

UNIVERSIDADE FUMEC  
Faculdade de Ciências Empresariais  
Mestrado em Sistemas de Informação e Gestão do Conhecimento

Lucas Romualdo Fernandes de Sá

**MINERAÇÃO DE EMOÇÕES EM TEXTOS:**  
**Um Estudo Aplicado Sobre as Interações de Programadores em Comunidade *On-line* de**  
**Perguntas e Respostas**

Belo Horizonte  
2018

Lucas Romualdo Fernandes de Sá

**MINERAÇÃO DE EMOÇÕES EM TEXTOS:  
Um Estudo Aplicado Sobre as Interações de Programadores em Comunidade *On-line* de  
Perguntas e Respostas**

Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências Empresariais da Universidade FUMEC como pré-requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Sistemas de Informação e Gestão do Conhecimento.

Orientador: Prof. Dr. Luiz Cláudio Gomes Maia  
Área de Concentração: Sistemas de Informação

Belo Horizonte  
2018

### **Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)**

S111m Sá, Lucas Romualdo Fernandes de, 1988 -  
Mineração de emoções em texto: um estudo aplicado sobre as interações de programadores em comunidade on-line de perguntas e respostas / Lucas Romualdo Fernandes de Sá. – Belo Horizonte, 2018.  
125 f : il. ; 29,7 cm

Orientador: Luiz Claudio Gomes Maia  
Dissertação (Mestrado em Sistemas de Informação e Gestão do Conhecimento), Universidade FUMEC, Faculdade de Ciências Empresariais, Belo Horizonte, 2018.

1. Emoções. 2. Tecnologia da informação - Brasil. 3. Comunidades virtuais. I. Título. II. Maia, Luiz Claudio Gomes. III. Universidade FUMEC, Faculdade de Ciências Empresariais.

CDU: 65.01:001



UNIVERSIDADE  
FUMEC

Dissertação intitulada "**Mineração de emoções em textos: um estudo aplicado sobre as interações de programadores em comunidade on-line de perguntas e respostas**" de autoria de Lucas Romualdo Fernandes de Sá, aprovada pela banca examinadora constituída pelos seguintes professores:

Prof. Dr. Luiz Cláudio Gomes Maia – Universidade FUMEC  
(Orientador)

Prof. Dr. Fernando Silva Parreiras – Universidade FUMEC  
(Examinador Interno)

Prof. Dr. Wladimir Cardoso Brandão – PUC MINAS  
(Examinador Externo)

João Paulo Carneiro Aracuzzi, Me. – FUMEC  
(Consultor *Ad Hoc*)

Prof. Dr. Fernando Silva Parreiras  
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Sistemas de Informação e Gestão do  
Conhecimento da Universidade FUMEC

Belo Horizonte, 01 de agosto de 2018.

REITORIA

Av. Alameda Pólo 2560 - Cruzador  
50.50-002 - Belo Horizonte, MG  
Tel. (31) 3328-3000  
www.fumec.br

CAMPUS

Rua Costa, 3100 - Cruzador  
30210-110 - Belo Horizonte, MG  
Tel. (31) 3328-3000  
www.fumec.br

## RESUMO

O *Stack Overflow* é a maior comunidade *on-line* de Perguntas-Respostas sobre Linguagem de Programação na Web, e sua importância tem crescido por causa do acúmulo de tópicos relevantes para solução de problemas de Tecnologia da Informação (TI), disso a comunidade *Stack Overflow* tornou-se um repositório de conhecimento, resultado de muitas interações sociais entre programadores e usuários comuns. O *Stack Overflow* se tornou objeto de estudo e pesquisa em diferentes domínios de conhecimento, em paralelo, o campo de pesquisa de Análise de Sentimentos (AS) também esteve em desenvolvimento e ascensão. Uma parte dos estudos realizados no campo de AS teve o *Stack Overflow* como objeto de pesquisa com intuito de entender se existe uma relação dos sentimentos, emoções e opiniões dos usuários com as características e aspectos dessa comunidade *on-line*. O objetivo da pesquisa foi aplicar a análise de sentimentos em posts de uma comunidade *on-line* de programação. A metodologia do trabalho adotou a realização de uma Revisão Sistemática da Literatura sobre o *Stack Overflow* e a aplicação de recursos para AS fornecida pela linguagem R e seu pacote *tidytext* com os dicionários léxicos NRC e AFINN em cima de comentários de usuários de diferentes linguagens de programação. Os resultados apresentaram a importância de AS nas comunidades *on-line* e evidenciou como as tecnologias usadas pelo usuário influenciam na padronização do comportamento e tendência emocional dos usuários. A conclusão apontou à importância de se aprofundar em estudos mais focados e estender também o estudo a outras comunidades do *Stack Exchange*.

**Palavras-chaves:** Análise de Sentimentos, Mineração de Emoção, *Stack Overflow*.

## ABSTRACT

*Stack Overflow* is the largest online community of Web Programming Language Question-Answers, and its importance has grown exponentially because of the accumulation of relevant IT troubleshooting topics, and the *Stack Overflow* community has become a knowledge repository, the result of many social interactions between programmers and ordinary users. *Stack Overflow* became an object of study and research in different domains of knowledge, in parallel, the field of Analysis of Feelings was also in development and rise. A part of the studies conducted in the field of Analysis of Feelings had *Stack Overflow* as an object of research in order to understand if there is a relation of the feelings, emotions and opinions of the users with the characteristics and aspects of this online community. The objective of the research was to analyze the topics of *Stack Overflow* with the application of a tool of analysis of feelings. The methodology of the work adopted the realization of a Systematic Review of the Literature on *Stack Overflow* and the application of resources for AS provided by the R language and its tidytext package with the lexical dictionaries NRC and AFINN on the comments of users of different programming languages . The results presented the importance of AS in online communities and showed how the technologies used by the user influence the standardization of users behavior and emotional tendency. The conclusion pointed to the importance of releasing more focused studies and extending the study to other Stack Exchange communities.

**Keywords:** Sentiment Analysis, Emotion Mining, *Stack Overflow*.

## LISTA DE FIGURAS

|   |     |
|---|-----|
| Figura 1 - A ilustração de quatro modelos de emoção usados com frequência.....                          | 22  |
| Figura 2 - Fatores diferenciadores entre afeto, <i>feelings</i> , emoções, sentimentos e opiniões. .... | 25  |
| Figura 3 - Estrutura esquemática de uma emoção.....   | 27  |
| Figura 4 - Estrutura esquemática de um sentimento.....  | 28  |
| Figura 5 - Estrutura esquemática de uma opinião.....  | 29  |
| Figura 6 - Taxonomia das tarefas de análise dos sentimentos.....  | 32  |
| Figura 7 - Técnicas de classificação de sentimento.....   | 35  |
| Figura 8 – Interface da <i>DBLP</i> .....   | 42  |
| Figura 9 – Interface do <i>Stack Exchange Data Explorer</i> .....                                       | 45  |
| Figura 10 – Exemplo simples do SQL de busca do Java.....  | 46  |
| Figura 11 – Resultado da consulta SQL do Java.....  | 47  |
| Figura 12 – Interface do <i>RStudio</i> .....   | 47  |
| Figura 13 – Exemplo do Experimento NRC.....   | 49  |
| Figura 14 – Exemplo do Experimento do AFINN com o código.....   | 50  |
| Figura 15 – Quantidade de Trabalhos relacionados ao <i>Stack Overflow</i> por ano.....                  | 52  |
| Figura 16 – Os 10 léxicos de Raiva mais mencionados por tecnologia.....                                 | 76  |
| Figura 17 - Os 10 léxicos de Alegria mais mencionados por tecnologia.....                               | 77  |
| Figura 18 - Os 10 léxicos de Confiança mais mencionados por tecnologia.....                             | 79  |
| Figura 19 - Os 10 léxicos de Medo mais mencionados por tecnologia.....                                  | 80  |
| Figura 20 - Os 10 léxicos de Surpresa mais mencionados por tecnologia.....                              | 82  |
| Figura 21 - Os 10 léxicos de Tristeza mais mencionados por tecnologia.....                              | 83  |
| Figura 22 - Os 10 léxicos de Nojo mais mencionados por tecnologia.....                                  | 84  |
| Figura 23 - Os 10 léxicos de Antecipação mais mencionados por tecnologia.....                           | 86  |
| Figura 24 - Os 10 léxicos de sentimento positivo mais mencionados por tecnologia.....                   | 87  |
| Figura 25 - Os 10 léxicos de sentimento negativo mais mencionado por tecnologia.....                    | 88  |
| Figura 26 - Palavras Frequentes de usuários do C# precedidas por <i>Never</i> .....                     | 90  |
| Figura 27 - Palavras Frequentes de usuários do Java precedidas por <i>Never</i> .....                   | 91  |
| Figura 28 - Palavras Frequentes de usuários do PHP precedidas por <i>Never</i> .....                    | 91  |
| Figura 29 - Palavras Frequentes de usuários do Python precedidas por <i>Never</i> .....                 | 92  |
| Figura 30 – Palavras Frequentes de usuários do R precedidas por <i>Never</i> .....                      | 93  |
| Figura 31 - Palavras Frequentes de usuários do C# precedidas por <i>Not</i> .....                       | 94  |
| Figura 32 - Palavras Frequentes de usuários do Java precedidas por <i>Not</i> .....                     | 95  |
| Figura 33 - Palavras Frequentes de usuários do C# precedidas por <i>Not</i> .....                       | 95  |
| Figura 34 - Palavras Frequentes de usuários do Python precedidas por <i>Not</i> .....                   | 96  |
| Figura 35 - Palavras Frequentes de usuários do R precedidas por <i>Not</i> .....                        | 97  |
| Figura 36 - Palavras Frequentes de usuários do C# precedidas por <i>No</i> .....                        | 98  |
| Figura 37 - Palavras Frequentes de usuários do Java precedidas por <i>No</i> .....                      | 99  |
| Figura 38 - Palavras Frequentes de usuários do PHP precedidas por <i>No</i> .....                       | 99  |
| Figura 39 - Palavras Frequentes de usuários do Python precedidas por <i>No</i> .....                    | 100 |
| Figura 40 - Palavras Frequentes de usuários do R precedidas por <i>No</i> .....                         | 100 |
| Figura 41 - Palavras Frequentes de usuários do C# precedidas por <i>Without</i> .....                   | 102 |
| Figura 42 - Palavras Frequentes de usuários do Java precedidas por <i>Without</i> .....                 | 102 |

|   |     |
|---|-----|
| Figura 43 - Palavras Frequentes de usuários do PHP precedidas por <i>Without</i> .....    | 103 |
| Figura 44 - Palavras Frequentes de usuários do Python precedidas por <i>Without</i> ..... | 103 |
| Figura 45 - Palavras Frequentes de usuários do R precedidas por <i>Without</i> .....      | 104 |
| Figura 46 – Redes de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários Java .....             | 105 |
| Figura 47 - Redes de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários C# .....               | 105 |
| Figura 48 - Redes de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários PHP.....               | 106 |
| Figura 49 - Redes de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários Python.....            | 106 |
| Figura 50 - Redes de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários R .....                | 107 |
| Figura 51 – Roda de Emoções de Plutchik.....  | 109 |
| Figura 52 – Estrutura do Big Five .....   | 110 |



## LISTA DE TABELAS

|   |     |
|---|-----|
| Tabela 1 – Tipos de Estudos identificados e o seu número de artigos ..... | 53  |
| Tabela 2 - Estatística do resultado da emoção de Raiva.....               | 75  |
| Tabela 3 - Estatística do resultado da emoção de Alegria.....             | 76  |
| Tabela 4 - Estatística do resultado da emoção de Confiança .....          | 78  |
| Tabela 5 - Estatística do resultado da emoção de Medo.....                | 79  |
| Tabela 6 - Estatística do resultado da emoção de Surpresa.....            | 81  |
| Tabela 7 - Estatística do resultado da emoção de Tristeza .....           | 82  |
| Tabela 8 - Estatística do resultado da emoção de Nojo.....                | 84  |
| Tabela 9 – Estatística do resultado da emoção de Antecipação .....        | 85  |
| Tabela 10 - Estatística do resultado de Sentimetn Positivo.....           | 86  |
| Tabela 11 - Estatística do resultado de Sentimento Negativo .....         | 88  |
| Tabela 12 - Estatística da palavra de negação “ <i>never</i> ” .....      | 90  |
| Tabela 13 - Estatística da palavra de negação “ <i>not</i> ” .....        | 94  |
| Tabela 14 - Estatística da palavra de negação “ <i>no</i> ”.....          | 98  |
| Tabela 15 – Estatística da palavra de negação “ <i>without</i> ” .....    | 101 |

