK-Component* para lidar com a tarefa trabalhosa de detectar manualmente postagens relacionadas.
- Os resultados gerados pelo RK-Component podem ser usados por mantenedores para priorizar o desenvolvimento ou atualizar postagens específicas do projeto frequentemente discutidas, controlar a propagação de postagens relacionadas e apoiar o compartilhamento e reuso de conhecimento do projeto.

Contudo, os estudos realizados evidenciaram necessidades de aprimoramento dos mecanismos propostos. A manipulação de textos provenientes dos registros de comunicação das equipes revelou alguns desafios que foram considerados, porém, necessitam de maior atenção na criação ou evolução dos mecanismos de mineração aqui propostos, são elas:

Apesar de serem feitas por especialistas (membros das equipes de desenvolvimento ou desenvolvedores), as discussões registradas nos logs normalmente

7.1. Conclusão

seguem um padrão informal de conversação. Isso significa que as normas, critérios e jargões técnicos usados na escrita da documentação oficial do sistema podem ser desprezados pelos membros.

- Mensagens de bate-papo costumam ser escritas sem rigor ortográfico e podem não seguir um fluxo sequencial de emissão. Apesar de ser um desafio para as estratégias automáticas de manipulação de tais dados, os membros das equipes são perfeitamente capazes de compreender e se comunicar nesses contextos. Além disso, é comum a presença de gírias, jargões, erros ortográficos, e-mojis, onomatopeias nos textos das mensagens, assim como o uso de abreviações para agilizar a escrita. Esses tipos de mensagens podem não ser corretamente interpretadas pelos algoritmos implementados.
- Desenvolvedores podem discutir diferentes assuntos nos meios de comunicação utilizados, gerando registros de discussões relacionadas aos projetos e registros de discussões fora do escopo dos projetos.
- Modelos genéricos de deep learning podem falhar na manipulação de contextos específicos de projetos de software, pois podem não identificar as especificidades dos assuntos discutidos.
- Os estudos também evidenciaram que o perfil e as experiências profissionais dos membros que usaram os mecanismos propostos podem interferir no processo de determinação ou identificação dos diferentes tipos de conhecimentos aqui explorados.
- Não é garantida a identificação exaustiva de todos os conhecimentos aqui elencados, sendo recomendada a leitura e compreensão das documentações oficiais dos projetos.

7.1.1 Resposta da Questão de Pesquisa

Nesta seção, será respondida a questão de pesquisa desta tese. Sendo assim, tem-se:

QP: Como utilizar métodos automáticos para identificar discussões relevantes de projetos de software a partir dos registros de comunicação de desenvolvedores?

Os estudos realizados evidenciaram resultados positivos na utilização de técnicas e algoritmos das áreas de mineração de dados, mais especificamente Recuperação de Informação, Processamento de Linguagem Natural e Deep Learning, para a identificação e extração de discussões de projetos relevantes a partir dos registros de comunicação de desenvolvedores. No contexto desta pesquisa, discussões relevantes são aquelas que viabilizam a disseminação e o reuso de conhecimentos de projetos de software entre integrantes de equipes distribuídas ou colocalizadas. Ou seja, discussões que revelam informações acerca da análise, do planejamento, desenvolvimento, utilização, validação, lições aprendidas e gerenciamento do software. Nesta pesquisa foram utilizadas abordagens baseadas em (1) ranque, o LK-Component, (2) processamento de linguagem natural otimizados, FK-Component e (3) modelos de PLN pré-treinadas, RK-Component.

A identificação de discussões relevantes a partir dos registros de comunicação de equipes de desenvolvimento de software promove a captura de conhecimento, dá suporte à tomada de decisão, pode aumentar a eficiência da equipe e contribui para a qualidade do desenvolvimento de projetos de software. Especificamente, esta tese foi motivada pela oportunidade de:

- Promover o compartilhamento e reuso de conhecimento: A identificação de discussões relevantes que antes estavam "perdidas" do ponto de vista de membros das equipes de software facilita o compartilhamento e reuso do conhecimento adquirido durante o desenvolvimento. Isso pode ajudar, dentre outras oportunidades, (1) gerentes a resgatarem o histórico de discussões relevantes sobre a tomada de decisão dos projetos e (2) novos membros da equipe a se atualizarem e a entenderem os contextos e decisões anteriores.
- Evitar repetição de discussões: A identificação de discussões relacionadas pode evitar a repetição de tópicos já abordados. Isso economiza tempo e recursos, permitindo que a equipe se concentre em discussões novas ou mais urgentes e ajuda mantenedores de equipes que usam o GitHub *Discussions* a lidarem com os problemas de degradação do fórum causado pela ocorrência

7.1. Conclusão

de discussões duplicadas.

Contudo, a eficácia desses métodos depende da qualidade dos dados, da quantidade de dados disponíveis e da escolha apropriada das técnicas de processamento. Além disso, a manipulação de textos provenientes de *chats* de desenvolvedores e fóruns do tipo PCQA constituem desafios próprios do problema.

Os estudos realizados evidenciaram que as discussões relevantes de projetos de software identificadas impactaram positivamente na identificação do *Project Lost Knowledge* (PLK), na determinação do *Project Frequent Knowledge* (PFK) e na detecção do *Project Related Knowledge* (PRK). Tais conhecimentos evidenciam informações acerca de projetos dos software desenvolvidos, como informações referentes à definição, planejamento, configurações, testes, aceite, tecnologias utilizadas, gerenciamento, lições aprendidas e entrega do projeto que promovem o compartilhamento e o reuso do conhecimento do projeto.

Argumenta-se que o compartilhamento e o reuso do conhecimento de projetos de software é importante para garantir pontos como:

- Continuidade: O compartilhamento de conhecimento garante que, mesmo que membros da equipe saiam ou novos entrem, o conhecimento presente nos registros de comunicação das equipes não seja perdido. Isso assegura a continuidade do projeto e reduz a dependência de indivíduos específicos.
- Qualidade: O compartilhamento de lições aprendidas pode melhorar a qualidade do trabalho da equipe. A equipe pode aprender com erros passados e adotar práticas bem-sucedidas.
- Colaboração: O conhecimento compartilhado facilita que os membros das equipes entendam melhor o contexto, as decisões tomadas e o raciocínio envolvido, promovendo um ambiente de trabalho colaborativo.
- Redução de Riscos: O compartilhamento de conhecimento ajuda a evitar a repetição de erros técnicos e de gerenciamento já cometidos.
- Novas ideias: Ao expor algumas discussões e decisões já feitas, a equipe pode encontrar novas formas de abordar problemas e explorar soluções mais eficazes.

- Aprendizado: Compartilhar conhecimento proporciona oportunidades para que outros membros da equipe aprendam com as experiências, erros e sucessos anteriores.
- Documentação: O conhecimento compartilhado pode ser documentado, contribuindo diretamente os demais pontos citados.

Por outro lado, a não identificação de conhecimentos de projetos de software ou a perda de tais conhecimentos, podem levar a uma variedade de problemas, como a perda do raciocínio referente às decisões de projeto, a diminuição da compreensão dos sistemas desenvolvidos, a degradação do compartilhamento de conhecimentos e dificulta a avaliação do software e o impacto das estimativas de mudanças.

Sendo assim, o framework Miner4DevTeam surge como uma abordagem para apoiar equipes de desenvolvimento na gestão do conhecimento dos projetos de software dentro das organização. Podendo o LK-Component ser utilizado durante todo o processo de desenvolvimento com o objetivo de auxiliar a identificação de conhecimentos esquecidos e que, possivelmente, impactaram em mudanças entre o produto inicialmente definido e o produto final gerado. Para isso, o LK-Component deve receber como entrada os registros de conversas da equipe de desenvolvimento e as datas inicial e final que delimitam o período de tempo sobre o qual o componente fará a análise das mensagens registradas. Como saída, o componente fornece uma lista ranqueada com as N sentenças (sequência de mensagens enviadas pelo mesmo usuário) mais relevantes identificadas no período analisado. A partir de tais sentenças, o gerente de projeto da equipe pode determinar o Project Lost Knowledge. Já o FK-Component, que também pode ser utilizado durante todo o processo de desenvolvimento do software, tem o objetivo de assistir a entrada de novos membros a equipes já produtivas, pois facilita a familiarização destes ao novo contexto de trabalho, tornando-os produtivo mais rapidamente. Para isso, com o objetivo de prover informações que evidenciem a evolução temporal do projeto analisado, o gerente de projeto da equipe deve fornecer o registro de comunicação da equipe e definir datas limítrofes que delimitam o passado remoto e o passado recente do projeto de software. Em seguida, o componente gera duas word clouds que externam o escopo do projeto de software analisado: a Semântica, composta por termos que tentam evidenciar características de especificação, planejamento, desenvolvimento, manutenção e gerenciamento do projeto de software e a **Técnica**, composta por termos que tentam evidenciar características relacionadas ao uso de tecnologias e decisões técnicas no desenvolvimento do projeto. Os termos presentes nas $word\ clouds$ podem ser utilizadas como índices que permitem a navegação do usuário pelo log de conversas da equipe. A partir de tais $word\ clouds$, os novos membros podem consumir o $Project\ Frequent\ Knowledge$. Por fim, o RK-Component apoia a diminuição de possíveis inconsistências geradas pela duplicidade de informações acerca dos projetos. Desta forma, sua utilização também pode ser feita durante todas as etapas do processo de desenvolvimento do software. Como entrada, o componente recebe uma lista contendo postagens de discussões de desenvolvedores feitas em fóruns de comunicação. O componente analisa o conteúdo das postagens e fornece um conjunto R com pares de discussões candidatas a discussões relacionadas.

7.2 Contribuições

Esta seção apresenta as contribuições que esta pesquisa de doutorado trouxe para a área de Engenharia de Software. Ao longo desta pesquisa, foram identificadas e desenvolvidas diversas contribuições que ampliam o entendimento sobre a ocorrência de conhecimentos de projetos de software nos registros de comunicação de desenvolvedores. Essas contribuições abrangem desde evidências experimentais sobre o que os desenvolvedores discutem até mecanismos robustos baseados em deep learning para detectar o project knowledge em fóruns de desenvolvedores. A seguir, são categorizadas e descritas as contribuições desta tese:

• Contribuições teóricas:

- 1. Evidências experimentais sobre a perda de conhecimento dos projetos de software em mensagens de bate-papo (chats) das equipes de desenvolvimento.
- 2. Evidências experimentais sobre as aplicações práticas do *LK-Component* em empresas que usam ferramentas de bate-papo na comunicação da equipe.

- 3. Evidências experimentais sobre as aplicações práticas do FK-Component em empresas que usam chats como ferramentas de comunicação.
- 4. Evidências experimentais sobre o uso de um modelo de aprendizado de máquina de propósito genérico para detectar postagens de discussão relacionadas criadas por desenvolvedores.
- 5. Evidências experimentais sobre as aplicações práticas do *RK-Component* para as comunidades hospedadas na plataforma GitHub, sob a perspectiva de três mantenedores OSS.
- 6. Evidências experimentais sobre as atividades de compartilhamento de links no fórum de discussões do GitHub.
- 7. Um estudo exploratório para identificar os tipos de recursos comumente referenciados no *Discussions* e as razões para o compartilhamento de tais referências.
- 8. Evidências experimentais sobre como estudantes de graduação em computação usam Slack para apoiar o desenvolvimento de projetos de software.
- 9. Evidências experimentais sobre como o registro de comunicação dos estudantes podem dar suporte as atividades pedagógicas de professores da área de computação.

• Contribuições práticas:

- 1. O desenvolvimento e avaliação de uma abordagem semi-automática, baseada em técnicas de PLN e algoritmos de ranque para apoiar a identificação de decisões de projetos que não foram formalmente registradas na documentação do software e podem estar "perdidas" sob a perspectiva dos gerentes de projeto.
- 2. O desenvolvimento e avaliação de uma abordagem semi-automática, baseada em PLN e técnicas de mineração de dados otimizadas para apoiar a identificação de decisões de projetos que já se tornaram claras e intrínsecas ao time de desenvolvimento, porém não foram formalmente registradas na documentação do software. Tais informações podem

- ser usadas para apoiar a entrada de novos membros às equipes de desenvolvimento.
- 3. O desenvolvimento e avaliação de uma abordagem baseada em modelos de aprendizado de máquina profunda para detectar postagens de discussão relacionadas em fóruns do tipo PCQA.

• Publicações aceitas:

- Lima, M., Valle, V., Costa, E., Lira, F., and Gadelha, B. (2019c). Software engineering repositories: Expanding the PROMISE database. In Proceedings of the XXXIII Brazilian Symposium on Software Engineering, SBES 2019, Salvador, Brazil, September 23-27, 2019, pages 427-43.
- Lima, M., Ahmed, I., Conte, T., Nascimento, E., Oliveira, E., and Gadelha, B. (2019a). Land of lost knowledge: An initial investigation into projects lost knowledge. In 2019 ACM/IEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement (ESEM), pages 1–6. IEEE.
- 3. Lima, M., Fontão, A., Fernandes, D., Conte, T., and Gadelha, B. (2019b). How are my students going? a tool to analyse students' interactions on capstone courses. In Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE), volume 30, page 1611.
- 4. Lima, M., Oliveira, E., Conte, T., and Gadelha, B. (2020). Clouds are heavy! a storm of relevant project-related terms to support newcomers' onboarding. In Proceedings of the 34th Brazilian Symposium on Software Engineering, SBES 2020, Natal, Brazil, October 19-23, 2020, pages 319–324.
- 5. Borges, O., Lima, M., Couto, J., Gadelha, B., Conte, T., and Prikladnicki, R. (2022). Ml@se: What do we know about how machine learning impact software engineering practice? In 2022 17th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI), pages 1–7. IEEE.

- Lima, M., Steinmacher, I., Ford, D., Liu, E., Vorreuter, G., Conte, T., and Gadelha, B. (2023). Looking for Related Discussions Posts on GitHub Discussions. PeerJ Computer Science. Aceito para publicação.
- 7. Pessoa, M., Lima, M., Pires, F., Haydar, G., Melo, R., Rodrigues, L., Oliveira, D., Oliveira, E., Galvão, L., Gadelha, B., Isotani, S., Gasparini, I., Conte, T. (2023). A Journey to Identify Users' Classification Strategies to Customize Games and Gamified Environments. IEEE Transactions on Learning Technologies. DOI: 10.1109/TLT.2023.3317396. IEEE.