## LISTA DE QUADROS

|  |     |
|--|-----|
| Quadro 1 - Diferente modelos de emoções básicas propostas pelos teóricos ..... | 21  |
| Quadro 2 - Modelos de comunidade de emoção .....                               | 23  |
| Quadro 3 – Fontes dos artigos .....  | 43  |
| Quadro 4 – Conferencias, Simposios e Congressos .....                          | 43  |
| Quadro 5 – Revistas e Periodicos .....   | 44  |
| Quadro 6 – Área do Conhecimento x Referencias .....                            | 52  |
| Quadro 7 – Tipos de Estudo e suas Referencias.....                             | 54  |
| Quadro 8 – Descrição dos Traços de Personalidades ( <i>Big Five</i> ).....     | 110 |
| Quadro 9 – Resumo dos Resultados Encontrados do NRC.....                       | 112 |
| Quadro 10 – Resumo do Resultado do AFINN .....                                 | 112 |

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

|       |   |
|-------|---|
| TI    | Tecnologia da Informação                          |
| AS    | Análise de Sentimentos                            |
| QA    | <i>Question and Answer</i>                        |
| RSL   | Revisão Sistemática de Literatura                 |
| NRC   | <i>National Research Council Canada</i>           |
| AFINN | Finn Årup Nielsen                                 |
| MO    | Mineração de Opinião                              |
| ME    | Mineração de Emoção                               |
| SQL   | <i>Structured Query Language</i>                  |
| DBLP  | <i>Digital Bibliography &amp; Library Project</i> |
| API   | <i>Application Programming Interface</i>          |
| CSV   | <i>Comma-Separated Values</i>                     |
| PDF   | <i>Portable Document Format</i>                   |
| HTML  | <i>HyperText Markup Language</i>                  |
| XML   | <i>Extensible Markup Language</i>                 |
| ACM   | <i>Association for Computing Machinery</i>        |
| IEEE  | <i>Institute of Electrical and Electronics</i>    |
| PHP   | <i>Hypertext Preprocessor</i>                     |
| IDE   | <i>Integrated Development Environment</i>         |
| SDK   | <i>Software Development Kit</i>                   |
| LIWC  | <i>Linguistic Inquiry and Word Count</i>          |
| MLP   | <i>Feed-Forward Multilayer Perceptron</i>         |
| SVM   | <i>Support Vector Machine</i>                     |
| LDA   | <i>Latent Dirichlet allocation</i>                |

## SUMÁRIO

|   |           |
|---|-----------|
| <b>1 INTRODUÇÃO.....</b>  | <b>14</b> |
| <b>1.1 PROBLEMA.....</b>  | <b>16</b> |
| <b>1.2 OBJETIVO PRINCIPAL.....</b>  | <b>17</b> |
| <b>1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....</b>   | <b>17</b> |
| <b>1.4 JUSTIFICATIVA.....</b>   | <b>17</b> |
| <b>1.5 ADERÊNCIA AO PROGRAMA.....</b>   | <b>18</b> |
| <b>1.6. ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....</b>   | <b>19</b> |
| <b>2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....</b>   | <b>20</b> |
| <b>2.1 TEORIAS DAS EMOÇÕES.....</b>   | <b>20</b> |
| 2.1.1 <i>Termos Relacionados e suas distinções.....</i>   | 23        |
| 2.1.2 <i>Estruturas Esquemáticas Emoção, Sentimento e Opinião.....</i>  | 25        |
| A subseção 2.1.2.1 é sobre a emoção; a 2.1.2.2 é voltada ao sentimento (sentiment) e a  |           |
| 2.1.2.3 trata da opinião.....   | 25        |
| 2.1.2.1 Estrutura da Emoção.....  | 26        |
| 2.1.2.2 Estrutura do Sentimento (Sentiments).....   | 28        |
| 2.1.2.3 Estrutura da Opinião.....   | 28        |
| <b>2.2 ANÁLISES DE SENTIMENTOS.....</b>   | <b>30</b> |
| 2.2.1 <i>Conceitos, sinônimos e Terminologias.....</i>  | 30        |
| 2.2.2 <i>Diferenças entre Computação Afetiva e Análise de Sentimentos.....</i>  | 31        |
| 2.2.3 <i>Subáreas de Análise de Sentimentos.....</i>  | 31        |
| 2.2.3.1 <i>Mineração de Opinião.....</i>  | 32        |
| 2.2.3.2 <i>Mineração de Emoção.....</i>   | 33        |
| 2.2.4 <i>Níveis de abordagens em Análise de Sentimentos.....</i>  | 33        |
| 2.2.5 <i>Técnicas e Métodos de classificação de sentimentos.....</i>  | 34        |
| 2.2.5.1 <i>Métodos Baseado em Aprendizagem de Máquina.....</i>  | 35        |
| 2.2.5.2 <i>Método Baseado em Léxico.....</i>  | 35        |
| 2.2.6 <i>Ferramentas de Análise de Sentimentos.....</i>   | 37        |
| <b>2.3 STACK OVERFLOW.....</b>  | <b>38</b> |
| <b>3 METODOLOGIA.....</b>   | <b>41</b> |
| <b>3.1 A REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA.....</b>   | <b>41</b> |
| <b>3.2 O EXPERIMENTO DE ANÁLISE DE SENTIMENTOS EM COMENTÁRIOS DO STACK<br/>OVERFLOW USANDO O NRC.....</b>                         | <b>44</b> |
| <b>3.3 O EXPERIMENTO DE ANÁLISE DE SENTIMENTOS COM PALAVRAS DE NEGAÇÃO USANDO<br/>AFINN EM COMENTÁRIOS DO STACK OVERFLOW.....</b> | <b>49</b> |
| <b>4 RESULTADOS.....</b>  | <b>51</b> |

|  |            |
|--|------------|
| <b>4.1 RESULTADOS DA REVISÃO SISTEMÁTICA DE LITERATURA .....</b>   | <b>51</b>  |
| 4.1.1 <i>Quais as áreas do conhecimento que estão relacionadas com os estudos no Stack Overflow?</i> ..... | 52         |
| 4.1.2 <i>Quais são os tipos de estudos que foram realizados no Stack Overflow?</i> .....                   | 53         |
| 4.1.2.1 Estudos sobre Desenvolvimento Móvel e Android .....  | 57         |
| 4.1.2.2 Estudos de Caso.....   | 58         |
| 4.1.2.3 Estudos sobre Gênero dos Usuários no Stack Overflow .....  | 59         |
| 4.1.2.4 Estudo sobre Tempo de Responder Perguntas .....  | 60         |
| 4.1.2.5 Estudos sobre Tags (Etiquetas) ou Categorização de Perguntas .....                                 | 61         |
| 4.1.2.6 Estudos sobre Perguntas (Tópicos) não respondidas, duplicadas, reabertas e fechadas. ....          | 62         |
| 4.1.2.7 Estudos relacionados à Estatística, Mineração de Dados e Textos no Stack Overflow .....            | 63         |
| 4.1.2.8 Estudos sobre Code Snippet, Fragmentos de Códigos, API e Documentação. .                           | 64         |
| 4.1.2.9 Estudos sobre Reputação, Gamificação e Pontuação no Stack Overflow .....                           | 66         |
| 4.1.2.10 Crowdsourcing, Conhecimento e Inovação.....   | 67         |
| 4.1.2.11 Análise de Redes .....  | 68         |
| 4.1.2.12 Qualidade de Perguntas e Respostas .....  | 68         |
| 4.1.2.13 Software, Plugin e Dataset.....   | 69         |
| 4.1.2.14 Estudos sobre Taxonomias .....  | 70         |
| 4.1.3 <i>Quais os estudos estiveram envolvidos com a aplicação de Análise de Sentimentos?</i> .....        | 71         |
| <b>4.2 RESULTADOS DA ANÁLISE DE SENTIMENTOS COM O NRC .....</b>  | <b>74</b>  |
| 4.2.1 <i>Raiva (Anger)</i> .....   | 74         |
| 4.2.2 <i>Alegria (Joy)</i> .....   | 76         |
| 4.2.3 <i>Confiança (Trust)</i> .....   | 77         |
| 4.2.4 <i>Medo (Fear)</i> .....   | 79         |
| 4.2.5 <i>Surpresa (Surprise)</i> .....   | 80         |
| 4.2.6 <i>Tristeza (Sadness)</i> .....  | 82         |
| 4.2.7 <i>Nojo (Disgust)</i> .....  | 83         |
| 4.2.8 <i>Antecipação (Anticipation)</i> .....  | 85         |
| 4.2.9 <i>Positivo (Positive)</i> .....   | 86         |
| 4.2.10 <i>Negativo (Negative)</i> .....  | 87         |
| <b>4.3 EXPERIMENTOS COM AFINN .....</b>  | <b>89</b>  |
| 4.3.1 <i>Never</i> .....   | 89         |
| 4.3.2 <i>Not</i> .....   | 93         |
| 4.3.3 <i>No</i> .....  | 97         |
| 4.3.4 <i>Without</i> .....   | 101        |
| 4.3.5 <i>Redes de bi-gramas</i> .....  | 104        |
| <b>4.4 SÍNTESE DOS RESULTADOS.....</b>   | <b>107</b> |
| <b>5 CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>  | <b>113</b> |
| <b>REFERÊNCIAS.....</b>  | <b>116</b> |

## 1 INTRODUÇÃO

O *Stack Overflow* é uma comunidade popularmente conhecido no campo da Tecnologia da Informação (TI), como uma comunidade *on-line* de perguntas e respostas em que um determinado usuário a princípio submete uma pergunta sobre determinado problema de TI, na espera de alcançar a resolução do problema enfrentado através de respostas propostas por outros usuários (DE LIMA, 2016).

Todos os dias surgem novas perguntas sobre problemas específicos no *Stack Overflow*, geralmente relacionados à tecnologias recém-lançadas; bugs genéricos de uma versão de uma tecnologia ou linguagem de programação; dificuldades e impossibilidades em aplicar as funcionalidades de uma linguagem em um determinado cenário (em que outra linguagem poderia ser aplicada com mais facilidade, eficiência e eficácia) (GHADERI, 2015). Assim, no *Stack Overflow* existe uma quantidade de interação social relativamente grande, ou seja, um cenário em que muitos programadores precisam cooperar uns com os outros, de forma direta ou indireta (NASEHI *et al.*, 2012).

A crescente difusão e a adoção massiva das redes sociais são exemplos de como as interações sociais influenciaram profundamente o *design* de ferramentas orientadas para o desenvolvimento de Software, como *GitHub* e *Stack Overflow*, ficando evidente a importância dos aspectos sociais nas atividades de Engenharia de Software (MURGIA *et al.*, 2014; STOREY, 2012).

Toda essa ascensão dos aspectos sociais na área de TI deu origem a dois termos para designação de tal fenômeno, denotados “Programador Social” e “Ecossistema Circundante” (TREUDE; BARZILAY; STOREY, 2011). Esses dois termos se referem à nova tendência de pesquisa que estuda o papel do afeto no “Ecossistema de Programador Social” ou “Computação Social”; campo de estudo em que se aplica a análise de sentimento ao conteúdo de comunidades online em que programadores se relacionam, através de perguntas e respostas sobre questões técnicas de TI (AHMED; SRIVASTAVA, 2017; NOVIELLI; CALEFATO; LANUBILE, 2015).

Ou seja, o “Ecossistema de Programador Social” é um campo que permite o estudar a identificação de comentários ásperos em relação a questões técnicas, que podem ser úteis na detecção de questões particularmente desafiadoras que não foram exaustivamente respondidas, ou na busca pela detecção de atitudes (em relação ao interlocutor) que poderiam ser de ajuda para os moderadores comunitários do *Stack*

*Overflow* e *Github*, que poderiam intervir a fim de orientar o comportamento dos usuários em direção a um padrão mais construtivo de interação para a solução cooperativa de problemas (BAZELLI *et al.*, 2013; NOVIELLI *et al.*, 2015).

Com a integração do campo de Análise de Sentimentos com a ideia de “Ecossistema de Programadores Sociais”, foram abertas novas lacunas a serem exploradas na diversidade de cenários de pesquisa (NOVIELLI *et al.*, 2015; JIARPAKDEE, 2016).

Nesta dissertação a lacuna que foi explorada teve por intuito usar a análise de sentimentos nos comentários dos programadores, sobre uma determinada tecnologia ou linguagem de programação utilizada por eles, objetivando conhecer melhor os aspectos da linguagem de programação especificada através do uso das ferramentas de análise de sentimentos.

Para explorar esta lacuna, a pesquisa buscou responder a seguinte pergunta: Quais correlações entre as linguagens de programação e as emoções dos usuários que as utilizam podem ser detectadas a partir da aplicação de análise de sentimentos dentro de um fórum de discussão online sobre programação?

O intuito foi analisar sentimentos em *datasets*, utilizando as ferramentas e tecnologias apropriadas para auxiliar no desenvolvimento da dissertação. O estudo foi voltado para a detecção de expressões afetivas dentro do *Stack Overflow* (NOVIELLI *et al.*, 2015).

Este estudo se justificou com base nas dificuldades enfrentadas no âmbito da área de TI; dentre as quais a dificuldade de manter a padronização e revisão de versões das linguagens de programação, enfrentada pelas comunidades.

Um modelo clássico de uma comunidade, a *php.net*, é responsável pela atualização das versões, padronização da estrutura e correção de bugs que foram encontrados na linguagem PHP. Ou seja, essa comunidade mantém a linguagem viva, em constante evolução e firme como tecnologia; a fim de corresponder às demandas e necessidades dos programadores e desenvolvedores que a usam como ferramenta.

Nisto, as comunidades precisavam da ajuda dos programadores para identificar os *bugs* na linguagem e estes tinham que reportar o erro para o grupo responsável, para que se gerasse uma nova versão com o problema corrigido. A análise de sentimentos em uma comunidade *on-line*, como o *Stack Overflow*, ajudaria as mantenedoras das linguagens de programação (as empresas ou comunidades que criaram a linguagem) a identificar os *bugs* na estrutura da linguagem, sem a necessidade de um usuário reportar

diretamente à equipe responsável pela atualização, correções e versão da linguagem de programação.

As ferramentas de Análise de Sentimentos serviriam de potenciais mecanismos na detecção de sentimentos negativos relacionados à nova versão de uma linguagem, no que facilitariam para o mantenedor se antecipar na correção dos erros ou *bugs*.

Num contexto profissional, as empresas, no momento da escolha da tecnologia ou linguagem a ser empregada no desenvolvimento de um sistema, em plataforma móvel, desktop ou web, podem ser influenciadas por um estudo sobre a polaridade de sentimentos e sua correlação com a tecnologia.

Num contexto acadêmico, a coordenação de um curso de programação pode utilizar os dados de um estudo de correlação de sentimentos e resoluções de problemas de programação para decidir que linguagem ou tecnologia ensinar em programação.

Um beneficiário adicional deste estudo é o aluno, autodidata ou não, que tem como objetivo escolher trilhar a carreira de programador, ao buscar certificação em uma linguagem ou tecnologia específica. Com um estudo que analisa os sentimentos dos programadores de uma linguagem, em que se mensurou a polaridade negativa ou positiva. Isso serviria como base para tomar uma decisão em que linguagem se especializar, observando como está a relação dos programadores com sua ferramenta de trabalho.

Dentro deste contexto, a presente pesquisa visou contribuir para os campos da aprendizagem autodidata; acadêmica; profissional; comunidades de padronização de versão e compartilhamento de conhecimento. A finalidade foi a extração de informações relevantes desta pesquisa de Análise de Sentimentos, em que se procurou demonstrar a importância de estudar as comunidades online de programação para avaliar e mensurar como está a relação dos usuários com a linguagem de programação ou tecnologia utilizada por eles.

## **1.1 PROBLEMA**

Quais correlações entre as linguagens de programação e as emoções dos usuários que as utilizam podem ser detectadas a partir da aplicação de análise de sentimentos dentro de um fórum de discussão online sobre programação?



## 1.2 OBJETIVO PRINCIPAL

- Aplicar a análise de sentimentos em *posts* de uma comunidade on-line de programação

## 1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Avaliar os estudos sobre análise de sentimentos e fóruns online a partir de uma revisão sistemática da literatura
- Aplicar um algoritmo de análise de sentimentos em comentários de programadores de diferentes linguagens programação
- Comparar os resultados da análise por linguagem de programação

## 1.4 JUSTIFICATIVA

O interesse que levou a pesquisar o tema Análise de Sentimentos e *Stack Overflow* se originou a partir de sugestões de pesquisa feitas por Novielli; Calefato e Lanubile (2015), em que estes apontaram que existe uma variedade de estados afetivos expressos em *Posts* no *Stack Overflow* e recomendaram estudos e investigações refinadas sobre o papel das emoções no *Stack Overflow*, para os pesquisadores que estivessem interessados em aprofundar na pesquisa e estudarem determinado estado afetivo expresso (ex: frustração, raiva, tristeza, satisfação, alegria), e em que diferentes contextos de interação e tarefas estes diversos estados afetivos podem ser relevantes (CALEFATO *et al.*, 2015; JIARPAKDEE, 2016). Ou seja, diferentes emoções podem ser relevantes dados para diferentes contextos e tarefas (STANLEY; BYRNE, 2013).

A justificativa para a dissertação se fundamentou nos resultados de pesquisas sobre interação humana baseada em mídias sociais, em que foi demonstrada uma tendência para a homofilia emocional, ou seja, a propensão das pessoas a compartilhar emoções semelhantes ao interagir em redes sociais de propósito gerais (BAZELLI *et al.*, 2013; ALLAMANIS; SUTTON, 2013).

A análise de sentimentos aplicada a relatórios de problemas de desenvolvedores demonstrou-se útil para identificar e monitorar o clima da equipe de desenvolvimento, num cenário em que os líderes de projetos antecipam e resolvem as ameaças potenciais em sua equipe, além de descobrirem e promoverem fatores que tragam serenidade e produtividade na comunidade (BAZELLI *et al.*, 2013).

Exposta a justificativa, o objetivo foi de coletar novos dados que poderiam servir de auxílio para os pesquisadores e comunidade de TI como um todo, assim traçando um mapa informacional sobre as relações e aspectos sociais dos programadores nas comunidades *on-line*.

### **1.5 ADERÊNCIA AO PROGRAMA**

O Programa de Pós-Graduação em Sistemas de Informação e Gestão do Conhecimento (PPGSIGC) da Fundação Mineira de Educação e Cultura (Universidade FUMEC) tem como objetivo articular e aplicar o conhecimento profissional na área de Sistemas de Informação. Sua missão é especificada no site da Universidade com as seguintes características: produção de atividades técnicas, de ensino e pesquisa, enfatizando a busca, o desenvolvimento e a integração do conhecimento e das atividades que dele se originam, com vistas à formação de docentes e pesquisadores.

O Mestrado em Sistemas de Informação e Gestão do Conhecimento é dividido em duas grandes áreas: Gestão do Conhecimento e Sistema de informação. Essas áreas foram subdivididas em trilhas, de acordo com o tema a ser aprofundado.

O programa propicia aos alunos o aprofundamento do conhecimento acadêmico, bem como possibilitar o desenvolvimento de habilidades para o desenvolvimento científico e pesquisa aplicada no campo interdisciplinar de Sistemas de Informação e Gestão do Conhecimento.

O resultado desta pesquisa demonstrou se há possibilidades de detectar relações, com a ajuda de aplicação de mineração de emoções, em um fórum de discussão online sobre linguagens de programação, em que foram analisados tópicos (*posts*) do *Stack Overflow*.

Através desta pesquisa buscou-se um melhor conhecimento e novas informações sobre o papel das emoções em fóruns de discussão online sobre linguagens de programação, ao mesmo tempo em que esta se tornou um meio de estudar o tema emergente “Ecossistema de Programadores Sociais”.

Com a utilização da ferramenta de análise de sentimentos realizaram-se dois experimentos e uma revisão sistemática da literatura para fundamentar a pesquisa. Com o conjunto de objetivos foi possível trazer uma difusão de pesquisas acadêmicas, de forma interdisciplinar, que atenderam os interesses acadêmicos e profissionais; com o

intuito de solucionar o problema de pesquisa, gerando informações e conhecimentos a cada descoberta realizada.

## **1.6. ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO**

No capítulo 1 é apresentada uma breve introdução da dissertação, o problema de pesquisa, o objetivo geral, os objetivos específicos, a justificativa, a aderência ao programa de pesquisa e a estrutura da dissertação. No capítulo 2 encontra-se o referencial teórico que descreve a teoria das emoções, o campo de Análise de Sentimentos e traz informações sobre a comunidade online do *Stack Overflow*. No capítulo 3 é apresentada a metodologia utilizada para a realização do estudo que descreve os principais procedimentos para a execução de toda a pesquisa. No capítulo 4 é apresentada a análise dos dados que descreve os principais pontos dos resultados encontrados na dissertação de mestrado. No capítulo 5 são apresentadas as considerações finais e as sugestões para trabalhos futuros.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo são apresentados os principais conceitos que fundamentaram a dissertação. Na Seção 2.1 são abordados os conceitos introdutórios que norteiam a Teoria da Emoção e seus principais tópicos.

Na Seção 2.2 trata-se dos temas fundamentais da área de conhecimento de Análise de Sentimentos e na Seção 2.3 aborda-se a Comunidade *On-line* do *Stack Overflow*, por ter sido um dos objetos de estudo da pesquisa.

### 2.1 TEORIAS DAS EMOÇÕES

Este capítulo está dividido em três seções, a 2.1.1 trata da teoria das Emoções Básicas, na 2.1.2 abordam-se os termos relacionados e que por vezes são tratados como sinônimos, embora sejam diferentes. Na seção 2.1.3 descreve-se a estrutura de componentes e fatores que podem determinar o que é uma emoção, sentimento ou opinião.

Os estudos científicos sobre a classificação das emoções humanas remontaram à década de 1960, em que existiam duas teorias predominantes neste campo: a teoria emocional discreta e o modelo dimensional.

A teoria da emoção discreta afirma que diferentes emoções surgem de sistemas neurais separados, enquanto o modelo dimensional afirma que um sistema neurofisiológico comum e interconectado é responsável por todos os estados afetivos. Este modelo definiu as emoções de acordo com uma ou mais dimensões, onde geralmente uma delas se relaciona à intensidade das emoções (YADOLLAHI *et al.*, 2017).

As emoções básicas referem-se àquelas que não têm nenhuma outra emoção como parte constituinte. Além disso, elas podem ser reconhecidas por humanos em todo o mundo; independentemente da raça, cultura e linguagem. Os teóricos de ambos os lados propuseram conjuntos de emoções que tendem a ser básicas. Foi sugerido que as emoções são universalmente reconhecidas e formam o conjunto de movimentos básicos (EKMAN, 1992; YADOLLAHI *et al.*, 2017).

O modelo dimensional de Plutchik (1984) organizou as emoções em quatro eixos bipolares: alegria vs. tristeza, raiva vs. medo, confiança versus desgosto e dificuldade versus antecipação. O fato de que algumas dessas emoções são realmente opostas umas às outras é trivial, em casos como alegria versus tristeza, mas não é intuitivo o suficiente em outros casos, como raiva versus medo.

Shaver *et al.* (1987) colocaram o modelo de emoções em uma estrutura de árvore, de modo que as emoções básicas são os principais ramos e cada ramo tem sua própria categorização. Lovheim (2012) também sugeriu um modelo dimensional; no entanto, seu modelo diferiu do modelo de Plutchik (1984). Lovheim (2012) acredita que três hormônios: serotonina, dopamina e noradrenalina formam três dimensões de um cubo, onde cada emoção básica é colocada em um dos cantos (YADOLLAHI *et al.*, 2017).

No Quadro 1 estão os tipos de modelos que os teóricos propuseram e suas emoções básicas; em que Ekman e Shaver são dos tipos discretos e Plutchik e Lovheim do tipo dimensional.