Publicações submetidas:

- Lima, M., Steinmacher, I., Ford, D., Vorreuter, G., Gonçalves, L., Conte, T., and Gadelha, B. (2023). How are discussions linked? A link analysis study on the GitHub Discussions forum. Submetido para revisão no Journal of Systems and Software.
- Impactos na indústria de software: Os estudos aqui realizados impactaram na comunidade *open source*. Como evidência, o GitHub destacou a importância da pesquisa realizada em seu blog oficial¹. Além disso, os resultados gerados motivaram a implementação de novas *features* no GitHub *Discussions*, como:
 - 1. Checkbox for duplicates Checkbox que destaca a realização da busca por postagens duplicadas antes que uma nova postagem seja criada pelos usuários do Discussions.
 - 2. Most Helpful quadro que destaca os usuários que mais contribuíram para responder perguntas realizadas no fórum.

7.3 Trabalhos Futuros

Embora esta tese tenha abordado a identificação de conhecimentos de projetos de software a partir dos registros de comunicação de desenvolvedores, há diversas

 $^{^1 \}rm https://github.blog/2022-07-20-heres-how-academic-research-is-shaping-github-discussions/$

oportunidades para futuras investigações e desenvolvimentos que podem expandir e aprofundar ainda mais o entendimento do tema. Nesta seção, apresentamos algumas sugestões para trabalhos futuros, cada um deles com potencial para apoiar as tarefas realizadas por diferentes membros de equipes de desenvolvimento.

Novas pesquisas podem focar no aprimoramento dos componentes aqui propostos. Dado que todos os componentes abordam problemas que envolvem PLN, desafios oriundos da própria área oportunizam o desenvolvimento de novas pesquisas. A ambiguidade linguística (palavras e frases com múltiplos significados), desafios multilíngues (vários idiomas), a falta de dados rotulados e os recursos semânticos limitados (nuances e a semântica profunda da linguagem humana) constituem desafios a serem tratados. Além disso, o contexto de aplicação das soluções propostas, registros de comunicação de times de desenvolvimento de software, agregam desafios ainda maiores, pois nesse contexto geralmente há a descrição de trechos de códigos cuja estrutura e vocabulário diferem das linguagens naturais (Sirres et al., 2018). Sendo assim, o entendimento contextual no qual as palavras ou frases são usadas é desafiador. Superar esses desafios requer pesquisa contínua em técnicas de PLN.

Outras pesquisas podem focar em apoiar a determinação do PLK, PFK e PRK a partir de diferentes repositórios de dados ou a partir da combinação de dados neles armazenados. Diferentes repositórios podem ser gerados a partir da colaboração de equipes de desenvolvimento de software. Neles estão armazenadas informações sobre o processo de desenvolvimento e as interações da equipe. Como visto na Seção 2.2, tais repositórios são valiosas fontes de informações sobre o projeto. Sendo assim, criam-se oportunidades para a mineração de PLK, PFK e PRK em repositórios de controle de versão, plataformas de gerenciamento de projetos, sistemas de rastreamento de bug, outros fóruns e outras ferramentas de discussão, e-mails, redes sociais corporativas e documentação.

Vislumbram-se também oportunidades de novas pesquisa para apoiar a área de knowledge managemente em projetos de software. Com este foco, é importante implementar estratégias que não somente facilitem a captura do conhecimento, mas também apoiem a organização, o compartilhamento e uso deste na equipe. A partir da identificação do PLK, PFK e PRK novos pesquisas podem focar em documentar e catalogar automaticamente tais conhecimentos, criando bases de

conhecimento dos projetos de software, onde as informações relevantes podem ser armazenadas e facilmente acessadas por todos os membros da equipe. Pode-se criar estratégias eficientes que incentivem a transformação de conhecimentos de projetos tácitos (propriedade intelectual) em explícitos (escritos). Por fim, apoiar a transferência de conhecimento entre membros experientes e novos membros da equipe. É fundamental dar suporte à gestão do conhecimento em projetos de software, visando maximizar a eficiência das equipes, promover a inovação e garantir que o conhecimento valioso seja retido e utilizado (Levy and Hazzan, 2009; Natali and de Almeida Falbo, 2002).

Por fim, acredita-se que novas pesquisas possam explorar o "conhecimento social" presente nos registros de conversas de times de desenvolvimento. O conhecimento social do projeto compreenderia o conhecimento evidenciado através do padrão comportamental dos membros das equipes, como por exemplo, o papel desempenhado por um membro específico frente às discussões de projeto feitas pelas equipes. Visualizando as equipes de desenvolvimento como uma comunidade é possível mapear os registros de conversas destas equipes em uma rede de conexão, gerando grafos que evidenciam os relacionamentos existentes entre os membros dos times. Tais grafos podem ser usados para modelar e compreender as conexões estabelecidas pelos membros das equipes e, ainda, derivar métricas da área de Análise de Redes Sociais (ARS), como a coesão, a centralidade e a densidade das redes geradas (Bosu and Carver, 2014), que evidenciem novos conhecimentos sobre os projetos de software.

Apêndice A

Lista de termos técnicos usada pelo $Frequent\ Knowledge$ Component

Este apêndice apresenta a lista de termos T usada pelo $Frequent\ Knowledge\ Component\ para apoiar a determinação dos assuntos técnicos discutidos pelas equipes de desenvolvimento.$

A.1 Lista T

A lista T foi gerada a partir do conjunto de tags usadas pelo Stack Overflow para categorizar as perguntas semelhantes, feitas por profissionais de computação, que ocorrem no site. A lista T é uma adaptação da lista de tags do Stack Overflow. Tal adaptação foi realizada com objetivo de viabilizar a determinação dos assuntos técnicos frequentemente discutidos pelas equipes de desenvolvimento e registrados nos logs de conversas destas, conforme explicado na Seção 3.3.

```
python
                                                                     python -3.x
php
                                                                 19
javascript
                              11
                                   sql
                                                                 20
                                                                      array
java
                              12
                                                                 21
                                                                     sql
с#
                                   html5
                                                                 22
                                                                      server
html
                                  asp.net-mvc
                                                                     angularjs
jquery
                                   ајах
mysql
                                  banco-de-dados
                                                                     c++
android
                                                                     node.js
                                   json
                                   laravel
CSS
```

28	asp.net	95	apache-cordova	162	maven
29	css3	96	react-native	163	login
30	angular	97	spring-boot	164	expressoes
31	string	98	google-maps	165	lambda
32	wordpress	99	bootstrap -3	166	bootstrap -4
33	twitter	100	rest	167	foreach
34	bootstrap	101	mobile	168	spring-mvc
35	orientacao-a-objetos	102	mongodb	169	checkbox
36	delphi	103	terminologia	170	tomcat
37	postgresql	104	xamarin	171	docker
38	entity-framework	105	swift	172	objective—c
39	winforms	106	eclipse	173	ionic3
40	android	107	bootstrap	174	criptografia
41	studio	108	python-2.7	175	csv
42	regex	109	http	176	jquery-datatables
43	query	110	front-end	177	div
44	funcoes	111	desempenho	178	classificacao
45	api	112	asp.net-web-api	179	unity3d
46	oracle	113	ponteiro	180	while
47	codeigniter	114	data	181	operadores
48	excel	115	matriz	182	selenium
49	xml	116	wpf	183	join
50	jsf	117	listview	184	excel-vba
51	linux	118	input	185	google
	asp.net-mvc-5	119		186	bash
52	•		session		table
53	typescript	120	laravel-eloquent	187	
54	ionic	121	datetime	188	netbeans
55	webservice	122	post	189	memoria
56	hibernate	123	ubuntu	190	jsf −2.2
57	pdo	124	thread	191	design-pattern
58	mysqli	125	jsp	192	google-chrome
59	aplicacao	126	seguranca	193	cmd
60	web	127	cakephp	194	tkinter
61	django	128	servidor	195	phpmailer
62	git	129	email	196	menu
63	react	130	i f	197	engenharia-de-software
64	lista	131	entity-framework-6	198	metodo
65	visual-studio	132	webforms	199	iis
66	ruby-on-rails	133	android-activity	200	shell-script
67	ios	134	razor	201	tabela-banco-de-dados
	laravel -5				
68		135	pandas	202	sql-update
69	primefaces	136	pdf	203	sintaxe
70	swing	137	date	204	xamarin-forms
71	select	138	struct	205	aws
72	firebase	139	script	206	arraylist
73	spring	140	github	207	pl-sql
74	android	141	firebird	208	dom
75	mvc	142	socket	209	javascript-eventos
76	vba	143	matematica	210	xcode
77	vb.net	144	url	211	character-encoding
78	formulario	145	android-fragment	212	busca
79	imagem	146	logica	213	ionic2
80	windows	147	for	214	layout-responsivo
81	ruby	148	validação	215	estilo -de-codificação
82	vue.js	149	curl	216	datatable
83	htaccess	150	excecao	217	heranca
84	arquivo	151	upload	218	sql-select
85	apache	152	facebook	219	objetos
86	classes	153	javafx	220	soap
87	java-ee	154	asp	221	jquery-ui
88	sqlite	155	modal	222	arduino
89	algoritmo	156	express	223	recursao
90	jpa	157	linguagem	224	visual-studio-2015
91	asp.net-core	158	phpmyadmin	225	batch
92	variaveis	159	modelagem	226	visual-basic-6
93	ling	160	tipagem	227	arquitetura-de-software
94	loop	161	estrutura-de-dados	228	jdbc
04	p	101	coordina de dados	220	1450

229	envio-de-email	296	azure	363	modelo-relacional
230	testes	297	stored	364	ado.net
231	conversao-de-tipo	298	procedures	365	fullcalendar
232	datagridview	299	materialize	366	gerenciamento-de-memoria
233	conexao	300	html	367	hash
234	iframe	301	select	368	matlab
235	trigger	302	formatacao	369	ireport
236	shell	303	versionamento	370	autocompletar
237	restful	304	laravel-blade	371	video
238	navegador	305	mysql	372	processamento-de-imagens
239	random	306	workbench	373	firefox
240	autenticacao	307	relacionamento	374	switch
241	visual-studio-code	308	asp.net-identity	375	deploy
242	nullpointerexception	309	debug	376	numpy
243	parametros	310	rstudio	377	terminal
244	canvas	311	laravel	378	sqlite3
245	tabela	312	nginx	379	junit
246	multithreading	313	assembly	380	ddd
247	java-8	314	dart	381	internet-explorer
248	visual-studio -2013	315		382	angular -6
249	flutter		spring-security		
		316	angularjs-directives	383	plugin-wordpress
250	lua	317	d11	384	float
251	sql-insert	318	datepicker	385	redes
252	framework	319	asp.net-mvc-4	386	assincronismo
253	servlet	320	ssl	387	construtor
254	http-request	321	web	388	nfe
255	qt	322	scrap	389	android-recyclerview
256	get	323	return	390	gridview
257	npm	324	dropdown	391	windows-phone
258	selenium-webdriver	325	relatorio	392	grid
259	file -upload	326	laravel	393	log
260	controller	327	xaml	394	chartjs
261	composer	328	google	395	nhibernate
262	opencv	329	console	396	localstorage
263	delphi-7	330	async	397	xamarin . android
264	арр	331	flask	398	url-amigavel
265	view	332	alocacao	399	hospedagem
266	lista encadeada	333	ecmascript-6	400	cors
267	interface	334	dicionario	401	grafico
268	button	335	redirecionamento	402	jboss
269	rolamento	336	jtable	403	jpa −2.0
270	php	337	request	404	wcf
271	access	338	ftp	405	char
272	wordpress	339	utf-8	406	null
273	cookies	340	certificado	407	procedure
274	magento	341	download	408	heroku
275	paginacao	342	cache	409	biblioteca
276	webview	343	otimizacao	410	geolocalizacao
277	kotlin	344	condicao	411	int
278		345	entity-framework-core	411	https
278 279	ggplot2	345	. net-core	412	-
	xampp				template
280	eventos	347	axios	414	enums
281	txt	348	visual	415	gradle
282	jasper-reports	349	studio	416	declaracao-de-variavel
283	animacao	350	pagseguro	417	namespace
284	mongoose	351	maps	418	gui
285	svg	352	filtro	419	diretorio
286	testes-unitarios	353	android	420	tags
287	combobox	354	adapter	421	time
288	woocommerce	355	sass	422	instalacao
289	crud	356	layout	423	ide
290	link	357	websocket	424	impressao
291	data.frame	358	array	425	xhtml
292	seo	359	multidimensional	426	indices
293	plugin	360	comparacao	427	google-maps-api-3
294	compilação	361	reflexao	428	oracle11g
295	windows	362	genericos	429	group-by

420		407	1:	EG 4	base64
430	jogos	497	aplicacao-desktop sistema-operacional	564	socket.io
431 432	wildfly zend	498 499	reportviewer	565 566	jquery-select2
432			-		~
	highcharts	500	media-queries	567	genexus
434	geracao-de-pdf	501 502	dplyr	568	gson cordova-plugin
435	spring-data		asynctask latex	569	
436	facebook-graph-api	503		570	electron opengl
437	mariadb	504	processo	571	. 0
438	thymeleaf	505	slim	572	unity-5
439	matplotlib	506	delphi -10	573	collection
440	cakephp-2	507	mpdf	574	site
441	stack	508	grafo	575	google-chrome-extensao
442	migrations	509	services	576	gps
443	django-templates	510	else	577	dompdf
444	doctrine	511	jquery-mobile	578	arvore-binaria
445	conversao	512	independente-de-linguagem	579	mod-rewrite
446	visualg	513	timestamp	580	posicionamento
447	back-end	514	spring-jpa	581	textview
448	push-notification	515	replace	582	machine-learning
449	docker-compose	516	firebase-database	583	propriedade
450	dataframe	517	crystal-reports	584	symfony
451	t s q l	518	uml	585	inteligencia — artificial
452	filter	519	token	586	fluent-api
453	firemonkey	520	flexbox	587	progress-bar
454	header	521	calculo	588	try-catch
455	iphone	522	complexidade-de-algoritmo	589	slider
456	importacao	523	smtp	590	jar
457	oauth2	524	sistema-de-arquivos	591	sequelize-js
458	ip	525	rotas	592	count
459	jwt	526	cron	593	plot
460	route	527	xmlhttprequest	594	html5-video
461	concatenacao-de-string	528	backup	595	path
462	acentuacao	529	responsivo	596	google-analytics
463	powershell	530	where	597	callback
464	textbox	531	webpack	598	stream
465	radiobutton	532	angular-routes	599	gcc
466	programacao-funcional	533	localhost	600	delete
467	orm	534	cakephp-3	601	wsdl
468	osx	535	configuração	602	uwp
469	ssh	536	impressora	603	angular-material
470	carousel	537	escopo-de-variaveis	604	build
471	retrofit	538	chave-estrangeira	605	imageview
472	golang	539	apk	606	google-maps-android-api-2
473	cdi	540	jasper	607	paralelismo
474	youtube	541	web	608	hover
475	c++11	542	crawler	609	auth
476	syntax-error	543	ejb	610	arquivo-zip
477	teclado	544	team-foundation-server	611	transacoes
			wamp	612	
$478 \\ 479$	gulp sql-server -2012	545 546	-	613	dominio pascal
	-		popup	614	-
480	edittext	547	jframe		haskell
481	ux	548	macro	615	web.config
482 483	jquery-validate primaverabss	549 550	http google	616 617	pygame mask
	dns				webbrowser
484		551	play	618	
485	glassfish	552	serializacao	619	polimorfismo
486	nosql	553	permissoes	620	bitbucket
487	onclick	554	django -2.0	621	doctrine-2
488	include	555	rails 4	622	angularjs-scope
489	audio	556	vector	623	label
490	portugol	557	css-hover	624	openssl
491	injecao-de-dependencia	558	cliente-servidor	625	mvvm
492	centos	559	cast	626	sql-server -2014
493	promises	560	dialog	627	order-by
494	symfony-2	561	background	628	referencia
495	code-first	562	demoiselle	629	atributos
496	vue. js -2	563	hashmap	630	python-requests

631	ciencia-da-computacao	698	gitlab	765	whatsapp
632	timer	699	id	766	less
633	ckeditor	700	booleano	767	facebook-sdk
634	sublime-text	701	inner	768	task
635	windows-phone-8-1	702	url-rewrite	769	delphi-xe3
636	sql-server -2008	703	preg-match	770	unix
637	linha-de-comando	704	redes-neurais	771	http-status
638	raspberry-pi	705		772	-
			requisicao		ffmpeg
639	scanf	706	single-page-application	773	oauth
640	proxy	707	md5	774	cross-platform
641	calendar	708	pip	775	vagrant
642	revisao-codigo	709	tdd	776	odbc
643	dapper	710	firedac	777	binary
644	nav-bar	711	cloud	778	static
645	runtime	712	sharepoint	779	beautifulsoup
646	vraptor	713	twitter	780	android-intent
647	projeto-de-software	714	jspdf	781	lado-do-servidor
648	debian	715	sharedpreferences	782	ascii
649	windows-10	716	navigation-drawer	783	model
650	image	717	jpql	784	swift -3
	~		~		
651	intel-xdk	718	youtube-api	785	postman
652	compiladores	719	recaptcha	786	slide
653	instanciar-objeto	720	moodle	787	automapper
654	drag-n-drop	721	cursor	788	object
655	actionscript -3	722	css-font-face	789	font
656	scrapy	723	serial	790	cpanel
657	bluetooth	724	entidade-relacionamento	791	xls
658	laravel -5.4	725	realtime-database	792	itextsharp
659	android-notification	726	chat	793	hexadecimal
660	active-record	727	alert	794	online
	click			795	
661		728	pycharm .		classes
662	parser	729	concorrencia	796	abstratas
663	documentacao	730	android-camera	797	laravel-rotas
664	pyqt	731	assinatura-digital	798	grunt
665	repository	732	regressao	799	case
666	volley	733	html5-audio	800	delphi
667	getters-setters	734	jersey	801	admob
668	blob	735	dev-c++	802	google
669	streaming	736	parse	803	drive
670	commit	737	groovy	804	api
671	criteria	738	xpath	805	firestore
672	textarea	739	decimal	806	intent
673	integracao	740	react-navigation	807	kendo-ui
674	contador	741	adonisjs	808	
			· ·		connectionstring
675	linq-to-entities	742	atualizacao	809	chave-primaria
676	material-design	743	componentes	810	visual-studio-2012
677	codeigniter -3	744	annotation	811	actionbar
678	fluent-nhibernate	745	flash	812	microsoft
679	yii	746	blogger	813	zend-framework-2
680	persistencia	747	prompt	814	spinners
681	intellij — idea	748	printf	815	caracteres
682	redux	749	apple	816	css-animations
683	python-kivy	750	scss	817	testes-automatizados
684	licenca	751	microsservicos	818	encapsulamento
685	sdk	752	fila	819	alinhamento
686	bitmap	753	gmail	820	constantes
	_		~		
687	semantica	754	owl-carousel	821	numeros-aleatorios
688	joomla	755	pwa	822	css-transicoes
689	active-directory	756	scanner	823	django-rest-framework
690	devexpress	757	mac	824	sms
691	automatizacao	758	merge	825	nomenclatura
692	jenkins	759	paradigmas	826	treeview
693	codeblocks	760	garbage-collector	827	e-commerce
694	android-xml	761	senhas	828	meta-tags
695	delphi-xe8	762	packages	829	iterator
696	emulador	763	eventos-do-mouse	830	binding
697	svn	764	value	831	jaspersoft-studio
001	U. II	104	+4140	001	Jaspersore stadio

		000	.,		
832	text	899	malloc	966	ui
833	redirecionamento-de-url	900	laravel -5.6	967	planilhas
834	kivy	901	slimframework	968	controle-de-acesso
835	angular -7	902	phpexcel	969	primefaces -3.5
836	dinamico	903	io	970	owin
837	padrao-dao	904	argumento	971	cms
838	array-associativo	905	number-format	972	preg-replace
839	img	906	apache-poi	973	entrada-de-dados
840	pyqt-5	907	valor-monetario	974	.exe
841	word	908	acessibilidade	975	grails
842	linq-to-sql	909	file-get-contents	976	gtk
843	react-router	910	laravel-5.2	977	cross-domain
844	import	911	double	978	metodologia
845	vbs	912	php-autoload	979	django-admin
846	virtualhost	913	bat	980	xsd
847	chatbot	914	asp-net-core	981	mock
848	inner-join	915	phpunit	982	component
849	map	916	tooltip	983	collapse
850	desserialização	917	correios	984	android-alarmmanager
851	qrcode	918	quebras-de-linha	985	extensao
852	perl	919	object-pascal	986	firebase-cloud-messaging
853	sqldeveloper	920	android-permission	987	apache2
854	paypal	921	viewmodel	988	scheduler
855	advpl	922	google-sheets	989	clone
856	nuget	923	timezone	990	broadcastreceiver
857	ionic4	924	sincronizacao	991	ssis
858	echo	925	arquitetura-computadores	992	inteiros
859	inserir	926	instagram	993	subdominio
860	editor-de-texto	927	devise	994	refatoração
861	opencart	928	atom	995	multiple-file-upload
862	knockoutjs	929	scraping	996	prolog
863	jvm	930	require	997	singleton
864	aprendizagem-de-maquina	931	jqgrid	998	safari
865	lazarus	932	elasticsearch	999	angularjs-services
866	galeria	933	makefile	1000	windows-service
867	android-eclipse	934	comentarios	1001	iis -7
868	boleto	935	chart	1002	core-data
869	fpdf	936	dataannotations	1002	mockito
870	webdesign	937	ejs	1003	armazenamento
871	exportação	938	tensorflow	1004	tupla
872	datasnap	939	ng-repeat	1006	scala
873	order	940	s3	1007	sqlalchemy
874	foreign-key	941	shiny	1007	texto
875	hql	942	android-service	1008	
876	dataset	943			gulpjs d3.js
			stream-de-arquivos	1010	· ·
877	cross-browser	944	widget	1011 1012	querystring
878	diagrama	945	porcentagem		jcombobox
879	font—awesome	946	google-api	1013	integracao—continua
880	teoria—da—computacao	947	byte	1014	sublime-text-3
881	powerbi	948	programacao-estruturada	1015	artisan
882	append	949	alertdialog	1016	option
883	sql-injection	950	gem	1017	django-queryset
884	gerenciamento-de-projetos	951	cep	1018	jdk
885	sublime-text-2	952	play-framework	1019	redirect
886	unicode	953	lumen	1020	load
887	seletores	954	laravel-5.5	1021	attribute
888	uitableview	955	icons	1022	sobrecarga
889	cores	956	notepad++	1023	android-webview
890	undefined	957	buffer	1024	jsx
891	fopen	958	auto-incremento	1025	metodos-estaticos
892	datagrid	959	android-manifest	1026	signalr
893	module	960	mingw	1027	captcha
894	twig	961	organizacao-de-projeto	1028	jax-rs
895	ec2	962	bower	1029	responsive
896	pivot	963	virtualbox	1030	jasminsoftware
897	submenu	964	password	1031	vuetify
898	website	965	vbscript	1032	firebird -2.5

1033	jbutton	1100	app.config	1167	setinterval
1034	fortran	1101	marker	1168	codigo-de-barras
1035	drawable	1102	ponto-flutuante	1169	replicacao
1036	funcao-anonima	1103	inicializacao	1170	quicksort
1037	encode	1104	angular -8	1171	prestashop
1038	normalizacao	1105	react-hooks	1172	angular-module
1039	silex	1106	series—temporais	1173	oracle12c
1040	i 18 n	1107	solid	1174	jest
1041	resultset	1108	listener	1175	sql-server-express
1042	oledb	1109	library	1176	warnings
1043	delphi-xe6	1110	office	1177	tinymce
1044	awt	1111	jasmine	1178	parallax
1045	placeholder	1112	sweetalert	1179	internet-explorer-8
1046	arvore	1113	lua-table	1180	rspec
1047	google-app-engine	1114	porta-serial	1181	lazy-loading
1048	momentjs	1115	soapclient	1182	rmi
1049	soma	1116	jstl	1183	multi-tenancy
1050	efd-reinf	1117	wampserver	1184	clr
1051	keras	1118	expo	1185	touch
1052	arredondamento	1119	listbox	1186	twitter-api
1053	cucumber	1120	graphql	1187	set
1054	do-while	1121	agendamento	1188	pseudocodigo
1055	tcp	1122	notificacao	1189	sortable
1056	phonegap-buillder	1123	panel	1190	aes
1057	locaweb	1124	java-bean	1191	constraint
1058	babel	1125	height	1192	helper
1059	publish	1126	zurb-foundation	1193	distinct
1060	redis	1127	indentacao	1194	middleware
1061	cmake	1128	background-color	1195	webrequest
1062	vim	1129	ssms	1196	diff
1063	webdriver	1130	lib	1197	webserver
1064	sed	1131	area-de-transferencia	1198	jee
1065	esocial	1132	extjs	1199	jquery-masked-input
1066	resources	1133	jackson	1200	bcrypt
1067	vps	1134	closures	1201	php-5
1068	jtextfield	1135	oracle10g	1202	websql
1069	requirejs	1136	eval	1203	game
1070	xamarin.ios	1137	resolucao-de-tela	1204	vue-router
1071	lado-do-cliente	1138	testes-funcionais	1205	azure-app-service
1072	variaveis-globais	1139	sum	1206	tidyverse
1073	timeout	1140	substring	1207	custom-post-types
1074	jquery-plugins	1141	yii2	1208	404
1075	ms-dos	1142	split	1209	eclipse-link
1076	phpstorm	1143	service-worker	1210	reconhecimento-de-voz
1077	big-data	1144	swagger	1211	android-sdk
1078	handlebars.js	1145	redimensionamento	1212	gzip
1079	asp.net-core-web-api	1146	x86	1213	meteor
1080	mono	1147	modulo	1214	lightbox
1081 1082	reporting-services ecmascript-5	1148 1149	pgadmin	1215 1216	migracao iade
1082	•	1149	outlook	1217	3
	wysiwyg		facebook-api		settimeout
1084 1085	facebook-javascript-sdk	1151 1152	itext	1218 1219	branch
1086	winapi telerik	1152	guzzle mean	1219	toggle uri
1087	fancybox	1154	xmldocument	1221	casos-de-uso
			tcpclient		
1088 1089	javamail dockerfile	1155 1156	•	1222 1223	cielo rmarkdown
1089	angular -5	1156	histograma geometria	1223	chatterbot
1090	angular -5 totalcross		~	1224 1225	
		1158	c++14		design-de-linguagem
1092	onesignal	1159	operador-like	1226 1227	polymer
1093	style dropdownlist	1160	mint	1227	localizacao
1094 1095	-	1161	coordenadas anaconda	1228 1229	rss mimo_type
1095	range	1162 1163		1229 1230	mime-type sistemas-distribuidos
1096	background-image html-table	1163	digitalocean host	1230	fxml
1097	markdown	1164	ui-router	1231	
1098	qml	1166	taxonomia	1232	plpgsql crontab
1099	qiiri	1100	· a z O II O III I a	1200	Cronead