**Quadro 1 - Diferentes modelos de emoções básicas propostas pelos teóricos**

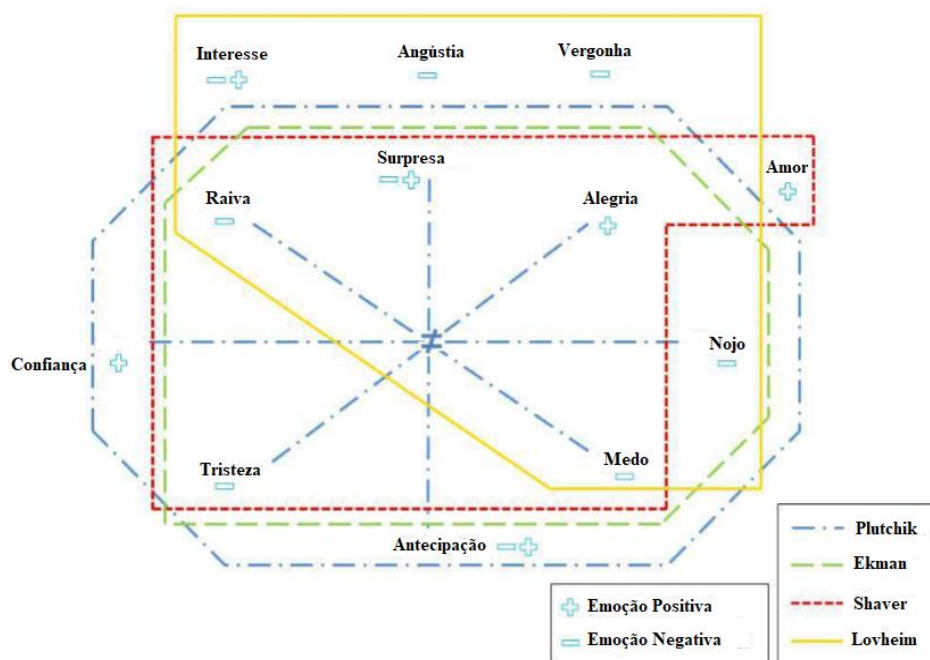
| Teóricos | Ano  | Emoções Básicas  | Tipos       |
|----------|------|--|-------------|
| Ekman    | 1972 | Raiva, Nojo, Medo, Alegria, Tristeza, Surpresa                         | Discreto    |
| Plutchik | 1986 | Raiva, Antecipação, Nojo, Medo, Alegria, Tristeza, Surpresa, Confiança | Dimensional |
| Shaver   | 1987 | Raiva, Medo, Alegria, Amor, Tristeza, Surpresa                         | Discreto    |
| Lovheim  | 2011 | Raiva, Nojo, Angústia, Medo, Interesse, Vergonha, Surpresa             | Dimensional |

**Fonte: Adaptado de Yadollahi *et al.* (2017).**

Na Figura 1 está ilustrado o mapa de interseção entre os modelos de emoções básicas. Observa-se que somente o modelo de Shaver possui a emoção amor e que as emoções de antecipação e confiança somente o modelo de Plutchik tem. A divisão bipolar das emoções do Plutchik está na Figura 1 através do uso de signo. A positividade e / ou negatividade das emoções também foram sinalizadas usando + e -,

respectivamente. As emoções como: interesse, surpresa e expectativa podem ser positivas e negativas, dependendo da situação em que as pessoas as sintam. Alm e Sproat (2005) dividiram a surpresa em duas emoções separadas, sendo: surpresa positiva e surpresa negativa.

**Figura 1 - A ilustração de quatro modelos de emoção usados com frequência**



Fonte: Adaptado de Yadollahi *et al.* (2017).

No Quadro 2, a seguir, demonstra em que modelos as emoções estão presentes. Um ponto interessante, em todos os modelos, é que o número de emoções negativas supera o número de positivas. Enquanto os psicólogos não concordam sobre o modelo que descreve com mais precisão o conjunto de emoções básicas, o modelo sugerido por Ekman (1992), com seis emoções, é o mais utilizado na pesquisa em Ciência da Computação (YADOLLAHI; SHAHRAKI; ZAIANE, 2017).

**Quadro 2 - Modelos de comunidade de emoção**

| Emoção      | Ekman | Plutchik | Shaver and Parrott | Lovheim |
|-------------|-------|----------|--------------------|---------|
| Raiva       | ✓     | ✓        | ✓                  | ✓       |
| Antecipação |       | ✓        |                    |         |
| Nojo        | ✓     | ✓        |                    | ✓       |
| Angústia    |       |          |                    | ✓       |
| Medo        | ✓     | ✓        | ✓                  | ✓       |
| Interesse   |       |          |                    | ✓       |
| Alegria     | ✓     | ✓        | ✓                  | ✓       |
| Amor        |       |          | ✓                  |         |
| Tristeza    | ✓     | ✓        | ✓                  |         |
| Vergonha    |       |          |                    | ✓       |
| Surpresa    | ✓     | ✓        | ✓                  | ✓       |
| Confiança   |       | ✓        |                    |         |

Fonte: Adaptado de Yadollahi *et al.* (2017).

### 2.1.1 Termos Relacionados e suas distinções

O afeto, o sentimento (*feeling*), a emoção, o sentimento (*sentiment*) e a opinião são termos relacionados à subjetividade humana. Porém, na maioria das pesquisas sobre emoções, na Ciência da Computação, usa-se esses termos de forma intercambiável, ou seja, esses termos não compartilham o mesmo significado exato. Assim, foi muito importante saber claramente a distinção entre os diferentes termos de subjetividade e *ciberbullying* (MUNEZERO *et al.*, 2014).

Saber essa distinção poderia influenciar no desempenho e na qualidade dos aplicativos de análise de texto, afetando áreas relacionadas à segmentação de campanhas de marketing para usuários com gostos e desgostos específicos, ou na identificação de comportamento antissocial online e *ciberbullying* (MUNEZERO *et al.*, 2014).

**Afeto:** O afeto não é consciente, e é difícil de conceituar na linguagem, revelando que o que pode ser detectado a partir do texto é a expressão consciente do afeto, em que encontramos os sentimentos (*feelings*) e as emoções (BATSON; SHAW; OLESON, 1992).

**Sentimentos (*feelings*):** São fenômenos conscientes que foram rotulados e podem ser detectados a partir do texto (ZAJONC, 1980).

**Emoções:** As emoções são fenômenos psicológicos complexos, que são quase impossíveis de detectar, na totalidade, a partir do texto. O que se consegue detectar é a experiência consciente escrita de cinco fatores (avaliações, sentimentos, reações fisiológicas, comportamento expressivo e prontidão para agir de um certo modo); que constituem as emoções. O uso de qualquer palavra para transmitir emoções é influenciado pela cultura. É recomendada a inclusão de estudos etnográficos para responder a questões como "Qual o papel que a cultura desempenha na expressão linguística das emoções?". Isso permitiria aos pesquisadores de Processamento de Linguagem Natural criar algoritmos de detecção de ED mais robustos (KLEINGINNA; KLEINGINNA, 1981).

**Sentimentos (*sentiments*):** Estes são suportes para as disposições emocionais que se desenvolveram ao longo do tempo sobre objetos particulares. As conclusões sobre os sentimentos no texto devem ser realizadas por um período. Por sua vez, isso também ajudou na melhoria da tomada de decisões (CATTELL, 1940).

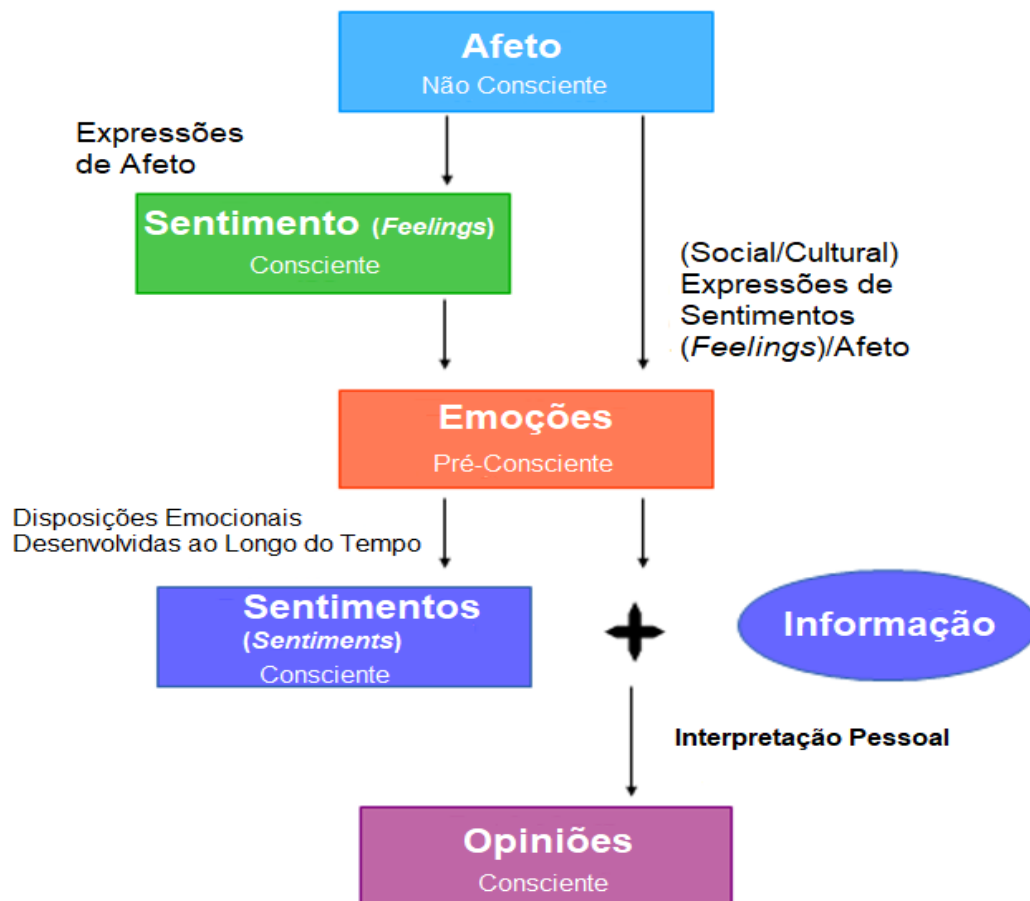
**Opiniões:** As opiniões são interpretações pessoais da informação, que podem ou não estar associadas a uma emoção ou sentimento (AJZEN, 2005).

Destacadas a distinção e diferenças entre os termos, foi importante ilustrar os fatores que diferenciavam os termos subjetivos e como cada termo se desenvolveu. A Figura 2, a seguir, demonstra como é o ciclo de transformação de um afeto até uma opinião. Por exemplo, o afeto é não consciente, mas com a conscientização do afeto criam-se expressões de afeto que proporcionam sentimentos (*feelings*); já a emoção se desenvolveu a partir do aspecto social e cultural como soma das expressões de sentimentos com o afeto.

A emoção é de curto prazo de tempo e pré-consciente; dela surgem os sentimentos (*sentiments*), que se desenvolvem ao longo do tempo (acumulado de emoções) e desses sentimentos (*sentiments*) somados às informações nascem as opiniões.



**Figura 2 - Fatores diferenciadores entre afeto, *feelings*, emoções, sentimentos e opiniões.**



Fonte: Adaptado de Munezero *et al.* (2014)

### 2.1.2 Estruturas Esquemáticas Emoção, Sentimento e Opinião

Nesta seção estão as apresentações de como são formadas as estruturas esquemáticas de uma emoção, sentimento (sentiment) e opinião.

A subseção 2.1.2.1 é sobre a emoção; a 2.1.2.2 é voltada ao sentimento (*sentiment*) e a 2.1.2.3 trata da opinião.