1234	alamofire	1301	autenticacao-http	1368	nodemailer
1235	thumbnail	1302	varchar	1369	scaffold
1236	using	1303	fetch	1370	pom
1237	datapicker	1304	sqlfiddle	1371	typeahead
1238	resize	1305	webclient	1372	xslt
1239	controles	1306	convencoes	1373	windows-8
1240	ipython-notebook	1307	tclientdataset	1374	bootstrap-glyphicons
1241	delphi-berlin	1308	variaveis-de-ambiente	1375	validator
1242	gd	1309	html2canvas	1376	openshift
1243	router	1310	joptionpane	1377	composicao
1244		1311	scenebuilder		_
	pyqt-4			1378	summernote
1245	picturebox	1312	blog	1379	64-bits
1246	passagem-por-referencia	1313	ad	1380	innodb
1247	ioc	1314	strtotime	1381	favicon
1248	yaml	1315	divisao	1382	numeros
1249	httpclient	1316	mips	1383	jsoup
1250	querybuilder	1317	intellij	1384	parse.com
1251	virtualenv	1318	graphics	1385	genymotion
1252	heap	1319	android-gradle	1386	h2database
1253	redmine	1320	autoload	1387	easyphp
1254	iis-express	1321	fragment	1388	visibilidade
1255	multiple	1322	ecmascript	1389	libgdx
1256	temas	1323	java-processing	1390	model-validation
1257	controle-de-fluxo	1324	angular-cli	1391	trait
1258	sap	1325	razor-pages	1392	pentaho
1259	log4j	1326	fatorial	1393	business-intelligence
1260	metodologia-agil	1327	delphi-xe4	1394	pic
1261	display	1328	combinacoes	1395	minificacao
1262	driver	1329	indy-10	1396	job
1263	ksoap2	1330	qtgui	1397	mapas
1264	popover	1331	erp	1398	pyinstaller
1265	imagemagick	1332	html-option	1399	xdebug
1266	align	1333	rsa	1400	android-ndk
1267	avd	1334	visao-computacional	1401	geolocation
1268	awk	1335	cdn	1402	file-permission
1269	asmx	1336	authorization	1403	robots
1270	ocr	1337	html-agility-pack	1404	event-listener
1270	csrf	1338	window-builder	1404	phantomis
					-
1272	fast-reports	1339	fullscreen	1406	advanced-custom-fields
1273	jaxb	1340	busca-binaria	1407	private
1274	prototipo	1341	internacionalizacao	1408	webrtc
1275	laravel-auth	1342	jquery-animate	1409	windows-7
1276	usabilidade	1343	visual-studio-2010	1410	acl
1277	xss	1344	dependencias	1411	recuperacao-de-erros
1278	apply	1345	transition	1412	administracao-postgresql
1279	xml-schema	1346	bitwise	1413	principios -de-programacao
1280	sdl	1347	coffeescript	1414	firewall
1281	vuex	1348	microsoft-word	1415	chave-composta
1282	async-await	1349	python-internals	1416	rgb
1283	footer	1350	rich-faces	1417	db2
1284	yarn	1351	pagina-de-erro	1418	interpolação-de-string
	•		codigo-aberto		
1285	ping	1352		1419	lamp
1286	formdata	1353	bit	1420	ninject
1287	player	1354	dbgrid	1421	sftp
1288	union	1355	struts2	1422	webkit
1289	preprocessador	1356	chromium	1423	carregamento
1290	response	1357	aspx	1424	apple-push-notification
1291	sha1	1358	sklearn	1425	meteorjs
1292	informix	1359	adminite	1426	indexof
1293	allegro	1360	delegate	1427	drawing
1294	network	1361	stringbuilder	1428	uitableviewcell
1295	getjson	1362	ilabel	1429	jsonp
1296	primefaces -5.2	1363	react—dom	1430	java-ee-7
1297	jtextarea	1364	jekyll	1431	2d
1297	kernel	1365	bundle	1431	sha -256
1299	iso -8859-1	1366	jquery . validate	1433	locale
1300	3d	1367	prepared-statement	1434	compressao

1435	servidor-de-aplicacao	1502	memory-leaks	1569	traducao
1436	simplexml	1503	angular-ui-bootstrap	1570	assinatura
1437	css-border	1504	partialview	1571	internet
1438	formulario-submeter	1505	indexeddb	1572	maskmoney
1439	brasil	1506	escopo	1573	engenharia-reversa
1440	release	1507	html-helpers	1574	microsoft-edge
1441	fibonnaci	1508	google-cloud	1575	c++-builder
1442	deprecated	1509	neo4j	1576	engine
1443	collation	1510	. net-assembly	1577	mdi
1444	web2py	1511	slideshow	1578	scrum
1445	bxslider	1512	formula	1579	barplot
1446	imap	1513	dotnet-cli	1580	rotacao
1447	paypal-api	1514	travis-ci	1581	w3c-validador
1448	contact-form-7	1515	newsletter	1582	regra-de-negocio
1449	maps-javascript-api	1516	pentaho-kettle	1583	timepicker
1450	mercadopago	1517	hsqldb	1584	campos
1451		1517	wget	1584	32-bits
1451	npgsql void	1519	numeros-binarios	1586	matematica-financeira
1453	elixir	1520	sfml	1587	asp.net-membership
1454	identity	1521	jax-ws	1588	javadoc
1455	deep-learning	1522	zeos	1589	try-finally
1456	maquina-virtual	1523	antivirus	1590	django-1.8
1457	sybase	1524	decorator-pattern	1591	interpretador
1458	cpu	1525	jsfiddle	1592	google-api-client
1459	animate	1526	asp.net-mvc-routing	1593	nan
1460	zabbix	1527	sas	1594	interoperabilidade
1461	generators	1528	vertical-align	1595	rds
1462	dispose	1529	automatos	1596	stylus
1463	smarty	1530	richtextbox	1597	jni
1464	expressoes	1531	shortcode	1598	forms-authentication
1465	oracle11c	1532	soa	1599	pagespeed-insights
1466	mongodb-csharp	1533	css-display	1600	ldap
1467	software	1534	php-domdocument	1601	default
1468	tuple	1535	appstore	1602	microcontrolador
1469	each	1536	jquery-mask-plugin	1603	emberjs
1470	selected-option	1537	tortoisesvn	1604	vpn
1471	semantic-ui	1538	create	1605	webcam
1472	url-amigavel	1539	openldap	1606	intel
1473	requisitos	1540	x64	1607	arm
1474	hadoop	1541	falha-de-segmentacao	1608	xamarin-studio
1475	css-seletores	1542	data-science	1609	yield
1476	ini	1543	restricao-unico	1610	pouchdb
1477	scipy	1544	tinymce-4	1611	couchdb
1478	deteccao-de-colisao	1545	bdd	1612	app-compat-v7
1479	escalabilidade	1546	input-output	1613	applet
1480	viewport	1547	google-calendar	1614	alias
1481	okhttp	1548	elementos	1615	flex
1482	json.net	1549	pyautogui	1616	simple-injector
1483	asp.net-web-api-2	1550	data-warehouse	1617	transform
1484	diretivas —de—compilação	1551	pasta	1618	sobrescrita
1485	tablemodel	1552	clojure	1619	pseudo-classes
1486	jpanel	1553	zoom	1620	tls
1487	posix	1554	realmdb	1621	body
1488	laravel -5.8	1554	pixels	1621	remoto
1489		1556	google-location-api	1623	telegram-bot
	http-post				_
1490	dump	1557	webgrid	1624	bootstrap-datepicker
1491	actions	1558	algebra-booleana	1625	flyway
1492	mysqldump	1559	google-cloud-platform	1626	keyframes
1493	resharper	1560	webhook	1627	firebase-cloud-functions
1494	reprodutor-de-video	1561	passport-js	1628	php-7.1
1495	embarcadero	1562	tabs	1629	quasar
1496	z-index	1563	embed	1630	boot
1497	compressao-de-imagem	1564	intellisense	1631	php-fpm
1498	stl	1565	imutabilidade	1632	inno-setup
1499	lisp	1566	modularizacao	1633	ddos
1500	google-analytics-api	1567	firefox—extensao	1634	adapter
1501	linked-server	1568	silverlight	1635	jinja 2

1636	css-font-size	1703	countdown	1770	usercontrol
1637	selecteditem	1704	construct-2	1771	windows-ce
1638	mamp	1705	programacao-dinamica	1772	openmp
1639	addclass	1706	open-graph	1773	rtf
1640	mootools	1707	grep	1774	ipv6
1641	sonarqube	1708	psr-4	1775	sql-server -2005
1642	laravel -6	1709	breakpoints	1776	flot
1643	drupal	1710	swiftmailer	1777	abap
1644	vtex	1711	cobol	1778	thread-safety
1645	clickonce	1712	protecao	1779	metaprogramacao
			-		
1646	cassandra	1713	postgresql -10	1780	abstracao
1647	storyboard	1714	camera	1781	weka
1648	efeito	1715	dev-tools	1782	angular-providers
1649	adobe-air	1716	select-limit	1783	wxwidgets
1650	jtree	1717	handler	1784	palavras-reservadas
1651	whm	1718	angularjs-factorys	1785	css-border-radius
1652	navegacao	1719	padding	1786	equacoes
1653	extension-method	1720	xml-namespaces	1787	proguard
1654	nullable	1721	stdclass	1788	setup
1655	database-first	1722	moq	1789	internal -server-error
1656	ant	1723	colecao	1790	case-insensitive
1657	lucene	1724	app-hibrido	1791	fade
1658	culture	1725	flexslider	1792	erb
1659	sidebar	1726	api-youtube	1793	equals
1660	powerpoint	1727	mailer	1794	activex
1661	dropzonejs	1728	inputstream	1795	guid
1662	adobe-flex	1729	span	1796	animate.css
1663	ciclo-infinito	1730	pyopengl	1797	sitemap
1664	wmi	1731	cgi	1798	report-builder
1665	observer-pattern	1732	ngroute	1799	codigo-postal
1666	scripting	1733	when	1800	solr
1667	sql-view	1734	swingworker	1801	clipper
1668	internet-explorer-9	1735	console-application	1802	ajaxtoolkit
	-				
1669	google-search	1736	swift-playground	1803	edicao-de-imagens
1670	java2d	1737	mapkit	1804	enumerable
1671	nltk	1738	android-styles	1805	spam
1672	checkout	1739	jfreechart	1806	goto
1673	rust	1740	group-concat	1807	fabric.js
1674	native	1741	uinavigationcontroller	1808	delphi-6
1675	userform	1742	sensibilidade-de-caixa	1809	office -2013
1676	ibm	1743	formatacao-condicional	1810	webmethods
1677	ancora	1744	jmeter	1811	extjs-4
1678	postgis	1745	android-context	1812	posicao-do-cursor
1679	newtonsoft	1746	html5-canvas	1813	lapply
1680	exec	1747	monitoramento	1814	http-metodos
1681	symfony4	1748	laravel -mix	1815	erlang
1682	linguagens-formais	1749	iot	1816	kohana
1683	c++17	1750			
			cardinalidade	1817	summary
1684	jinternalframe	1751	telegram	1818	ses
1685	psql	1752	input-mask	1819	opacity
1686	diagrama-de-classes	1753	devops	1820	lm
1687	multer	1754	prisma	1821	jquery-ui-multiselect
1688	tampermonkey	1755	mqtt	1822	eslint
1689	marcadores	1756	calendario	1823	rabbitmq
1690	laravel-collective	1757	array-push	1824	floatingactionbutton
1691	break	1758	chosen-jquery-plugin	1825	k-means
1692	pug	1759	google-storage	1826	excel-userform
1693	simpledateformat	1760	libreoffice	1827	procv
1694	nativescript	1761	dados-hierarquicos	1828	ansi
1695	jdialog	1762	pseudo-elementos	1829	jsonobject
1696	reactive—programming	1763	delphi -2010	1830	comandos
			_	1831	formula
1697	monodevelop	1764	watson		
1698	uitextfield	1765	nodemon	1832	keystore
1699	google-cloud-messaging	1766	delphi-tokyo	1833	three.js
1700	viewpager	1767	sendmail	1834	offset
1701	rvest	1768	java -9	1835	mkdir
1702	routing	1769	angular-fire -2	1836	timespan

1837	web-component	1904	tesseract	1971	logcat
1838	slice	1905	factory	1972	telnet
1839	longblob	1906	fadein	1973	fila-thread
1840	utf8-decode	1907	sanitize	1974	webgl
1841	mouseover	1908	hyper-v	1975	apache-solr
1842	angular2-http	1909	mcrypt	1976	representacao-numerica
1843	linkagem	1910	const	1977	bytecode
1844	progress -4gl	1911	legendas	1978	simplexml-load-string
1845	elastic-beanstalk	1912	mormot	1979	phtml
1846	hashcode	1913	angularjs-components	1980	photoshop
1847					-
	http-status-code-403	1914	nasm	1981	f#
1848	bind	1915	demoiselle-certificate	1982	lubridate
1849	web-worker	1916	bootgrid	1983	saas
1850	portabilidade	1917	margin	1984	dreamweaver
1851	uuid	1918	rotativa	1985	actionlistener
1852	jodatime	1919	amp	1986	firebug
1853	blender	1920	passagem-por-valor	1987	serverless
1854	anuncio	1921	lock	1988	env
1855	queue	1922	homestead	1989	httpd
1856	feed	1923	progressive-web-apps	1990	crawling
1857	threadpool	1924	zend-framework-3	1991	data-attribute
1858	angular2-directives	1925	anova	1992	mocha
1859	phpmail	1926	tempo-de-vida	1993	anexo
1860	operador-logico	1927	dbeaver	1994	class-library
1861	camel-case	1928	estatistica bootstrap	1995	scilab
1862	user-agent	1929	reshape	1996	hive
1863	asp.net-mvc-helper	1930	icone	1997	token-ajax
1864	scope	1931	clang	1998	cosmos-db
1865	boleto.net	1932	assert	1999	videojs
1866	with	1933	rxjava	2000	liquibase
1867	tabela-temporaria	1934	inline	2001	editor
1868	der	1935	aba	2002	fisica
1869	spark	1936	c3p0	2003	contains
1870	projeto-de-compiladores	1937	github-pages	2004	notifyicon
1871	skype	1938	ui-draggable	2005	hack
1872	azure-devops	1939	descompilação	2006	padrao-de-texto
1873	material	1940	ofuscacao	2007	pthreads
	usb				cli
1874		1941	vmware	2008	
1875	lattice	1942	cycle2	2009	sefaz
1876	benchmark	1943	html5-history	2010	try-with-resources
1877	longpolling	1944	data.table	2011	grid-layout
1878	crosswalk	1945	arquivo-header	2012	clusterizacao
1879	analise-de-dados	1946	memory-limit	2013	tempo-real
1880	financas	1947	mobile-safari	2014	8086
1881	spl	1948	pojo	2015	tcpdf
1882	delay	1949	directx	2016	arrow-functions
1883	metodos-magicos	1950	blazor	2017	www
1884	t 4	1951	restsharp	2018	natural-language
1885	horizontal	1952	cpython	2019	jboss-weld
1886	sql-server-localdb	1953	ormlite	2020	full-text
1887	-	1954	mercadolivre	2021	tray
	spring-tools-suite				
1888	google-plus	1955	gateway	2022	pyodbc
1889	basic	1956	accordion	2023	hdf5
1890	sudo	1957	underscore.js	2024	geckodriver
1891	gdb	1958	vimeo	2025	blockchain
1892	jquery-validation-engine	1959	delphi-xe2	2026	compartilhar
1893	transicao	1960	ionic-popup	2027	match
1894	ado	1961	wildcard	2028	child
1895	actionscript	1962	context-menu	2029	mouse
1896	sweetalert2	1963	kinect	2030	jmenu
1897	java -11	1964	camera	2031	sip
1898	karma	1965	rtti	2032	jpg
1899	styled—components	1966	file -put-contents	2032	self
1900	rxjs	1967	afnetworking	2033	make
	rxjs servlet -3		_		
1901		1968	memcached	2035	laravel -5.1
1902	orientacao—a—aspectos	1969	hashset	2036	ci
1903	httr	1970	jndi	2037	codeigniter -2

0000		0105	1 1	0170	
2038	orientation	2105	local-notification	2172	powerquery
2039	office-open-xml	2106	kali-linux	2173	fs
2040	empty	2107	php-cli	2174	glpi
2041	toolbox	2108	sourcetree	2175	tela
2042	jquery-remodal	2109	php-domxpath	2176	tabela-verdade
2043	portugues	2110	application-service	2177	hangfire
2044	idle-ide	2111	rtsp	2178	ratchet
2045	bootstrap-table	2112	openlayers -3	2179	mustache.js
2046	dql	2113	partial	2180	jdatechooser
2047	phalcon-php	2114	symfony3	2181	pyside
2048	resteasy	2115	compass	2182	uiviewcontroller
2049	jquery-toggleclass	2116	openpyxl	2183	programacao-reativa
2050	postfix	2117	schema	2184	superclasse
2051	visual-studio-online	2118	global	2185	bottomnavigationview
2052	destrutor	2119	nuxt	2186	real-time
	sat-cfe	2119	visual-studio-2019		
2053				2187	pep8
2054	route53	2121	this	2188	301
2055	spl-autoloader-register	2122	workspace	2189	render
2056	onblur	2123	drawer-layout	2190	sh
2057	dax	2124	angular-google-maps	2191	jqplot
2058	export	2125	jstree	2192	fastcgi
2059	lawtex	2126	userscripts	2193	logging
2060	kubernetes	2127	pydev	2194	gwt
2061	main	2128	prototypejs	2195	filezilla
2062	pymongo	2129	php-cpp	2196	htmlentities
2063	ng-controller	2130	biginteger	2197	hhvm
2064	procedural	2131	logo	2198	restify
2065	julia	2132	dropbox	2199	factors
2066	psr	2133	samba	2200	android-billing
2067	extension	2134	dateinterval	2201	varbinary
					-
2068	google-adsense	2135	portugues-do-brasil	2202	protected
2069	globalizacao	2136	stack-trace	2203	public
2070	metroframework	2137	angularfire	2204	spritesheet
2071	war	2138	dry	2205	variancia
2072	bootsfaces	2139	iis -web-deploy	2206	caminho-relativo
2073	contexto	2140	inphinit	2207	look-and-feel
2074	html-meta	2141	active-model-serializers	2208	gpl
2075	jcrop	2142	rowsorter	2209	proguard-android
2076	smartdevice	2143	gulpfile	2210	yeoman
2077	jaas	2144	glmer	2211	biometria
2078	itunes	2145	sendgrid	2212	material-ui
2079	event-dispatch-thread	2146	msys2	2213	var-dump
2080	autohotkey	2147	datetime-local	2214	bittorrent
2081	•	2148			Dittolient
	data-manipulation		pooling		
2082			,	2215	getters
	programacao-imperativa	2149	dynamics-crm	2216	dbase
2083	analise-lexica	2149 2150	variavel — estatica	2216 2217	dbase imagick
2084	analise-lexica pipe	2149 2150 2151	variavel-estatica numeracao	2216 2217 2218	dbase imagick css-padding
	analise-lexica	2149 2150	variavel — estatica	2216 2217	dbase imagick
2084	analise-lexica pipe	2149 2150 2151	variavel-estatica numeracao	2216 2217 2218	dbase imagick css-padding
2084 2085	analise-lexica pipe toasts	2149 2150 2151 2152	variavel-estatica numeracao jdesktoppane	2216 2217 2218 2219	dbase imagick css-padding log4j2
2084 2085 2086	analise — lexica pipe toasts validation	2149 2150 2151 2152 2153	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo	2216 2217 2218 2219 2220	dbase imagick css-padding log4j2 trello
2084 2085 2086 2087	analise — lexica pipe toasts validation profiling lwjgl	2149 2150 2151 2152 2153 2154	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef . net—compiler—platform	2216 2217 2218 2219 2220 2221	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar
2084 2085 2086 2087 2088 2089	analise—lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090	analise—lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django—1.9	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157	variavel-estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net-compiler-platform quickreport backgroundworker	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++-cli
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090	analise—lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django—1.9 java—ee—6	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++-cli tipo-de-conteudo
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090 2091 2092	analise—lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django—1.9 java—ee—6 standalone	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158 2159	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio picasso	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225 2226	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++-cli tipo-de-conteudo wordcloud
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090 2091 2092 2093	analise—lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django—1.9 java—ee—6 standalone background—services	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158 2159 2160	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio picasso codigo—fonte	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225 2226 2227	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++-cli tipo-de-conteudo wordcloud aop
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090 2091 2092 2093 2094	analise—lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django -1.9 java—ee-6 standalone background—services xna	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158 2159 2160 2161	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio picasso codigo—fonte interop	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225 2226 2227 2228	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++ cli tipo-de-conteudo wordcloud aop microcontrolador -8051
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090 2091 2092 2093 2094 2095	analise-lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django-1.9 java-ee-6 standalone background-services xna codificacao-de-conteudo	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158 2159 2160 2161 2162	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio picasso codigo—fonte interop asterisk	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225 2226 2227 2228 2229	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++-cli tipo-de-conteudo wordcloud aop microcontrolador -8051 nspredicate
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090 2091 2092 2093 2094 2095 2096	analise—lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django-1.9 java-ee-6 standalone background-services xna codificacao-de-conteudo spss	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158 2159 2160 2161 2162 2163	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio picasso codigo—fonte interop asterisk bitcoin	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225 2226 2227 2228 2229 2230	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++-cli tipo-de-conteudo wordcloud aop microcontrolador -8051 nspredicate capistrano
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090 2091 2092 2093 2094 2095 2096 2097	analise—lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django—1.9 java—ee—6 standalone background—services xna codificacao—de—conteudo spss unobtrusive	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158 2159 2160 2161 2162 2163 2164	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio picasso codigo—fonte interop asterisk bitcoin rowfilter	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225 2226 2227 2228 2229 2230 2231	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++-cli tipo-de-conteudo wordcloud aop microcontrolador -8051 nspredicate capistrano sslstream
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090 2091 2092 2093 2094 2095 2096 2097	analise—lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django—1.9 java—ee—6 standalone background—services xna codificacao—de—conteudo spss unobtrusive historico	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158 2159 2160 2161 2162 2163 2164 2165	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio picasso codigo—fonte interop asterisk bitcoin rowfilter git—flow	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225 2226 2227 2228 2229 2230 2231 2232	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++-cli tipo-de-conteudo wordcloud aop microcontrolador -8051 nspredicate capistrano sslstream uiview
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090 2091 2092 2093 2094 2095 2096 2097 2098	analise—lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django—1.9 java—ee—6 standalone background—services xna codificacao—de—conteudo spss unobtrusive historico google—sites	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158 2159 2160 2161 2162 2163 2164 2165 2166	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio picasso codigo—fonte interop asterisk bitcoin rowfilter git—flow removechild	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225 2226 2227 2228 2229 2230 2231 2232 2233	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++-cli tipo-de-conteudo wordcloud aop microcontrolador -8051 nspredicate capistrano sslstream uiview play-store-console
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090 2091 2092 2093 2094 2095 2096 2097	analise-lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django-1.9 java-ee-6 standalone background-services xna codificacao-de-conteudo spss unobtrusive historico google-sites django-filter	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158 2159 2160 2161 2162 2163 2164 2165	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio picasso codigo—fonte interop asterisk bitcoin rowfilter git—flow	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225 2226 2227 2228 2229 2230 2231 2232	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++-cli tipo-de-conteudo wordcloud aop microcontrolador -8051 nspredicate capistrano sslstream uiview
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090 2091 2092 2093 2094 2095 2096 2097 2098	analise—lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django—1.9 java—ee—6 standalone background—services xna codificacao—de—conteudo spss unobtrusive historico google—sites	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158 2159 2160 2161 2162 2163 2164 2165 2166	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio picasso codigo—fonte interop asterisk bitcoin rowfilter git—flow removechild	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225 2226 2227 2228 2229 2230 2231 2232 2233	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++-cli tipo-de-conteudo wordcloud aop microcontrolador -8051 nspredicate capistrano sslstream uiview play-store-console
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090 2091 2092 2093 2094 2095 2096 2097 2098 2099 2100	analise-lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django-1.9 java-ee-6 standalone background-services xna codificacao-de-conteudo spss unobtrusive historico google-sites django-filter	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158 2160 2161 2162 2163 2164 2165 2166 2167	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio picasso codigo—fonte interop asterisk bitcoin rowfilter git—flow removechild union—all	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225 2226 2227 2228 2229 2230 2231 2231 2232 2233 2234	dbase imagick css—padding log 4 j 2 trello tempo—de—resposta uisearchbar plesk c++-cli tipo—de—conteudo wordcloud aop microcontrolador—8051 nspredicate capistrano sslstream uiview play—store—console store
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090 2091 2092 2093 2094 2095 2096 2097 2098 2099 2100 2101	analise—lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django—1.9 java—ee—6 standalone background—services xna codificacao—de—conteudo spss unobtrusive historico google—sites django—filter log4net	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158 2159 2160 2161 2162 2163 2164 2165 2166 2167 2168	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio picasso codigo—fonte interop asterisk bitcoin rowfilter git—flow removechild union—all apex	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225 2226 2227 2228 2229 2230 2231 2232 2233 2234 2235	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++-cli tipo-de-conteudo wordcloud aop microcontrolador -8051 nspredicate capistrano sslstream uiview play-store-console store flyweight
2084 2085 2086 2087 2088 2089 2090 2091 2092 2093 2094 2095 2096 2097 2098 2099 2100 2101 2101	analise—lexica pipe toasts validation profiling lwjgl pagedlist django—1.9 java—ee—6 standalone background—services xna codificacao—de—conteudo spss unobtrusive historico google—sites django—filter log4net owl	2149 2150 2151 2152 2153 2154 2155 2156 2157 2158 2160 2161 2162 2163 2164 2165 2166 2167 2168 2169	variavel—estatica numeracao jdesktoppane semaforo typedef .net—compiler—platform quickreport backgroundworker sqlite—studio picasso codigo—fonte interop asterisk bitcoin rowfilter git—flow removechild union—all apex vhdl	2216 2217 2218 2219 2220 2221 2222 2223 2224 2225 2226 2227 2228 2229 2230 2231 2232 2233 2234 2235 2236	dbase imagick css-padding log4j2 trello tempo-de-resposta uisearchbar plesk c++-cli tipo-de-conteudo wordcloud aop microcontrolador -8051 nspredicate capistrano sslstream uiview play-store-console store flyweight es6

2239	system-tray	2306	server	2373	capitalizacao
2240	minitest	2307	cout	2374	sql-table
2241	path-separator	2308	kml	2375	jquery-data
2242	azure-tables	2309	kendo-asp.net-mvc	2376	bigint
2243	backbone.js	2310	angular	2377	buffer-overflow
2244	pdoexception	2311	voip	2378	analise-estatica
2245	referencia-circular	2312	tabbarcontroller	2379	hibernate-envers
2246	manipulador-de-evento	2313	jlist	2380	grafico-de-dispersao
2247	tarefa	2314	memo	2381	bbcode
2248	read.table	2315	confirm	2382	advogado-de-linguagem
2249	ipv4	2316	harbour	2383	trunk
2250	windows-mobile	2317	parsley	2384	maquina-de-estado
2251	.env	2318	putty	2385	libvlc
2252	interceptor	2319	psd	2386	opencl
2253	habtm	2320	spliterator	2387	qcamera
2254	rollback	2321	margens	2388	wicket
			~		
2255	polyfill	2322	frames	2389	dsp
2256	analise-numerica	2323	mschart	2390	site-links
2257	quartz-scheduler	2324	mercurial	2391	opensuse
2258	android-room	2325	css-centering	2392	ddl
2259	webp	2326	bibtex	2393	octal
2260	lavarel	2327	bem	2394	morris
2261	jta	2328	jelastic	2395	moip
2262	udp	2329	asp.net-profile	2396	sqlbulkcopy
2263	deepin	2330	poco	2397	pechkin
2264	picture	2331	axis2	2398	android-databinding
	-				
2265	android	2332	django-generic-views	2399	onedrive
2266	resources	2333	cuda	2400	teste-de-mesa
2267	metodo	2334	jssc	2401	fetchall
2268	abstrato	2335	print	2402	php-document
2269	w3c	2336	urllib	2403	semver
2270	datasource	2337	descriptors	2404	SSO
2271	boost	2338	leaflet	2405	elm
2272	crystal	2339	spyder	2406	curto-circuito
2273	bootstrap-validator	2340	ambiente	2407	nfs-e
2274					
	vue-resource	2341	http2	2408	cqrs
2275	dynamic	2342	bubblesort	2409	laravel -5.7
2276	glm	2343	pynput	2410	reportlab
2277	bot-framework	2344	operators	2411	snmp
2278	jcalendar	2345	pupeteer	2412	circuitos-logicos
2279	framework7	2346	tablelayout	2413	logback
2280	geany	2347	prototipacao	2414	react-select
2281	checksum	2348	angular-chart	2415	condicao-de-corrida
2282	bits	2349	inappbrowser	2416	ecmascript -7
2283	linkedin	2350	lollipop	2417	dtd
2284	extern	2351		2417	esb
			google-translate		
2285	data	2352	balanceamento-carga	2419	flat—ui
2286	class	2353	tortoisegit	2420	onsen
2287	kcfinder	2354	iptables	2421	multi-core
2288	fullpage.js	2355	breadcrumbs	2422	apache-tiles
2289	patch	2356	mediawiki	2423	$\operatorname{sd} n$
2290	sns	2357	slf4j	2424	android-assets
2291	api	2358	loopback	2425	dnx
2292	key	2359	edi	2426	abntex2
2293	python	2360	workflow	2427	xmpp
2294	content-type	2361	sublimerepl	2427	sbt
			_		
2295	pgadmin3	2362	xtrareport	2429	alfresco
2296	cefsharp	2363	qtwebkit	2430	inferencia
2297	tomcat8	2364	smart-pointer	2431	rgraph
2298	linguagem-de-marcacao	2365	fluentvalidation	2432	landscape
2299	delphi-seatle	2366	watch	2433	doctype
2300	npoi	2367	w3.css	2434	caelum-stella
2301	scrollto	2368	literal	2435	dkim
2302	xamarin.portable	2369	cte	2436	contents
2303	strategy-pattern	2370	opencsv	2437	use-strict
2304	slimframwork	2371	user-interface	2438	mathematica
2305	sql	2372	spring-rest	2439	playlist
2000	~ 4.	2012	Spring 1000	2400	P. 3 1150