### 2.1.2.1 Estrutura da Emoção

Uma emoção tem fatores relevantes que determinam como ela é (REILLY; SEIBERT, 2003):

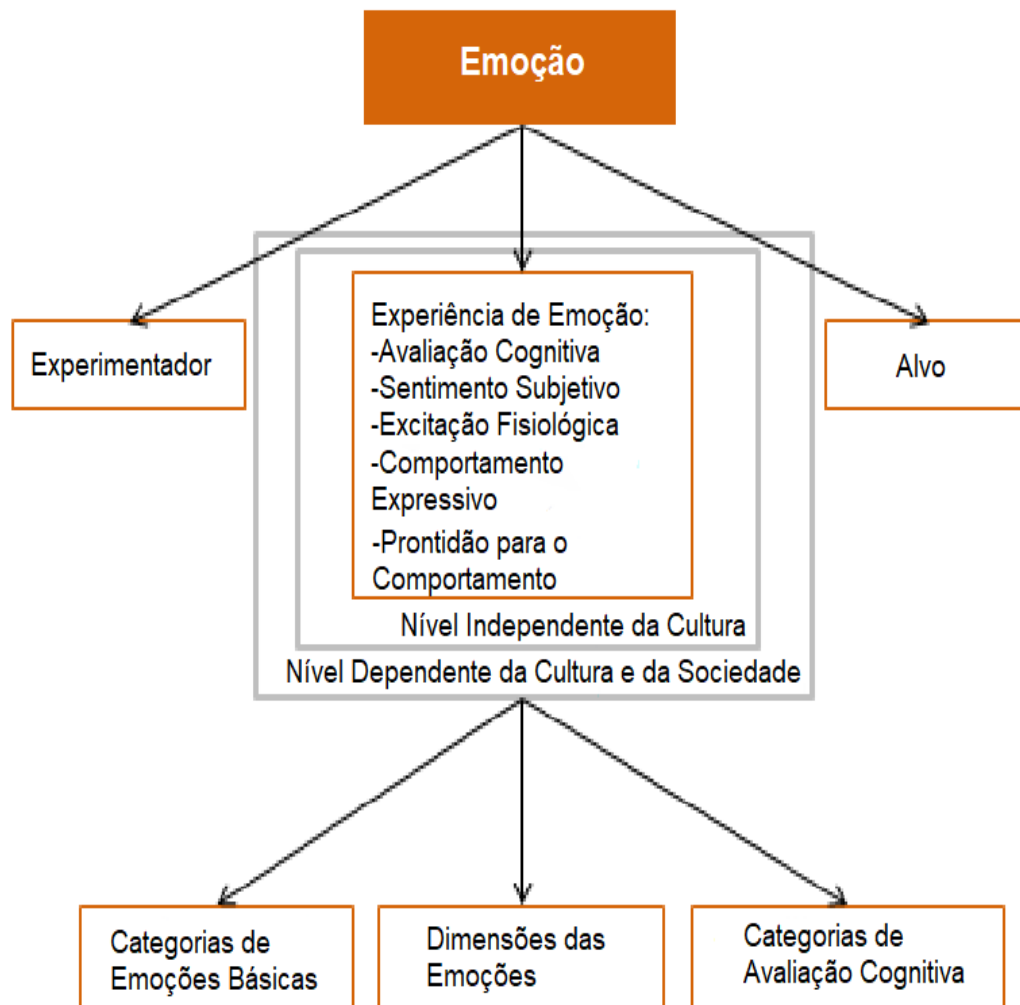
- a) Avaliação (cognição);
- b) Reações fisiológicas, como aumento do batimento cardíaco e transpiração;
- c) Sentimento (*Feelings*);
- d) Exibição expressiva, como expressão facial e expressão corporal;
- e) Prontidão para se comportar de forma particular (também chamada de tendências de ação).

Esses cinco fatores da emoção não são independentes uns dos outros e, de fato, mudanças em um fator podem levar diretamente à mudanças correspondentes em outros. Além disso, estes fatores também são influenciados pela cultura e pelas normas sociais. A cultura e a sociedade foram identificadas como partes fundamentais da expressão emocional, porque as emoções são expressões de afeto culturalmente / socialmente limitadas. Assim, os processos sociais e as normas culturais desempenham um papel importante na especificação de como expressamos emoções (REILLY; SEIBERT, 2003).

Existem os três modelos de emoção, que são: as emoções básicas, dimensões emocionais e cognitivo-avaliadoras. Esses modelos diferem em relação ao número de emoções que eles explicam, assim como aos princípios que eles evocam. Sendo cada categoria uma maneira de estudar a detecção de emoções em texto (DERKS; FISCHER; BOS, 2008).

A Figura 3 expõe-se como é composta a estrutura de uma Emoção, conforme as descrições deste subcapítulo.

**Figura 3 - Estrutura esquemática de uma emoção**



**Fonte: Adaptado de Munezero *et al.* (2014)**

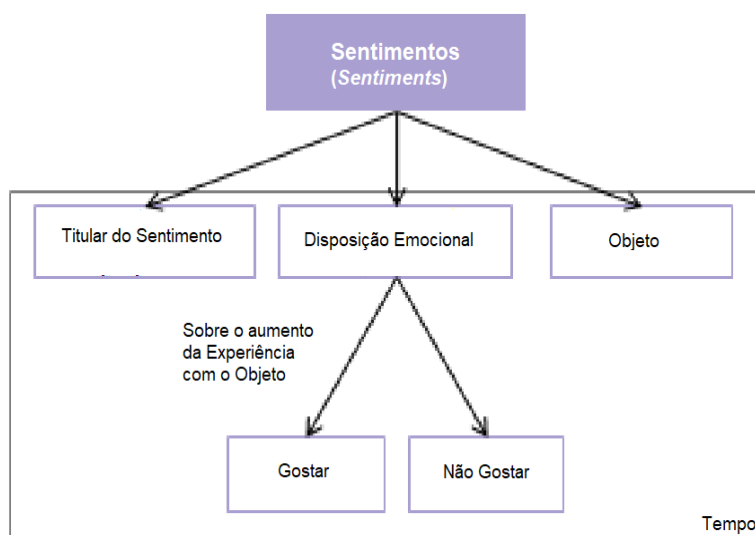
### 2.1.2.2 Estrutura do Sentimento (*Sentiments*)

Os sentimentos (*sentiments*) envolvem disposições emocionais formadas em direção a um objeto e, ao contrário de emoções, que são breves, os sentimentos (*sentiments*) sobre um objeto são duradouros. Rotular breves episódios emocionais ou qualidades afetivas como sentimentos (*sentiments*) é uma falsa representação (FRENCH, 1947).

Sobre o aumento da experiência com o objeto, isso trouxe uma diferenciação de aspectos de valência positiva e negativa e, nesse sentido, leva a uma ambição consciente. Esse aumento da experiência com o objeto leva a padrões duradouros, conceitualizados como “gostar” e “desgostar”, em relação ao objeto. Essas duas grandes categorias, “gostar” e “desgostar”, são suficientes para incluir emoções positivas e negativas, que poderiam surgir sempre que o objeto gostado ou desgostado vem à mente (SHELLY, 2004).

Na Figura 4, mostra-se como foi composta a estrutura de um sentimento (*sentiment*), conforme as descrições deste subcapítulo.

**Figura 4 - Estrutura esquemática de um sentimento**



**Fonte: Adaptado de Munezero *et al.* (2014)**

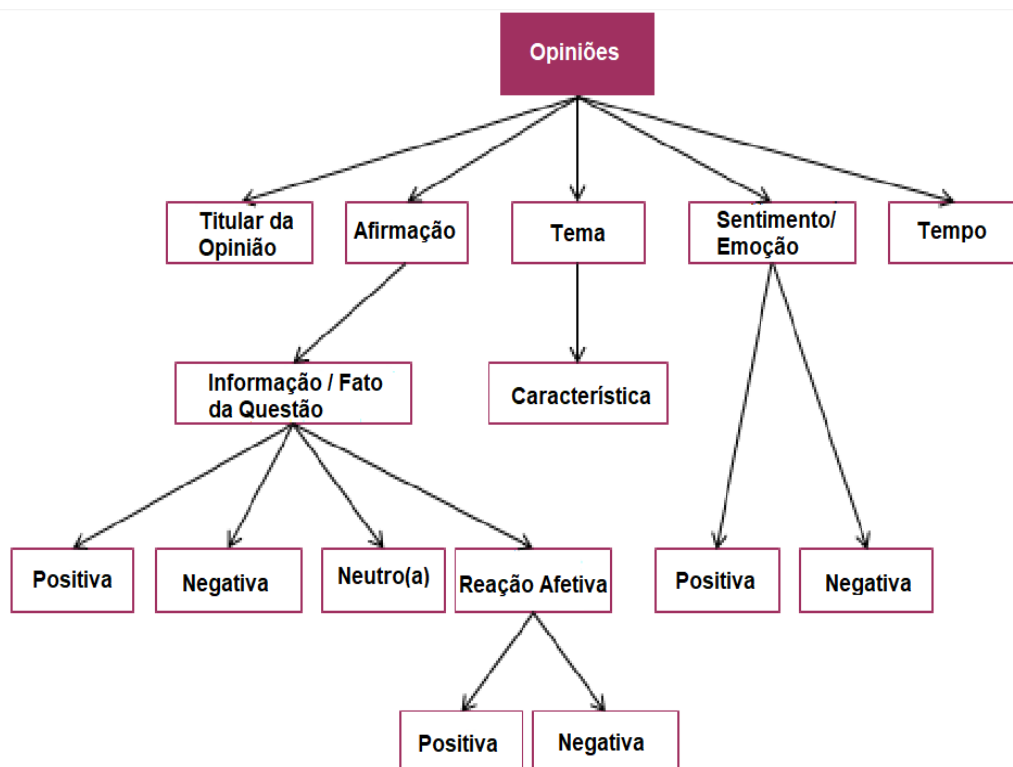
### 2.1.2.3 Estrutura da Opinião

Uma opinião inclui pelo menos três partes (Figura 5): tópico, titular da opinião e reivindicação. Além disso, uma opinião pode incluir o seguinte: (1) uma expressão

emocional e sentimental, (2) característica(s) do tópico, e (3) tempo (o tempo em que uma opinião é feita). Uma opinião pode ser categorizada como neutra, quando é declarada de fato sem uma avaliação positiva ou negativa (REYES; ROSSO, 2012).

Além disso, se uma opinião inclui uma emoção ou expressão de sentimento (*sentiment*), as emoções expressas podem ser usadas para determinar a polaridade da opinião, como sendo negativa ou positiva. No caso em que nenhuma emoção ou sentimento (*sentiment*) é anexado, a polaridade de uma opinião ainda pode ser determinada de duas maneiras (SOKOLOVA; LAPALME, 2011): analisar se existe uma reação afetiva associada ao tema ou característica, e analisar as palavras que as pessoas escolhem para descrever suas experiências. E há casos em que um autor expressa uma opinião sem anexar palavras positivas ou negativas (RILOFF; WIEBE, 2003).

**Figura 5 - Estrutura esquemática de uma opinião**



Fonte: Adaptado de Munezero *et al.* (2014)

## 2.2 ANÁLISES DE SENTIMENTOS

Este capítulo é dividido em seis seções, a 2.2.1 aborda o conceito de Análise de Sentimentos, seus Sinônimos e Terminologias. A seção 2.2.2 trata da diferença entre Computação Afetiva e Análise de Sentimentos, enquanto a 2.2.3 descreve as subáreas de estudo do campo de Análise de Sentimentos. A 2.2.4 trata dos níveis de abordagem de Análise de Sentimentos, e na 2.2.5 são abordados os tipos de métodos e técnicas de classificação de sentimentos. Por fim, a seção 2.2.6 trata da descrição das principais ferramentas de Análise de Sentimentos.

### 2.2.1 *Conceitos, sinônimos e Terminologias.*

A Análise de Sentimentos foi conceituada como o estudo da subjetividade e polaridade de um texto, que fornece aos pesquisadores um conjunto de métodos e recursos linguísticos, que poderiam ser explorados para ajudar no reconhecimento da orientação semântica dos textos (PANG; LEE, 2008).

Este campo de estudo também é conhecido como **Mineração de Opiniões**. Porém, existiram mais outros nomes pelos quais a área foi denominada: Extração de Opinião; Mineração de Sentimento; Análise de Subjetividade; Análise de Afeto; Análise de Emoção; Mineração de Revisão; etc., sendo cada nome corresponde e está vinculado a um determinado tipo de tarefa. Com o desenvolvimento da Literatura, este conjunto de nomes (ou tarefas) passou a fazer parte da área de Análise de Sentimentos ou Mineração de Opinião, sendo incorporados como subáreas de estudo (LIU, 2012; PANG; LEE, 2008).

Depois da incorporação destes nomes, o campo de estudo se ateu aos nomes AS (Análise de Sentimentos) ou MO (Mineração de Opiniões). O nome AS é utilizado quase que exclusivamente na indústria, enquanto os nomes MO e AS são comumente empregados na Academia. Apesar de muitos pesquisadores tratarem os dois nomes como sinônimos do mesmo campo de estudo, na literatura estes dois termos são usados para se referir ao problema da classificação de polaridade de opinião (LIU, 2015; YADOLLAHI; SHAHRAKI; ZAIANE, 2017). Porém, existe discriminação entre os termos AS e MO; a classificação de polaridade de opinião tornou-se uma subárea da mineração de opinião, que, por sua vez, tornou-se uma subárea da análise de

sentimentos; do que conclui-se que eles são diferentes (YADOLLAHI; SHAHRAKI; ZAIANE, 2017).

### ***2.2.2 Diferenças entre Computação Afetiva e Análise de Sentimentos***

A computação afetiva é a computação que se relaciona, surge ou influencia deliberadamente a emoção ou outros fenômenos afetivos. Os sistemas tradicionais da Computação Afetiva estão voltados para o reconhecimento de emoção, baseado na classificação de expressões faciais e análise de voz. Essas são abordagens que estão concentradas, principalmente, na extração de dados do ambiente cultural e social dos sujeitos (CALABRESE; CANNATARO, 2015; CALVO; D'MELLO, 2010).

Além disso, a Computação Afetiva também se desenvolveu em sistemas de reconhecimento de emoções a partir de sinais fisiológicos como: eletroencefalograma, eletromiograma, condutância da pele, pulso do volume sanguíneo, temperatura da pele, entre outros (CALABRESE; CANNATARO, 2015; ZENG *et al.*, 2009).

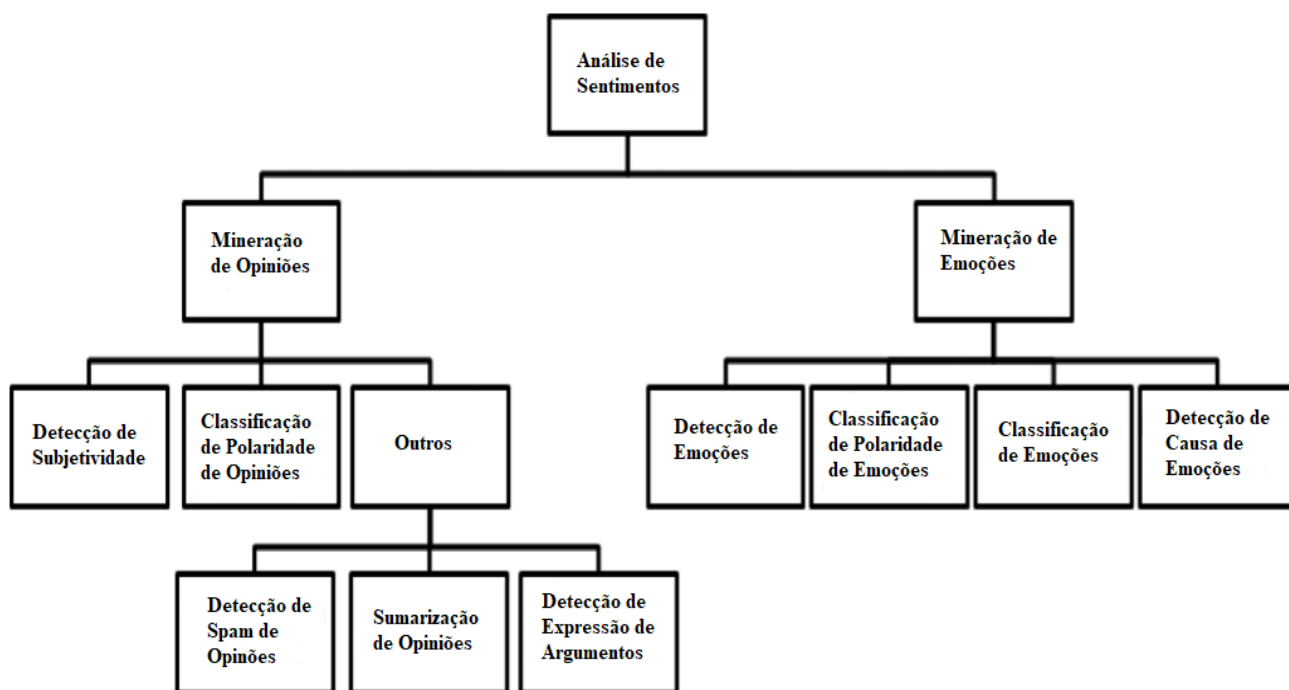
A diferença da Computação Afetiva para a Análise de Sentimentos é que esta última está voltada para textos, podendo ser considerada uma subárea da Computação Afetiva. A entrada de dados são documentos disponíveis em diferentes formatos, como PDF, HTML, XML e DOCX (CALABRESE; CANNATARO, 2015; FELDMAN, 2013).

Esses documentos são convertidos em texto e pré-processados, usando técnicas diferentes, como derivação, tokenização, etiquetagem de fala, extração de entidade e extração de relação. O núcleo do sistema é o módulo de análise que utiliza um conjunto de recursos linguísticos e léxicos para etiquetar os documentos pré-processados com anotações de sentimentos. A análise do documento pode ser realizada em diferentes níveis; a saída é positiva, negativa ou neutra (CALABRESE; CANNATARO, 2015; RAVI; RAVI, 2015).

### ***2.2.3 Subáreas de Análise de Sentimentos***

A Análise de Sentimentos foi dividida em duas áreas: Mineração Emoção e Mineração Opinião. Neste capítulo cada área é abordada por seção, e cada seção trata de um resumo sobre cada área e suas subáreas. Na figura 6 está demonstrado como encontra-se dividida a estrutura do campo de Análise de Sentimentos e suas subáreas.

**Figura 6 - Taxonomia das tarefas de análise dos sentimentos**



Fonte: Adaptado de Yadollahi *et al.* (2017).

### 2.2.3.1 Mineração de Opinião

A Mineração de Opinião foi dividida em cinco subáreas, cada qual com o seu objetivo de estudo. Nesta seção se faz uma descrição de cada subárea.

**Detecção de subjetividade:** É a tarefa de detectar se um texto é objetivo ou subjetivo. Os textos objetivos trazem algumas informações factuais, por exemplo, "O céu é azul", enquanto os textos subjetivos expressam opiniões gerais ou opiniões pessoais de alguém, por exemplo, "Eu gosto da cor azul" (LIU; ZHANG, 2012).

**Classificação de polaridade de opinião:** É a tarefa de determinar se o texto expressa uma opinião positiva ou negativa (ou as vezes neutra). Conforme mencionado antes, "análise de sentimento" e "mineração de opinião" são usados como sinônimos de "classificação de polaridade", o que é restritivo (YADOLLAHI; SHAHRAKI; ZAIANE, 2017).

**Detecção de Spam de Opinião:** É a tarefa de detectar opiniões falsas sobre um produto ou serviço, que os usuários mal-intencionados escrevem intencionalmente para tornar seu alvo popular ou impopular (JINDAL; LIU, 2008).



**Sumarização de Opinião:** É a tarefa de resumir um grande número de opiniões em direção a um tópico, abrangendo diferentes perspectivas, aspectos e polaridades. Isso é importante, especificamente, quando alguém quer tomar uma decisão, porque uma única opinião não pode ser confiável (HU; LIU, 2004).

**Detecção de Expressão de Argumento:** Essa é a tarefa de identificar estruturas argumentativas e a relação entre diferentes argumentos dentro de um documento, como sendo um oposto ao outro (LIN *et al.*, 2006).

### 2.2.3.2 Mineração de Emoção

A Mineração de Emoção foi dividida em quatro subáreas, cada qual com o seu objetivo de estudo. Nesta seção faz-se uma descrição de cada subárea.

**Detecção de emoção:** É a tarefa de detectar se um texto transmite qualquer tipo de emoção ou não. Isso é semelhante à detecção de subjetividade para opiniões (GUPTA; GILBERT; FABBRIZIO, 2013).

**Classificação de Polaridade de Emoção:** É a tarefa de determinar a polaridade da emoção existente em um texto, assumindo essa circunstância. Esta é uma classificação de polaridade de opinião (ALM; SPROAT, 2005; HANCOCK; LANDRIGAN; SILVER, 2007).

**Classificação de Emoção:** É a tarefa de classificar finamente a graça da emoção existente em um texto em um (ou mais de um) conjunto de emoções definidas.

**Detecção de Causas de Emoções:** É a tarefa detectar fatores que provocam os tipos de emoções (GAO; XU; WANG, 2015; LEE *et al.*, 2010).

### 2.2.4 Níveis de abordagens em Análise de Sentimentos

Com o impacto que o campo de pesquisa trouxe, foi importante abordar os principais problemas de pesquisa existentes. Os pesquisadores têm feito investigações em três níveis no campo de análise de sentimento. São eles: Nível de Documento, Nível de Frases e Nível de Aspecto e Entidade (BONGIRWAR, 2015; LIU, 2012)

**Análise do Nível do Documento:** O nível do documento considera que um documento é uma opinião sobre uma entidade ou aspecto dela. Este nível está associado à tarefa chamada classificação de sentimento do nível do documento (JOSHI; ITKAT, 2014).

A tarefa é classificar se um documento de opinião completa expressa um sentimento positivo ou negativo. Por exemplo, dada uma revisão de um produto, o sistema determina se a revisão expressa uma opinião geral positiva ou negativa sobre o produto. Esta tarefa é comumente conhecida como classificação de sentimento no nível de documento (MORAES; VALIATI; NETO, 2013).

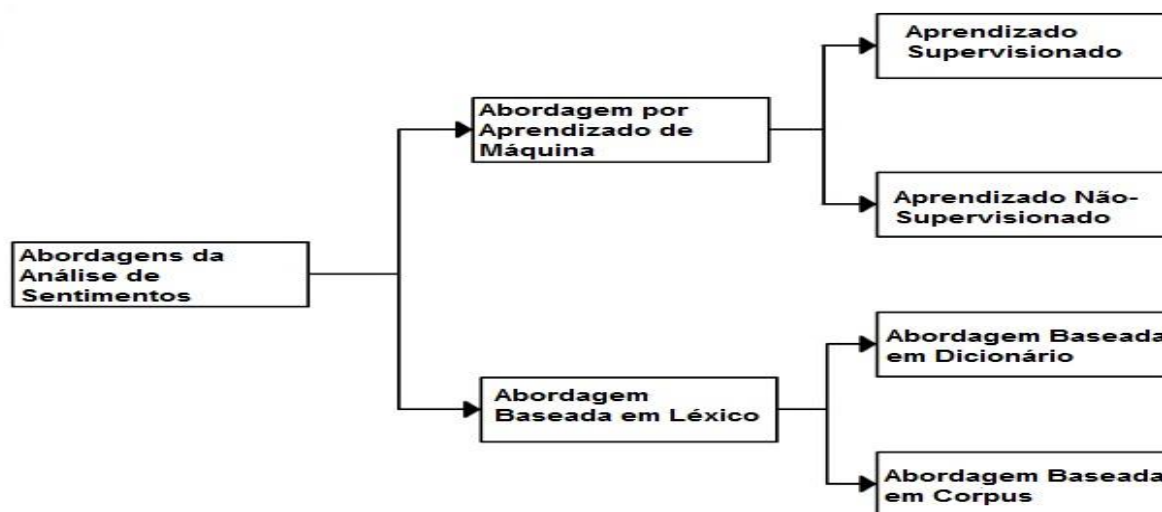
**Análise de Nível de Sentença:** A tarefa neste nível é voltada para as frases, e determina se cada frase expressou uma opinião positiva, negativa ou neutra. Neutra geralmente significa nenhuma opinião. Este nível de análise está intimamente relacionado com a classificação da subjetividade que distingue frases (chamadas frases objetivas), que expressam informações factuais de frases (chamadas frases subjetivas), que expressam opiniões e opiniões subjetivas. Contudo, deve-se notar que a subjetividade não é equivalente ao sentimento, já que muitas frases objetivas implicam em opiniões (PANG; LEE; VAITHYANATHAN, 2002; WILSON; WIEBE; HOFFMANN, 2005).

**Análise de Nível de Aspecto/Entidade:** Tanto o nível do documento como as análises de nível de sentença não descobriram o que exatamente as pessoas gostaram e não gostaram. O nível de aspecto executa uma análise mais fina. Ele foi anteriormente chamado de nível de recurso (mineração e resumo de opinião baseada em recurso). Ao invés de procurar em estruturas de idiomas (documentos, parágrafos, frases, cláusulas ou frases), o nível de aspecto examina diretamente a própria opinião. Baseia-se na ideia de que uma opinião consiste em um sentimento (positivo ou negativo) e um alvo (de opinião) (OJOKOH; KAYODE, 2012; THET; NA; KHOO, 2010).

### ***2.2.5 Técnicas e Métodos de classificação de sentimentos***

Neste capítulo são abordados os tipos de técnicas e Métodos de Classificação de Sentimentos em duas seções 2.2.5.1 e 2.2.5.2. Na figura 7 mostra-se como estão divididos os tipos de Abordagens (Técnicas ou Métodos) de Classificação de Sentimentos.

**Figura 7 - Técnicas de classificação de sentimento.**



Fonte: Adaptado de Medhat *et al.* (2014)

### 2.2.5.1 Métodos Baseado em Aprendizagem de Máquina

A abordagem de aprendizado de máquina baseia-se nos algoritmos de *Machine Learning* para resolver a Análise de Sentimentos como um problema de classificação regular de texto, que faz uso de recursos sintáticos e/ou linguísticos (MEDHAT; HASSAN; KORASHY, 2014). Esses métodos estão separados em dois tipos: supervisionado e não-supervisionado.