2440	uiwebview	2507	love	2574	mysql-num-rows
2441	mask-plugin	2508	cracker	2575	jalert
2442	clock	2509	delphi-2007	2576	docker-windows
2443	october-cms	2510	plyr	2577	es5
2444	cortex-a	2511	federation-authentication	2578	wildfly13
2445	mlp	2512	sse	2579	pkcs11
2446	uitabbar	2513	captura-de-tela	2580	postgresql -11
2447	jit	2514	nuvem-de-tags	2581	seaborn
2448	glob	2515	data-uri	2582	react-testes
2449	jdom	2516	irb	2583	api-gateway
	"				
2450	salt	2517	jquery-blockui	2584	knex.js
2451	acid	2518	poligono	2585	xib
2452	inducao-de-tipo	2519	triangulo	2586	codename-one
2453	ashx	2520	masked-input-plugin	2587	sparql
2454	ontologia	2521	heredoc	2588	formview
2455	plone	2522	ntp	2589	soundex
2456	xcode-8	2523	pop3	2590	customelements
2457	xeditable	2524	java—me	2591	easeljs
2458	whmcs	2525	cx-freeze	2592	variaveis-de-instancia
2459	java -10	2526	metaclass	2593	windows-xp
2460	next	2527	tapply	2594	dbunit
2461		2528	webstorage	2595	110n
	configurationmanager		~		
2462	jslider	2529	html2pdf-js	2596	freetds
2463	teste-stress	2530	django-2.2	2597	pinvoke
2464	application-insights	2531	keylogger	2598	openfire
2465	powerpivot	2532	stackexchange	2599	windows-mobile-5
2466	webengine	2533	jetty	2600	mapply
2467	database-partitioning	2534	end-to-end	2601	sapply
2468	prism	2535	defer	2602	minimos-quadrados
2469	cypher	2536	desinstalação	2603	volatile
2470	e2e	2537	imgur	2604	boilerplate
2471	ipad	2538	sinatra	2605	mtv
2472	-		crux-framework		sonarlint
	google-play-services	2539		2606	
2473	jsonarray	2540	syntactic-sugar	2607	rnorm
2474	dbset	2541	pjax	2608	qtranslate
2475	floating	2542	nagios	2609	apc
2476	key-value	2543	throw	2610	internet-explorer-7
2477	bookmarklet	2544	apns	2611	arvores-de-expressao
2478	openlayers	2545	stringbuffer	2612	modelo-de-atores
2479	phaser-js	2546	htpasswd	2613	froala-editor
2480	opera	2547	uninfe	2614	criptomoeda
2481	cartao-de-credito	2548	physx	2615	hoisting
2482	dpi	2549	packagist	2616	mahapps
2483	ng-animate	2550	mql4	2617	mediarecorder
2484	webstorm	2551	google-openid	2618	getusermedia
2485	hugo	2552	uiimage	2619	postsharp
	cross-compiler		~		django-channels
2486	•	2553	arc	2620	
2487	corotina	2554	iup	2621	identificador
2488	.net-standard	2555	libgit2sharp	2622	crystal-lang
2489	tipo-anonimo	2556	syslog	2623	browserify
2490	pagina-web	2557	iphone-4	2624	teste-de-carga
2491	delphi-xe7	2558	graphael	2625	godaddy
2492	jigsaw	2559	durandal	2626	django-annotate
2493	luis	2560	gammu	2627	dados-abertos
2494	subclasse	2561	vbulletin	2628	mstest
2495	hapijs	2562	angular-kendo	2629	create-project
2496	syntax-highlight	2563	mdx	2630	lombok
2497	amazon-cloud-front	2564	olap	2631	funcoes-puras
2498	chosen	2565	series -temporais	2632	gamificacao
			•		azure-sql
2499	jira	2566	yml	2633	•
2500	vulnerabilidade	2567	idempotencia	2634	d
2501	logica-difusa	2568	indicative	2635	webassembly
2502	glsl	2569	ts	2636	overhead
2503	lme4	2570	discord.py	2637	sizeof
2504	greensock-gsap	2571	formik	2638	document-db
2505	rscript	2572	react-router-dom	2639	phplot
2506	querydsl	2573	rvm	2640	febraban

201 A.1. Lista T

2641	zlib	2708	slim-lang	2775	jboss-modules
2642	snake-case	2709	fixtures	2776	grafico-condicional
2643	identity-server	2710	db4o	2777	ogg
2644	servicebus	2711	liferay	2778	bass
2645	nightwatch	2712	ecm	2779	tor
2646	fusioncharts	2713	abot	2780	ipython
2647	latin1	2714	log-de-eventos-windows	2781	pgm
2648	boletophp	2715	microsoft-help-viewer	2782	indy-9
2649	ncurses	2716	twitter-stream-api	2783	amd
2650	minizinc	2717	stmt	2784	homebrew
2651	mixin	2718	vuforia	2785	html5-data
2652	drc	2719	castle-windsor	2786	grafana
2653	rgss3	2720	rtmpdump	2787	valgrind
2654	aspxrichedit	2721	cufon	2788	delphi -5
2655	socialite	2722	microcontroladores-8bits	2789	funcao-discriminante
		2723	multimedia		
2656	dagger			2790	react-navigation-fluid-
2657	relacao	2724	dwoo		transitions
2658	foreach-jstl	2725	demoiselle-infra	2791	paginator
2659	dryioc	2726	wtforms	2792	brainfuck
2660	virtualenvwrapper-win	2727	lucid	2793	principio-liskov
2661	polly	2728	aspectj	2794	magic-quotes-gpc
2662	circuitbreaking	2729	sistemas-digitais	2795	fabrio.io
2663	kanban	2730	touch-events	2796	sql-server -2000
2664	keystonejs				_
		2731	css-shape	2797	iron-python
2665	vuetable	2732	carbon	2798	bundler
2666	pgadmin4	2733	msbuild	2799	randomforest
2667	drive	2734	autofocus	2800	java -12
2668	apache-kafka	2735	outofrange	2801	wcag
2669	previous	2736	analise-de-texto	2802	x-tags
2670	apache-nifi	2737	bottle	2803	infotype
2671	delphi -4	2738	ocaml	2804	jquery -1.6
2672	scratch	2739	supervisor	2805	mpeg
			-		
2673	catalina	2740	contratos	2806	quantmod
2674	android-content-provider	2741	serilog	2807	cocos2dx
2675	tableau	2742	nunit	2808	nfp
2676	metronic	2743	explode	2809	xplaned
2677	debug-historico	2744	fsockopen	2810	opcode
2678	nicedit	2745	resiliencia	2811	mandrill
2679	intellitrace	2746	aprendizado-supervisionado	2812	vitamio
2680	angular-views	2747	biblioteca—estatica	2813	ember-data
2681	multiplicidade	2748	seeders	2814	bitnami
2682	jmenubar	2749	portugol-studio	2815	alamofireimage
			-		_
2683	uglify-js	2750	oracle18c	2816	umbraco
2684	entity-framework-v1	2751	mineracao-de-textos	2817	principal
2685	keyup	2752	tablesorter	2818	acbrsat
2686	pear	2753	scheme	2819	php-8
2687	lftp	2754	shiny-server	2820	migrate-invoicy
2688	xdocument	2755	php-doc	2821	testes-unitarios
2689	marshalling	2756	rhino	2822	medoo
2690	baas	2757	newline	2823	dml
2691	cygwin	2758	processwire	2824	x++
			•		
2692	bison	2759	microdata	2825	cocoapods
2693	geometria-computacional	2760	sped	2826	kable
2694	monogame	2761	efd	2827	pattern-matching
2695	python2exe	2762	minify-maven-plugin	2828	http3
2696	paradox	2763	selectize.js	2829	jsonwebtoken
2697	poppler	2764	pubcenter	2830	sounddevice
2698	j2me	2765	rich-snippets	2831	mapa-karnaugh
2699	gpgpu	2766	xcache	2832	numeros-magicos
2700	love2d	2767	exploit	2833	svn2git
			-		
2701	algoritmo-fonetico	2768	redips.drag	2834	gif
2702	foundation	2769	j	2835	iscroll5
2703	demoiselle-nimble	2770	integridade	2836	eai
2704	aptana	2771	testcase	2837	ftprush
2705	pdt	2772	input-type-date	2838	hammerjs
2706	espaco-em-branco	2773	powerpanel	2839	restfb
2707	backbone	2774	nesbox	2840	carga-preguicosa

2841	carga-antecipada	2908	calendario-gregoriano	2974	atribuicao-via-
2842	jmf	2909	tabela-zebrada		desestruturacao
2843	md6	2910	pagemethods	2975	pentester
2844	expansion-files	2911	qftp	2976	hacking
2845	apache-storm	2912	infomaker	2977	togaf
2846	twitter4j	2913	mysql-find-in-set	2978	numeraljs
2847	httpapplication	2914	izpack	2979	npx
2848	sparkleshare	2915	android-loader	2980	g++
2849	msdn	2916	dispositivos -moveis	2981	gfortran
2850	runloop	2917	debounce	2982	bigquery
	•				
2851	unidade-de-medida	2918	qliksense	2983	pillow
2852	dexie	2919	elixir —mix	2984	rdd
2853	portrait	2920	resample	2985	flutter-desktop
2854	shebang	2921	php7.2	2986	color-thief
2855	boto	2922	spring-web	2987	r-server
2856	hasclass	2923	spring-batch	2988	f-string
2857	qhull	2924	solidity	2989	untagged
2858	flood	2925	ethereum	2990	printwriter
2859	wowza	2926	livelock	2991	typeorm
2860	linkedhashmap	2927	vaporware	2992	to-date
2861	vxml	2928	entidade	2993	pydroid
2862	qxorm	2929	scrutinizer	2994	windows-10-home
2863	winrar	2930	p2p	2995	flexdashboard
2864			enzyme		previsao
	netezza	2931	U .	2996	•
2865	gridlookupedit	2932	eclipse-plugin	2997	forecast
2866	cortana	2933	grails-plugin	2998	wish
2867	ideone	2934	wkhtmltopdf	2999	apache-phoenix
2868	descontinuado	2935	godot	3000	haxeflixel
2869	service-container	2936	gdscript	3001	ios -7
2870	pervasive	2937	microprogramacao	3002	nsis
2871	python-igraph	2938	linguagem-de-maquina	3003	team-build
2872	lita	2939	validate	3004	asr
2873	bootstrap-toggle	2940	extend	3005	transcricao-de-audio
2874	ean-13	2941	jre	3006	tika
2875	instant-app	2942	gnuplot	3007	webix
2876	visualbasic -powerpacks	2943	define-method	3008	icalendar
2877	ooxml	2944	caret	3009	assincrono
2878	figma	2945	java –13	3010	assincrono
	~		•		
2879	cloud-search	2946	zookeper	3011	expressao-regular
2880	snep	2947	helix	3012	expressao-regular
2881	guava	2948	digital-mesh	3013	performance
2882	jsonb	2949	azuread	3014	base-de-dados
2883	zinnia	2950	computacao-quantica	3015	clipboard
2884	q. js	2951	q#	3016	azure
2885	devexpress-asp.net-ajax	2952	oracle.manageddataaccess	3017	memoria
2886	torrent	2953	. net -5	3018	pesquisa
2887	heremaps	2954	sqale	3019	angular4
2888	lookbehind	2955	unsigned	3020	angular -4
2889	imagination-augmented	2956	ssr	3021	webconfig
2890	wow.js	2957	traefik	3022	miniaturas
2891	code128	2958	whatwg	3023	msqli
			~		-
2892	fasta	2959	win10toast	3024	instalador
2893	delphi -2006	2960	uint8array	3025	blade
2894	stringr	2961	minio	3026	finally
2895	edit-and-continue	2962	influxdb	3027	ficheiro
2896	gml	2963	switchery	3028	arvore-binaria
2897	small-basic	2964	android-r8	3029	dictionary
2898	dfsort	2965	bar-chart	3030	multiplataforma
2899	ocl	2966	code-coverage	3031	convencoes-de-nome
2900	musl	2967	rgl	3032	video
2901	shim	2968	yup	3033	win32
2902	dpkg	2969	hta	3034	subversion
2903	gravatar	2970	renomear	3035	asp.net-core-webapi
2904	vsts	2971	redux-dev-tools	3036	recursividade
2905	cpuid	2972	tailwindcss	3037	report
2906	documentfragment	2972	sql2o	3038	blogspot
		2913	54120		~ -
2907	variaveis-locais			3039	estrutura-de-codigo