**Supervisionado:** Os métodos de aprendizagem supervisionados dependem da existência de documentos de treinamento rotulados. Existem muitos tipos de classificadores supervisionados na literatura como o SVM (*Support Vectors Machine*) (HASTIE; FRIEDMAN; TIBSHIRANI, 2001).

**Não supervisionado:** Na classificação de texto, as vezes é difícil criar esses documentos de treinamento rotulados, mas é fácil coletar os documentos não marcados. Os métodos de aprendizagem não supervisionados superam essas dificuldades (KO; SEO, 2000).

### 2.2.5.2 Método Baseado em Léxico

As palavras de opinião foram empregadas em muitas tarefas de classificação de sentimentos. As palavras de opinião positiva foram usadas para expressar alguns

estados desejados, enquanto as palavras de opinião negativa foram usadas para expressar alguns estados indesejados. Existem também as frases de opinião e idiomatas que, em conjunto, são chamados de léxico de opinião. Existem duas abordagens principais para compilar ou coletar a lista de palavras de opinião.

As duas abordagens automáticas são apresentadas nas seguintes subseções que são: baseadas em Corpus e em Dicionário (MEDHAT; HASSAN; KORASHY, 2014).

**Método Baseado em Corpus:** A abordagem baseada em Corpus (que é o conjunto de textos escritos e registros orais em uma determinada língua e que serve como base de análise) ajuda a resolver o problema de encontrar palavras de opinião com orientações específicas do contexto. Seus métodos dependem de padrões, ou padrões sintáticos, que ocorrem juntos, juntamente com uma lista de palavras de opinião para encontrar outras palavras de opinião em um grande corpus (HATZIVASSILOGLOU; MCKEOWN, 1997).

**Método Baseado em Dicionário:** A abordagem baseada em dicionário é um pequeno conjunto de palavras de opinião que é coletado manualmente com orientações conhecidas. Este conjunto é cultivado num Corpus já existente, como o *WordNet*, ou um tesouro para seus sinônimos e antônimos. Quando se encontra novas palavras, essas são adicionadas à lista de léxicos. Posteriormente, uma inspeção manual é realizada para remover ou corrigir erros das palavras adicionadas (GAO; XU; WANG, 2015).

Um exemplo do uso dessa abordagem é de que esta já foi usada para identificar frases de sentimento na publicidade. Em que foi proposta uma estratégia publicitária para melhorar a relevância do anúncio e a experiência do usuário (QIU *et al.*, 2010).

Para construir esse dicionário foi usada uma abordagem baseada em regras, para a extração de palavras tópicos e a identificação de atitude dos consumidores na extração de palavras-chave publicitárias. E os resultados demonstraram a eficácia da abordagem proposta na extração de palavras-chave publicitárias e na seleção de anúncios (KO; SEO, 2000).

Porém, a abordagem baseada em dicionário tem uma desvantagem, que é a incapacidade de encontrar palavras de opinião com orientações específicas para domínio e contexto.

### 2.2.6 Ferramentas de Análise de Sentimentos

**BingLiu Lexicon of Opinion Words:** é um léxico que foi criado manualmente com cerca de 6800 palavras, baseado em opiniões de clientes de comércio eletrônico. A anotação é binária e simplesmente classifica se uma palavra expressa sentimentos positivos ou negativos (HU; LIU, 2004).

**MPQA:** É uma lista ampla de termos positivos e negativos (cerca de 8 mil), incluindo também informações sobre a força do sentimento transmitido (ou seja, uma palavra pode ser categorizada como "fracamente" ou "fortemente" subjetiva (WILSON; WIEBE; HOFFMANN, 2005). A parte do discurso também é relatada, uma vez que diferentes anotações de polaridade prévia são atribuídas à mesma palavra, com base no papel que esta desempenha no discurso. O *MPQA Lexicon* é parte do *OpinionFinder*, um sistema para identificação automática de frases subjetivas em documentos (NOVIELLI; CALEFATO; LANUBILE, 2015; WILSON; WIEBE; HOFFMANN, 2005).

**NRC Emotion Lexicon:** Esse dicionário contém cerca de 14 mil entradas, que consistem em palavras para as quais a anotação é fornecida com base na polaridade e em rótulos de emoção discreta (ou seja, raiva, medo, tristeza, desgosto, surpresa, antecipação, confiança e alegria). O léxico foi criado a partir de uma anotação de pares de palavras (MOHAMMAD; TURNEY, 2013). Cada par de palavras e sensações foi anotado por pelo menos três anotadores, e o léxico final foi criado considerando a união dos rótulos de emoção fornecidos para todos os sentidos de uma palavra (MOHAMMAD; TURNEY, 2013; NOVIELLI; CALEFATO; LANUBILE, 2015).

**SentiWordNet:** É um dicionário léxico utilizado e projetado para servir tarefas de análise de sentimento (ESULI; SEBASTIANI, 2007). *SentiWordNet* é uma extensão do *Word-Net*, em que cada termo é associado a pontuações positivas, negativas e objetivas em que as três pontuações somam 1. Uma palavra pode receber pontuação de múltiplas polaridades, se tiver mais de uma ocorrência; a disponibilidade de pontuações objetivas explícitas serve de recursos adicionais que permitem realizar cálculos para modelar a presença de termos neutros (BACCIANELLA; ESULI; SEBASTIANI, 2010; NOVIELLI; CALEFATO; LANUBILE, 2015).

**WordNet Affect:** Esse dicionário é uma extensão do banco de dados do *WordNet* com rótulos afetivos. Um ou mais rótulos estão atribuídos a um sincronismo. O recurso também inclui os rótulos que representam estados de espírito e situações que provocam

emoções ou respostas emocionais (NOVIELLI; CALEFATO; LANUBILE, 2015; STRAPPARAVA; VALITUTTI, 2004).

**LIWC:** O LIWC foi desenvolvido no âmbito da pesquisa psicolinguística, porém sem ser explicitamente concebida para a análise do sentimento (PENNEBAKER *et al.*, 2001). O LIWC foi organizado com palavras em categorias psicologicamente significativas, com base no pressuposto de que as palavras e o idioma refletem a maior parte dos fenômenos cognitivos e emocionais envolvidos na comunicação (TAUSCZIK; PENNEBAKER, 2010). O LIWC fornece categorias linguísticas que estabelecem distinções entre o léxico emocional negativo e positivo, que a pesquisa poderia usar para derivar métricas de contagem de palavras para avaliar a carga afetiva de um texto (PENNEBAKER *et al.*, 2001; NOVIELLI *et al.*, 2015).

### 2.3 STACK OVERFLOW

As pessoas procuram cada vez mais informações e pedem ajuda nos sites de perguntas e respostas (QA). O sucesso da Stack Exchange, que é uma crescente rede de sites de perguntas e respostas, atesta essa tendência. O Stack Exchange se originou do sucesso do *Stack Overflow*, uma comunidade de milhões de programadores, que discutem questões sobre desenvolvimentos de Software, que foi lançada em 2008, sendo o site gratuito mais popular na área de TI, que é utilizado pelos desenvolvedores para buscar ajuda para suas perguntas de programação. Estas questões de programação são de uma ampla gama de tópicos, incluindo algoritmos, idiomas e ferramentas (GHADERI, 2015).

Além disso, o *Stack Overflow* fornece dados, todos esses gerados pelos usuários, incluindo perguntas feitas com a lista de respostas, a resposta aceita por pergunta, votos para cima ou para baixo, contagens dos favoritos, contagem de postagens, comentários e reputação de usuário. O *Stack Overflow* permite que os usuários rotulem discussões e tenham um mecanismo baseado em reputação para classificar usuários com base em sua participação ativa e contribuições (BAJAJ, 2014).

O *dump*<sup>1</sup> de dados consiste em seis arquivos em formato XML (BAJAJ, 2014; BARUA; THOMAS; HASSAN, 2014):

---

<sup>1</sup> Este é um conjunto de dados de todo o conteúdo contribuído pelo usuário na rede Stack Exchange. Cada site é formatado como um arquivo separado, composto por arquivos XML compactados com 7-zip

**Posts.xml:** Contém todas as perguntas e respostas postadas no *Stack Overflow*. Cada pergunta ou resposta é armazenada como uma postagem separada com um ID exclusivo e outros atributos, como ID do usuário, hora e texto associado a ele.

**Posthistory.xml:** Contém todas as edições feitas em cada postagem.

**Users.xml:** Contém uma lista anônima de usuários do *Stack Overflow*.

**Comments.xml:** Contém a lista de comentários feitos para cada postagem.

**Badges.xml:** Contém uma lista de crachás obtidos pelos usuários do *Stack Overflow*.

**Votes.xml:** É um arquivo que contém a contagem para todos os votos para cima, para baixo, favoritos, e etc., para cada postagem.

Além disso, o *Stack Overflow* faz com que os metadados a seguir estejam disponíveis para análise (BAJAJ, 2014).

**Tags:** O *Stack Overflow* permite aos usuários marcar cada pergunta, com até no máximo 5 *tags*. Os usuários têm a opção de selecionar uma *tag* existente fornecida numa caixa de texto de preenchimento automático ou criar uma nova. Para criar uma nova *tag*, os usuários precisam ter um nível mínimo de reputação no *Stack Overflow*. Isso garante que as novas *tags* sejam criadas somente por usuários especializados, mantendo a consistência entre *tags* encontradas no *Stack Overflow*, e os usuários experientes também podem alterar as *tags* de pergunta, se as perguntas estiverem incorretamente etiquetadas (BAJAJ, 2014; BARUA; THOMAS; HASSAN, 2014).

O *Stack Overflow* fornece também uma métrica chamada “Reputação” para classificar seus usuários. A Reputação é uma medida aproximada de quanto à comunidade confia no usuário; e todos da comunidade têm apreço pelo que um usuário de alta reputação está contribuindo. Os usuários não precisam de reputação para funcionalidades básicas do site, como fazer perguntas e fornecer respostas, mas os usuários com pontuação de reputação alta ganham mais privilégios (BAJAJ, 2014).

O principal modo de ganhar reputação é postar boas perguntas e respostas úteis. Os votos nesses *posts* fazem com que o usuário ganhe (ou às vezes perca) reputação. O número máximo de pontos de reputação que podem ser obtidos em um dia é de 200, o que garante a reputação adquirida por um usuário que seja ativamente e consistentemente participativo nas atividades do site (BAJAJ, 2014).

A soma do fornecimento desses dados com a popularidade do *Stack Overflow* disponibilizou uma grande quantidade de interações, escritas em linguagem natural para pesquisa. Porque o *Stack Overflow* é utilizado pelos desenvolvedores que buscam ajuda com problemas relacionados com o desenvolvimento de Software, e essa é uma atividade colaborativa em que os desenvolvedores interagem entre si para criar e manter um sistema de Software complexo (BARUA; THOMAS; HASSAN, 2014).

Ou seja, é uma tarefa com colaboração humana, que inevitavelmente vai evocar emoções como alegria ou tristeza, o que pode afetar a colaboração positivamente ou negativamente; pois as emoções de alguma forma influenciam o comportamento e a interação humana não pode ser considerada isenta de tal influência (NASEHI *et al.*, 2012).

É interessante investigar até que ponto as emoções e os traços de personalidade mostrados nas perguntas influenciam o comportamento de resposta. Existe uma necessidade de afinar recursos de última geração para a detecção de sentimentos, adaptando-os ao uso dependente do domínio do léxico (BAZELLI; HINDLE; STROULIA, 2013; NOVIELLI; CALEFATO; LANUBILE, 2015).

O *Stack Overflow* foi o objeto de estudo dessa pesquisa, que procurou estudar a relação entre as emoções e os temas das perguntas feitas pelos usuários que trabalharam com uma determinada tecnologia, com o objetivo de detectar se existiu alguma variação ou padrão de uma determinada emoção com relação à tecnologia que foi alvo de alguma pergunta.



### 3 METODOLOGIA

Neste capítulo se descrevem todos os detalhes de como foi à execução da metodologia da pesquisa. Na seção 3.1 descreve-se como foi realizada a revisão sistemática da literatura, na seção. Na seção 3.2 aborda-se o experimento realizado com o dicionário léxico NRC e na seção 3.3 descreve-se o experimento complementar com o dicionário léxico AFINN.

#### 3.1 A REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

O sucesso das mídias sociais introduziu novas maneiras de troca de conhecimento por meio da Internet. Isso proporcionou aos usuários a possibilidade de compartilhar diversos tipos de conteúdo. Devido ao sucesso das redes sociais, surgiram os fóruns de perguntas e respostas, que são construídos a partir da ideia de uma “arquitetura de participação”.