203 A.1. Lista T

3040	debugger	3107	exception	3174	regexp
3041	lambda	3108	hibridos	3175	sessao
3042	vs	3109	iterador	3176	sessao
3043	aspnet	3110	licenciamento	3177	testes-de-unidade
3044	mysql-order-by	3111	arrendondamento	3178	charset
3045	search	3112	sistemas—operacionais	3179	express.js
3046	realm	3113	db	3180	interface-grafica
3047	windowsforms	3114	dinamico	3181	certificado-digital
3048	windows-forms	3115	insert	3182	testflight
3049	rails	3116	mongo	3183	t f s
3050	decorator	3117	nullreferenceexception	3184	events
3051	index	3118	user-experience	3185	ie7
3052	permissao	3119	access	3186	zip
3053	responsive-design	3120	complexidade	3187	tipo-de-dados
3054	lexer	3121	relationship	3188	laraval
3055	servico	3122	xwindows	3189	node
3056	client-side	3123	asp.net-5	3190	encoding
3057	expressoes-booleanas	3124	enum	3191	codigo-postal
3058	ordenar	3125	codigo-livre	3192	perfilamento
3059	phonegap	3126	opengles	3193	animation
3060	asp.net-webforms	3127	procurar	3194	math
3061	mysql-update	3128	web	3195	mssql
3062	anuncio	3129	teoria-dos-grafos	3196	amazon
3063	sessoes.	3130	estrutura — de — repetica o	3197	compilador
3064	imagens	3131	requisicao	3198	vuejs
3065	syntax	3132	depuracao	3199	character-set
3066	pre-processador	3133	dominio laravel4	3200	conversao cordova
3067 3068	sql-management-studio swift3	3134		3201	server-side
	funcoes	3135	asp.net-mvc-6	3202	printer
3069 3070	indice-unico	3136	php-unit	3203	ie
3070	exe	3137 3138	vue class	3204 3205	classe
3072	nuvem	3139	codificação -de-caracteres	3206	concatenacao
3073 3074	conexao	3140	python2 frontend	3207	processing
	asp.net-vnext ie9	3141 3142	indice	3208	calculo
$3075 \\ 3076$	vetor	3143	e-mail	3209 3210	diretiva server
3077	visual-basic	3144	persistence	3210	case-sensitive
3078	net	3145	reactjs	3211	database
3079	winrt	3146	depurar	3212	tag
3080	function	3147	paradigma	3214	font-size
3081	nodejs	3148	variaveis	3214	fields
3082	logica	3149	iteracao	3216	relatorios
3083	modelagem-de-dados	3150	arquitetura	3217	activity
3084	animacoes	3151	audio	3218	google-drive
3084	generics	3152	primary-key	3219	prototype
3086	list	3153	paradigma-de-programacao	3220	csharp
3087	python3	3154	modelagem-de-bd	3221	reflexao
3088	expressoes-regulares	3155	grafico	3222	unique
3089	oop	3156	properties	3223	editorconfig
3090	opensource	3157	interface -de-usuario	3224	unity
3091	formulario	3158	usuario	3225	00
3092	htaccess	3159	idusuario	3226	pilha
3093	localizar	3160	usuarios	3227	chrome
3094	radio	3161	роо	3228	retorno
3095	carrossel	3162	mysql-table	3229	estrutura-linguagem
3096	url-reescrever	3163	recursivo	3230	api-stackexchange
3097	google-drive-sdk	3164	variavel	3231	compiler
3098	web-api	3165	gerencia-de-projeto	3232	left-join
3099	eloquent	3166	react.js	3233	elasticsearc
3100	metodos	3167	update	3234	encriptacao
3101	unity5	3168	sort	3235	traits
3102	ie8	3169	vscode	3236	normalizar
3103	funcao	3170	anotacoes	3237	design-de-software
3104	expressjs	3171	web.conf	3238	microservicos
3105	lacos	3172	construtores	3239	stream-de-video
3106	memory	3173	macos	3240	asp.net-core-mvc
	·				-

3241	classe-abstrata	3266	select2	3291	android-recycler-view
3242	composer.json	3267	lambda-expressions	3292	constants
3243	j s	3268	sonar	3293	operador
3244	mail	3269	caminho	3294	sinatxe
3245	vb	3270	htacess	3295	amazon-aws
3246	estrutura-de-diretorio	3271	bd	3296	semantica
3247	actionscript -2	3272	padroes-projetos	3297	htm
3248	importacao	3273	position	3298	matrix
3249	ast	3274	tags-input	3299	spa
3250	asynchronous	3275	go	3300	asp-classico
3251	autocomplete	3276	sped-efd	3301	.net-framework
3252	desktop	3277	java8	3302	automato
3253	insensibilidade—de—caixa	3278	bean	3303	filesystem
3254	mysql-select	3279	localização-geografica	3304	progress
3255	sqlsrv	3280	file	3305	speech-recognation
3256	folha-de-estilo	3281	ciencia-de-dados	3306	tempo-de-execucao
3257	persistencia	3282	controle-de-versao	3307	java10
3258	postgres	3283	depurador	3308	acentos
3259	variables	3284	angular2	3309	condicao
3260	browser	3285	angular -2	3310	consulta
3261	scroll	3286	sgbd	3311	asp.net-web-api2
3262	entity-framework-6.1	3287	vetores	3312	cross-join
3263	vb6	3288	bug	3313	transaction
3264	ordenacao	3289	keyboard		
3265	ordenacao	3290	reflection		

Referências Bibliográficas

- Agirre, E., Banea, C., Cardie, C., Cer, D., Diab, M., Gonzalez-Agirre, A., Guo, W., Lopez-Gazpio, I., Maritxalar, M., Mihalcea, R., Rigau, G., Uria, L., and Wiebe, J. (2015). SemEval-2015 task 2: Semantic textual similarity, English, Spanish and pilot on interpretability. In *Proceedings of the 9th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2015)*, pages 252–263, Denver, Colorado. Association for Computational Linguistics.
- Ahasanuzzaman, M., Asaduzzaman, M., Roy, C. K., and Schneider, K. A. (2016). Mining duplicate questions of stack overflow. In 2016 IEEE/ACM 13th Working Conference on Mining Software Repositories (MSR), pages 402–412. IEEE.
- Alipour, A., Hindle, A., and Stroulia, E. (2013). A contextual approach towards more accurate duplicate bug report detection. In 2013 10th Working Conference on Mining Software Repositories (MSR), pages 183–192. IEEE.
- Alkadhi, R., Johanssen, J. O., Guzman, E., and Bruegge, B. (2017). React: An approach for capturing rationale in chat messages. In 2017 ACM/IEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement (ESEM), pages 175–180.
- Alkadhi, R., Lata, T., Guzmany, E., and Bruegge, B. (2017). Rationale in development chat messages: an exploratory study. IEEE.
- Alkadhi, R., Nonnenmacher, M., Guzman, E., and Bruegge, B. (2018). How do developers discuss rationale? In 2018 IEEE 25th International Conference on Software Analysis, Evolution and Reengineering (SANER), pages 357–369. IEEE.

- Alkhazi, B., DiStasi, A., Aljedaani, W., Alrubaye, H., Ye, X., and Mkaouer, M. W. (2020). Learning to rank developers for bug report assignment. Applied Soft Computing, 95:106667.
- Batool, I. and Khan, T. A. (2022). Software fault prediction using data mining, machine learning and deep learning techniques: A systematic literature review. Computers and Electrical Engineering, 100:107886.
- Bavota, G. (2016). Mining unstructured data in software repositories: Current and future trends. In 2016 IEEE 23rd International Conference on Software Analysis, Evolution, and Reengineering (SANER), volume 5, pages 1–12. IEEE.
- Bird, S. (2006). Nltk: the natural language toolkit. In *Proceedings of the CO-LING/ACL 2006 Interactive Presentation Sessions*, pages 69–72.
- Borges, O., Lima, M., Couto, J., Gadelha, B., Conte, T., and Prikladnicki, R. (2022). Ml@se: What do we know about how machine learning impact software engineering practice? In 2022 17th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI), pages 1–7. IEEE.
- Bosu, A. and Carver, J. C. (2014). Impact of developer reputation on code review outcomes in oss projects: An empirical investigation. In *Proceedings of the 8th ACM/IEEE international symposium on empirical software engineering and measurement*, pages 1–10.
- Brisson, S., Noei, E., and Lyons, K. (2020). We are family: analyzing communication in github software repositories and their forks. In 2020 IEEE 27th International Conference on Software Analysis, Evolution and Reengineering (SANER), pages 59–69. IEEE.
- Buckland, M. and Gey, F. (1994). The relationship between recall and precision. Journal of the American society for information science, 45(1):12–19.
- Burge, J. E. and Brown, D. C. (2008). Seurat: Integrated rationale management. In *Proceedings of the 30th International Conference on Software Engineering*, ICSE '08, pages 835–838, New York, NY, USA. ACM.

- Calefato, F., Gerosa, M. A., Iaffaldano, G., Lanubile, F., and Steinmacher, I. (2022). Will you come back to contribute? investigating the inactivity of oss core developers in github. *Empirical Software Engineering*, 27(3):76.
- Chen, T.-H., Thomas, S. W., and Hassan, A. E. (2016). A survey on the use of topic models when mining software repositories. *Empirical Software Engineering*, 21(5):1843–1919.
- Chen, X., Li, X., Clark, J. G., and Dietrich, G. B. (2013). Knowledge sharing in open source software project teams: A transactive memory system perspective. *International Journal of Information Management*, 33(3):553–563.
- Chi, M.-T., Lin, S.-S., Chen, S.-Y., Lin, C.-H., and Lee, T.-Y. (2015). Morphable word clouds for time-varying text data visualization. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 21(12):1415–1426.
- Chopra, A., Mo, M., Dodson, S., Beschastnikh, I., Fels, S. S., and Yoon, D. (2021). "@ alex, this fixes# 9": Analysis of referencing patterns in pull request discussions. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 5(CSCW2):1–25.
- Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and psychological measurement*, 20(1):37–46.
- Cooper, N., Bernal-Cárdenas, C., Chaparro, O., Moran, K., and Poshyvanyk, D. (2021). It takes two to tango: Combining visual and textual information for detecting duplicate video-based bug reports. In 2021 IEEE/ACM 43rd International Conference on Software Engineering (ICSE), pages 957–969. IEEE.
- Dagenais, B., Ossher, H., Bellamy, R. K., Robillard, M. P., and De Vries, J. P. (2010). Moving into a new software project landscape. In *Proceedings of the 32nd ACM/IEEE International Conference on Software Engineering-Volume 1*, pages 275–284.
- De Vasconcelos, J. B., Kimble, C., Carreteiro, P., and Rocha, Á. (2017). The application of knowledge management to software evolution. *International Journal of Information Management*, 37(1):1499–1506.

- Deka, B., Huang, Z., Franzen, C., Hibschman, J., Afergan, D., Li, Y., Nichols, J., and Kumar, R. (2017). Rico: A mobile app dataset for building data-driven design applications. In *Proceedings of the 30th annual ACM symposium on user interface software and technology*, pages 845–854.
- Dias, E., Meirelles, P., Castor, F., Steinmacher, I., Wiese, I., and Pinto, G. (2021). What makes a great maintainer of open source projects? In 2021 IEEE/ACM 43rd International Conference on Software Engineering (ICSE), pages 982–994. IEEE.
- Face, H. (2021). sentence-transformers/all-mpnet-base-v2.
- Fang, H., Klug, D., Lamba, H., Herbsleb, J., and Vasilescu, B. (2020). Need for tweet: How open source developers talk about their github work on twitter. In *Proceedings of the 17th International Conference on Mining Software Repositories*, pages 322–326.
- Ferrari, A. and Esuli, A. (2019). An nlp approach for cross-domain ambiguity detection in requirements engineering. *Automated Software Engineering*, 26(3):559–598.
- Francois, R., Nada, M., and Hassan, A. (2015). How to extract knowledge from professional e-mails. In 2015 11th International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS), pages 687–692. IEEE.
- Gambhir, M. and Gupta, V. (2017). Recent automatic text summarization techniques: a survey. *Artificial Intelligence Review*, 47(1):1–66.
- Gao, W., Wu, J., and Xu, G. (2022). Detecting duplicate questions in stack overflow via source code modeling. *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*, 32(02):227–255.
- Giardino, C., Unterkalmsteiner, M., Paternoster, N., Gorschek, T., and Abrahamsson, P. (2014). What do we know about software development in startups? *IEEE Software*, 31(5):28–32.
- GitHub, I. (2021a). Github discussions.

- GitHub, I. (2021b). Managing categories for discussions in your repository.
- GitHub, I. (2021c). Searching discussions.
- Guizani, M., Zimmermann, T., Sarma, A., and Ford, D. (2022). Attracting and retaining oss contributors with a maintainer dashboard. arXiv preprint ar-Xiv:2202.07740.
- Guzzi, A., Bacchelli, A., Lanza, M., Pinzger, M., and Van Deursen, A. (2013). Communication in open source software development mailing lists. In 2013 10th Working Conference on Mining Software Repositories (MSR), pages 277–286. IEEE.
- Haiduc, S., Aponte, J., and Marcus, A. (2010). Supporting program comprehension with source code summarization. In *Proceedings of the 32nd ACM/IEEE International Conference on Software Engineering-Volume 2*, pages 223–226. ACM.
- Hata, H., Novielli, N., Baltes, S., Kula, R. G., and Treude, C. (2022). Github discussions: An exploratory study of early adoption. *Empirical Software Engineering*, 27(1):1–32.
- Hata, H., Treude, C., Kula, R. G., and Ishio, T. (2019). 9.6 million links in source code comments: Purpose, evolution, and decay. In 2019 IEEE/ACM 41st International Conference on Software Engineering (ICSE), pages 1211–1221. IEEE.
- Hevner, A. R. (2007). A three cycle view of design science research. Scandinavian journal of information systems, 19(2):4.
- Isaacs, E., Walendowski, A., Whittaker, S., Schiano, D. J., and Kamm, C. (2002). The character, functions, and styles of instant messaging in the workplace. In *Proceedings of the 2002 ACM conference on Computer supported cooperative work*, pages 11–20. ACM.
- Jain, R., Ghaisas, S., and Sureka, A. (2014). Sanayojan: a framework for traceability link recovery between use-cases in software requirement specification and

- regulatory documents. In *Proceedings of the 3rd International Workshop on Realizing Artificial Intelligence Synergies in Software Engineering*, pages 12–18.
- Jindal, S. G. and Kaur, A. (2020). Automatic keyword and sentence-based text summarization for software bug reports. *IEEE Access*, 8:65352–65370.
- Khusro, S., Jabeen, F., and Khan, A. (2018). Tag clouds: Past, present and future. Proceedings of the National Academy of Sciences, India Section A: Physical Sciences, pages 1–13.
- Kim, Y. (2018). Improving classifiers for semantic annotation of software requirements with elaborate syntatic structure. *International Journal of Advanced Science and Technology, ISSN 2005-4238 IJAST, Vol. 112, No. 44, 2009, pags. 123-136*, page 14.
- Kleebaum, A., Johanssen, J. O., Paech, B., Alkadhi, R., and Bruegge, B. (2018). Decision knowledge triggers in continuous software engineering. In *Proceedings* of the 4th International Workshop on Rapid Continuous Software Engineering, RCoSE '18, pages 23–26, New York, NY, USA. ACM.
- Komi-Sirvio, S., Mantyniemi, A., and Seppanen, V. (2002). Toward a practical solution for capturing knowledge for software projects. *IEEE software*, 19(3):60–62.
- Kukkar, A., Mohana, R., Kumar, Y., Nayyar, A., Bilal, M., and Kwak, K.-S. (2020).
 Duplicate bug report detection and classification system based on deep learning technique. *IEEE Access*, 8:200749–200763.
- Landis, J. R. and Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *biometrics*, pages 159–174.
- Lazar, A., Ritchey, S., and Sharif, B. (2014). Generating duplicate bug datasets. In *Proceedings of the 11th working conference on mining software repositories*, pages 392–395.
- Lee, I. and Shin, Y. J. (2020). Machine learning for enterprises: Applications, algorithm selection, and challenges. *Business Horizons*, 63(2):157–170.

- Lerch, J. and Mezini, M. (2013). Finding duplicates of your yet unwritten bug report. In 2013 17th European conference on software maintenance and reengineering, pages 69–78. IEEE.
- Levy, M. and Hazzan, O. (2009). Knowledge management in practice: The case of agile software development. In 2009 ICSE Workshop on Cooperative and Human Aspects on Software Engineering, pages 60–65. IEEE.
- Li, L., Ren, Z., Li, X., Zou, W., and Jiang, H. (2018). How are issue units linked? empirical study on the linking behavior in github. In 2018 25th Asia-Pacific Software Engineering Conference (APSEC), pages 386–395. IEEE.
- Li, Z., Yin, G., Yu, Y., Wang, T., and Wang, H. (2017). Detecting duplicate pull-requests in github. In *Proceedings of the 9th Asia-Pacific Symposium on Internetware*, pages 1–6.
- Li, Z.-X., Yu, Y., Wang, T., Yin, G., Mao, X.-J., and Wang, H.-M. (2021). Detecting duplicate contributions in pull-based model combining textual and change similarities. *Journal of Computer Science and Technology*, 36:191–206.
- Lima, C. and Soares, D. (2022). On the nature of duplicate pull-requests: An empirical study using association rules. In *Proceedings of the 16th Brazilian Symposium on Software Components, Architectures, and Reuse*, pages 68–75.
- Lima, M., Ahmed, I., Conte, T., Nascimento, E., Oliveira, E., and Gadelha, B. (2019a). Land of lost knowledge: An initial investigation into projects lost knowledge. In 2019 ACM/IEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement (ESEM), pages 1–6. IEEE.
- Lima, M., Fontão, A., Fernandes, D., Conte, T., and Gadelha, B. (2019b). How are my students going? a tool to analyse students' interactions on capstone courses. In *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*, volume 30, page 1611.
- Lima, M., Oliveira, E., Conte, T., and Gadelha, B. (2020). Clouds are heavy! a storm of relevant project-related terms to support newcomers' onboarding. In

- Proceedings of the 34th Brazilian Symposium on Software Engineering, SBES 2020, Natal, Brazil, October 19-23, 2020, pages 319-324.
- Lima, M., Steinmacher, I., Ford, D., Liu, E., Vorreuter, G., Conte, T., and Gadelha, B. (2023). Looking for related discussions on github discussions. *PeerJ Computer Science*.
- Lima, M., Valle, V., Costa, E., Lira, F., and Gadelha, B. (2019c). Software engineering repositories: Expanding the PROMISE database. In *Proceedings of the XXXIII Brazilian Symposium on Software Engineering, SBES 2019, Salvador, Brazil, September 23-27, 2019*, pages 427–436.
- Liu, E. (2022). How five open source communities are using github discussions.
- Liu, T.-Y. (2011). Learning to rank for information retrieval. Springer Science & Business Media.
- Lu, J., Lin, C., Wang, W., Li, C., and Wang, H. (2013). String similarity measures and joins with synonyms. In *Proceedings of the 2013 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, pages 373–384.
- Manteuffel, C., Tofan, D., Koziolek, H., Goldschmidt, T., and Avgeriou, P. (2014). Industrial implementation of a documentation framework for architectural decisions. In 2014 IEEE/IFIP Conference on Software Architecture, pages 225–234. IEEE.
- McFee, B. and Lanckriet, G. R. (2010). Metric learning to rank. In *Proceedings* of the 27th International Conference on Machine Learning (ICML-10), pages 775–782.
- Mishra, S. and Sharma, A. (2021). Crawling wikipedia pages to train word embeddings model for software engineering domain. In 14th Innovations in Software Engineering Conference (formerly known as India Software Engineering Conference), pages 1–5.
- Mizobuchi, Y. and Takayama, K. (2017). Two improvements to detect duplicates in stack overflow. In 2017 IEEE 24th International Conference on Software Analysis, Evolution and Reengineering (SANER), pages 563–564. IEEE.

- Natali, A. C. C. and de Almeida Falbo, R. (2002). Knowledge management in software engineering environments. In *Anais do XVI Simpósio Brasileiro de Engenharia de Software*, pages 238–253. SBC.
- Naur, P. (1985). Programming as theory building. *Microprocessing and microprogramming*, 15(5):253–261.
- Niyogi, S. (2020). New from satellite 2020: Github discussions, codespaces, securing code in private repositories, and more.
- Pei, J., Wu, Y., Qin, Z., Cong, Y., and Guan, J. (2021). Attention-based model for predicting question relatedness on stack overflow. In 2021 IEEE/ACM 18th International Conference on Mining Software Repositories (MSR), pages 97–107. IEEE.
- Pérez-Soler, S., Guerra, E., and de Lara, J. (2018). Collaborative modeling and group decision making using chatbots in social networks. *IEEE Software*, 35(6):48–54.
- Poche, E., Jha, N., Williams, G., Staten, J., Vesper, M., and Mahmoud, A. (2017). Analyzing user comments on youtube coding tutorial videos. In 2017 IEE-E/ACM 25th International Conference on Program Comprehension (ICPC), pages 196–206. IEEE.
- Polyzotis, N., Roy, S., Whang, S. E., and Zinkevich, M. (2017). Data management challenges in production machine learning. In *Proceedings of the 2017 ACM International Conference on Management of Data*, pages 1723–1726.
- Ponzanelli, L., Bavota, G., Mocci, A., Oliveto, R., Di Penta, M., Haiduc, S., Russo, B., and Lanza, M. (2017). Automatic identification and classification of software development video tutorial fragments. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 45(5):464–488.
- Rastkar, S., Murphy, G. C., and Murray, G. (2014). Automatic summarization of bug reports. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 40(4):366–380.
- Reimers, N. (2021). Sentencetransformers documentation.

- Reimers, N. and Gurevych, I. (2019). Sentence-bert: Sentence embeddings using siamese bert-networks. arXiv preprint arXiv:1908.10084.
- Ren, L., Zhou, S., Kastner, C., and Wasowski, A. (2019). Identifying redundancies in fork-based development. In 2019 IEEE 26th International Conference on Software Analysis, Evolution and Reengineering (SANER), pages 230–241. IEEE.
- Rigby, P. C. and Hassan, A. E. (2007). What can oss mailing lists tell us? a preliminary psychometric text analysis of the apache developer mailing list. In Fourth International Workshop on Mining Software Repositories (MSR'07: ICSE Workshops 2007), pages 23–23. IEEE.
- Robertson, S. (2004). Understanding inverse document frequency: on theoretical arguments for idf. *Journal of documentation*, 60(5):503–520.
- Runeson, P., Alexandersson, M., and Nyholm, O. (2007). Detection of duplicate defect reports using natural language processing. In 29th International Conference on Software Engineering (ICSE'07), pages 499–510. IEEE.
- Salman, I., Misirli, A. T., and Juristo, N. (2015). Are students representatives of professionals in software engineering experiments? In 2015 IEEE/ACM 37th IEEE International Conference on Software Engineering, volume 1, pages 666–676. IEEE.
- Schelter, S., Biessmann, F., Januschowski, T., Salinas, D., Seufert, S., and Szarvas, G. (2018). On challenges in machine learning model management.
- Schwaber, K. (1997). Scrum development process. In *Business object design and implementation*, pages 117–134. Springer.
- Sharma, A. and Sharma, S. (2015). Bug report triaging using textual categorical and contextual features using latent dirichlet allocation. *International Journal for Innovative Research in Science and Technology (IJIRST)*, 1(9):85–96.
- Silva, R. F., Paixão, K., and de Almeida Maia, M. (2018). Duplicate question detection in stack overflow: A reproducibility study. In 2018 IEEE 25th inter-

- national conference on software analysis, evolution and reengineering (SANER), pages 572–581. IEEE.
- Sirres, R., Bissyandé, T. F., Kim, D., Lo, D., Klein, J., Kim, K., and Traon, Y. L. (2018). Augmenting and structuring user queries to support efficient free-form code search. *Empirical Software Engineering*, 23(5):2622–2654.
- Soria, A. M. and van der Hoek, A. (2019). Collecting design knowledge through voice notes. In *Proceedings of the 12th International Workshop on Cooperative and Human Aspects of Software Engineering*, pages 33–36. IEEE Press.
- Srinivas, C., Radhakrishna, V., and Rao, C. G. (2015). Clustering software project components for strategic decisions and building reuse libraries. In *Proceedings* of the The International Conference on Engineering & MIS 2015, pages 1–5.
- Steinmacher, I., Conte, T., Gerosa, M. A., and Redmiles, D. (2015). Social barriers faced by newcomers placing their first contribution in open source software projects. In *Proceedings of the 18th ACM conference on Computer supported cooperative work & social computing*, pages 1379–1392.
- Storey, M.-A., Engstrom, E., Höst, M., Runeson, P., and Bjarnason, E. (2017). Using a visual abstract as a lens for communicating and promoting design science research in software engineering. In 2017 ACM/IEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement (ESEM), pages 181–186. IEEE.
- Storey, M.-A., Singer, L., Cleary, B., Figueira Filho, F., and Zagalsky, A. (2014). The (r) evolution of social media in software engineering. In *Future of Software Engineering Proceedings*, pages 100–116.
- Storey, M.-A., Zagalsky, A., Figueira Filho, F., Singer, L., and German, D. M. (2016). How social and communication channels shape and challenge a participatory culture in software development. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 43(2):185–204.
- Tan, P.-N. et al. (2006). Introduction to data mining. Pearson Education India.

- Tan, X. and Zhou, M. (2020). Scaling open source software communities: Challenges and practices of decentralization. *IEEE Software*, 39(1):70–75.
- Tantisuwankul, J., Nugroho, Y. S., Kula, R. G., Hata, H., Rungsawang, A., Leelaprute, P., and Matsumoto, K. (2019). A topological analysis of communication channels for knowledge sharing in contemporary github projects. *Journal of Systems and Software*, 158:110416.
- Trinkenreich, B., Guizani, M., Wiese, I. S., Conte, T., Gerosa, M., Sarma, A., and Steinmacher, I. (2021). Pots of gold at the end of the rainbow: What is success for open source contributors. *IEEE Transactions on Software Engineering*.
- Tukey, J. W. et al. (1977). Exploratory data analysis, volume 2. Reading, Mass.
- Vasilescu, B., Serebrenik, A., Devanbu, P., and Filkov, V. (2014). How social Q&A sites are changing knowledge sharing in open source software communities. In Proceedings of the 17th ACM conference on Computer supported cooperative work & social computing, pages 342–354.
- Viviani, G., Janik-Jones, C., Famelis, M., Xia, X., and Murphy, G. C. (2018). What design topics do developers discuss? In *Proceedings of the 26th Conference on Program Comprehension*, pages 328–331. ACM.
- Wang, D., Xiao, T., Thongtanunam, P., Kula, R. G., and Matsumoto, K. (2021). Understanding shared links and their intentions to meet information needs in modern code review. *Empirical Software Engineering*, 26(5):1–32.
- Wang, L., Zhang, L., and Jiang, J. (2020). Duplicate question detection with deep learning in stack overflow. *IEEE Access*, 8:25964–25975.
- Wang, Q., Xu, B., Xia, X., Wang, T., and Li, S. (2019). Duplicate pull-request detection: When time matters. In *Proceedings of the 11th Asia-Pacific symposium on internetware*, pages 1–10.
- Wirfs-Brock, R. J. and Johnson, R. E. (1990). Surveying current research in object-oriented design. *Communications of the ACM*, 33(9):104–124.

- Yazdaninia, M., Lo, D., and Sami, A. (2021). Characterization and prediction of questions without accepted answers on stack overflow. In 2021 IEEE/ACM 29th International Conference on Program Comprehension (ICPC), pages 59–70. IEEE.
- Yu, Y., Li, Z., Yin, G., Wang, T., and Wang, H. (2018). A dataset of duplicate pull-requests in github. In *Proceedings of the 15th International Conference on Mining Software Repositories*, pages 22–25.
- Zaki, M. J. and Meira, W. (2014). *Data mining and analysis: fundamental concepts and algorithms*. Cambridge University Press.
- Zampetti, F., Ponzanelli, L., Bavota, G., Mocci, A., Di Penta, M., and Lanza, M. (2017). How developers document pull requests with external references. In 2017 IEEE/ACM 25th International Conference on Program Comprehension (ICPC), pages 23–33. IEEE.
- Zhang, W. E., Sheng, Q. Z., Lau, J. H., and Abebe, E. (2017). Detecting duplicate posts in programming qa communities via latent semantics and association rules. In *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web*, pages 1221–1229.
- Zhang, W. E., Sheng, Q. Z., Lau, J. H., Abebe, E., and Ruan, W. (2018). Duplicate detection in programming question answering communities. *ACM Transactions on Internet Technology (TOIT)*, 18(3):1–21.
- Zhang, Y., Lo, D., Xia, X., and Sun, J.-L. (2015). Multi-factor duplicate question detection in stack overflow. *Journal of Computer Science and Technology*, 30(5):981–997.
- Zhang, Y., Wu, Y., Wang, T., and Wang, H. (2020). ilinker: a novel approach for issue knowledge acquisition in github projects. *World Wide Web*, 23(3):1589–1619.
- Zheng, L., Albano, C. M., Vora, N. M., Mai, F., and Nickerson, J. V. (2019). The roles bots play in wikipedia. Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction, 3(CSCW):1–20.

Zhou, L., Pan, S., Wang, J., and Vasilakos, A. V. (2017). Machine learning on big data: Opportunities and challenges. *Neurocomputing*, 237:350–361.