Um desses fóruns é o site *Stack Overflow*, que é uma plataforma para Q&A (*Questions and Answers*), em que usuários podem efetuar perguntas e responder questões voltadas para as áreas específicas de TI. É uma fonte para os desenvolvedores que precisam de conhecimento contínuo sobre as tecnologias e ferramentas que utilizam durante a implementação de sistemas de software. Durante esta troca de conhecimento, acontecem interações entre os programadores, ou seja, existe a propensão das pessoas a compartilhar emoções semelhantes ao interagir em redes sociais de qualquer propósito. Por exemplo, a expressão de gratidão, urgência e reciprocidade demonstraram ser um fator de sucesso para pedidos altruístas em comunidades sociais online.

Dentro desse contexto, as redes sociais abriram caminho para pesquisas sobre os fóruns de perguntas e respostas como o *Stack Overflow*, assim como também para pesquisas sobre Análise de Sentimentos. Nesta dissertação buscou-se pesquisar especificamente o tema da Análise de Sentimentos no *Stack Overflow*.

Para ajudar na pesquisa e ter uma melhor compreensão dos estudos desenvolvidos sobre o *Stack Overflow* na literatura foi realizada uma revisão sistemática de literatura, em que houve duas razões para a execução desta, sendo elas, respectivamente: resumir as evidências existentes sobre pesquisas feitas no *Stack Overflow* e identificar as lacunas nas pesquisas existentes. Essa revisão sistemática de literatura procurou responder a três perguntas:

- “Quais as áreas do conhecimento que estão relacionadas com os estudos no *Stack Overflow*?”.
- “Quais são os tipos de estudos que foram realizados no *Stack Overflow*?”
- “Quais os estudos tiveram envolvidos com a aplicação de Análise de Sentimentos?”.

A população da RSL foi dos pesquisadores que exploraram a análise de sentimentos no âmbito de comunidades de QA voltadas para programação.

Os resultados foram apresentados em uma tabela contendo os detalhes das principais características e os aspectos de cada trabalho, relacionado ao *Stack Overflow*. Sendo que esses resultados serviram de base para trazer conhecimento do contexto, das principais lacunas e dos domínios de conhecimento dos trabalhos existentes.

Nesta pesquisa, foram considerados trabalhos disponíveis na forma online. Em que os artigos foram escritos em inglês e que relataram estudos relacionados ao *Stack Overflow*, independentemente do domínio de conhecimento. O inglês foi o idioma escolhido como fonte principal, a RSL foi realizada na base de dados do site DBLP, foram realizadas duas buscas, cada busca com uma palavra-chave que foram respectivamente “*Stack Overflow*” e “*StackOverflow*”.

Na Figura 8 observa-se um exemplo dos resultados da busca realizada com o termo “*Stack Overflow*”.

**Figura 8 – Interface da DBLP**

The screenshot shows the DBLP search interface. At the top, there is a navigation bar with 'home | browse | search | about' and a search bar containing 'Stack Overflow'. Below the search bar, the results are displayed. The first result is 'Recommending APIs for API Related Questions in Stack Overflow' by Jingxuan Zhang, He Jiang, Zhilei Ren, and Xin Chen, published in IEEE Access in 2018. Other results include 'How the R community creates and curates knowledge: an extended study of stack overflow and mailing lists' and 'How to ask for technical help? Evidence-based guidelines for writing questions on Stack Overflow'.

Fonte: o autor (2018)

Após a busca, os artigos foram coletados, sendo realizada uma triagem pela leitura do título, resumo (*abstract*) e palavras-chaves (*keywords*); que serviram para separar os artigos relacionados à comunidade *on-line* dos artigos em que *Stack Overflow* significava em português “Estouro de Pilha”, que é um erro de programação, estes artigos relacionados ao erro de programação foram excluídos do RSL.

O Quadro 3 mostra quais foram as fontes encontradas através do site DBLP. As fontes que mais se destacaram foram a *Association for Computing Machinery* (ACM) e a *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (IEEE).

**Quadro 3 – Fontes dos artigos**

| Fonte    |
|----------|
| ACM      |
| IEEE     |
| Springer |
| Elsevier |

Fonte: Elaborado pelo autor

No quadro 4, pode-se encontrar as principais conferências, simpósios e congressos que produziram os artigos da RSL. A *International Conference on Mining Software Repositories* teve o maior número de artigos publicados entre todas.

**Quadro 4 – Conferências, Simpósios e Congressos**

| Conferencias, Simposios e Congressos.   |
|---|
| <i>International Conference on Mining Software Repositories</i>                             |
| <i>IEEE International Conference on Software Maintenance and Evolution</i>                  |
| <i>International Conference on Software Engineering</i>                                     |
| <i>International Conference on Software Analysis, Evolution and Reengineering,</i>          |
| <i>Annual ACM Symposium on Applied Computing</i>  |
| <i>Social Informatics International Conference</i>  |
| <i>IEEE Symposium on Visual Languages and Human-Centric Computing,</i>                      |
| <i>IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining</i> |
| <i>IEEE International Conference on Web Services</i>  |
| <i>Annual International Conference on Computer Science and Software Engineering,</i>        |
| <i>International Conference on Software Engineering and Knowledge Engineering</i>           |

Fonte: Elaborado pelo autor

No Quadro 5 estão apresentadas as revistas que tiveram seus artigos na RSL, os dois principais foram a *Information & Software Technology* e a *Empirical Software Engineering*.

**Quadro 5 – Revistas e Periódicos**

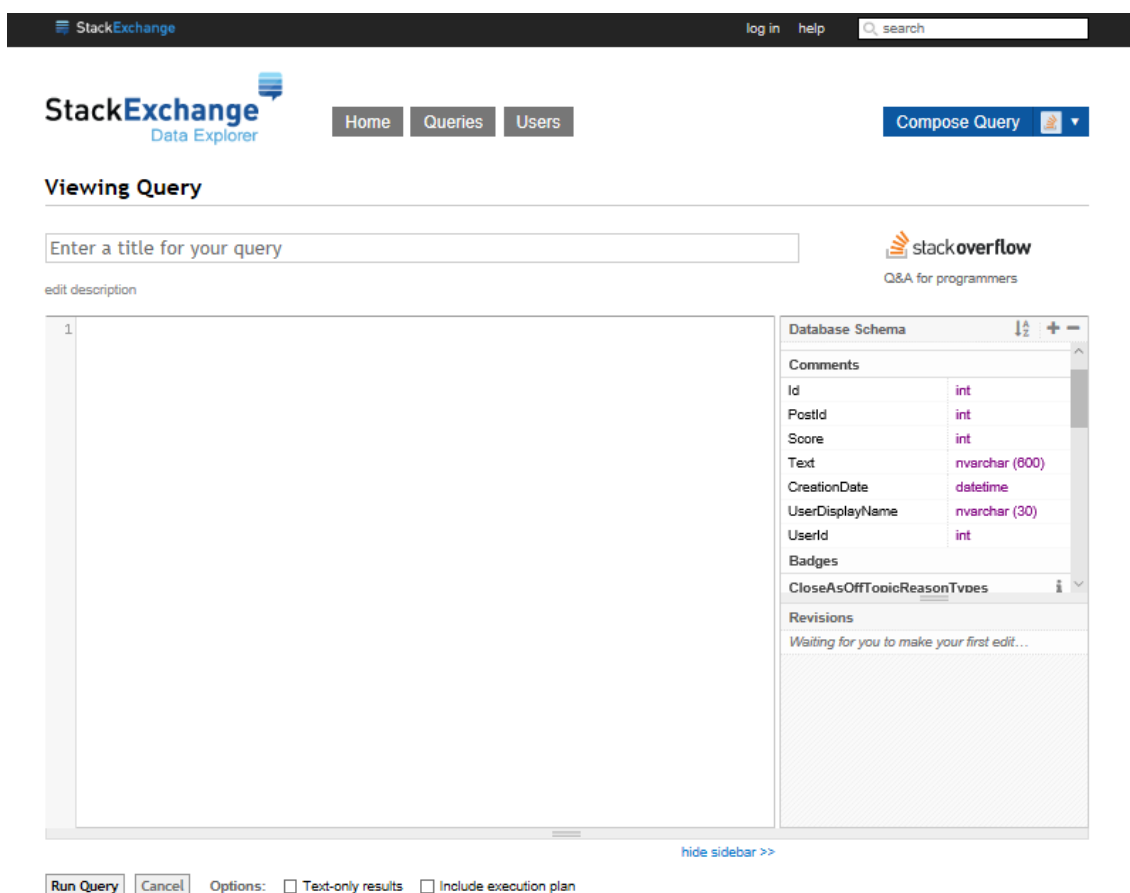
| <b>Periódicos</b>  |
|--|
| <b>Information &amp; Software Technology</b>                                   |
| <b>Empirical Software Engineering</b>  |
| <b>International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering</b> |
| <b>Journal of Information Science</b>  |
| <b>Social Network Analysis and Mining</b>                                      |
| <b>Journal of Enterprise Information Management</b>                            |

Fonte: Elaborado pelo autor

### **3.2 O EXPERIMENTO DE ANÁLISE DE SENTIMENTOS EM COMENTÁRIOS DO STACK OVERFLOW USANDO O NRC**

A coleta de dados foi realizada no *Stack Exchange Data Explorer*, que é uma interface *on-line* e que permite acesso livre e gratuito ao banco de dados de toda comunidade do *Stack Exchange* (Figura 9), os dados foram coletados por meio de consultas com a linguagem SQL.

**Figura 9 – Interface do *Stack Exchange Data Explorer***



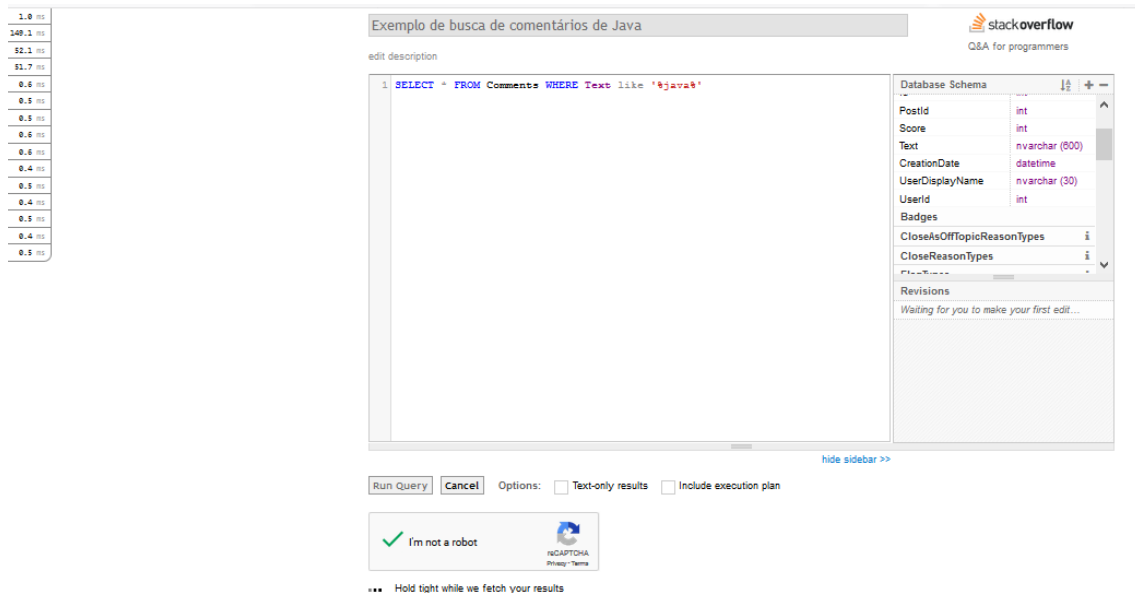
**Fonte: o autor (2018).**

A informação da estrutura do banco de dados auxiliou a coleta de dados a recuperar os comentários que foram feitos pelos 10 usuários de maior reputação, ou seja, os 10 usuários com maior número de pontos ganhos por participação ativa, respondendo, perguntando e comentando tópicos no Stack Overflow relacionados a problemas ligados às *tags* (linguagem de programação), as *tags* escolhidas foram: “Java”, “C#”, ”Python”, ”R” e ”PHP”. Essas 5 linguagens de programação foram escolhidas devido a terem o maior número de perguntas feitas pelos usuários do Stack Overflow, sendo assim as mais populares.

Cada consulta SQL realizada por *tag* forneceu um arquivo CSV com 50 mil comentários dos tops 10 usuários, dentro do período de 2012 a 2017. Em que se somaram cinco arquivos, totalizando 250 mil comentários. Todos foram extraídos do *Stack Exchange Data Explorer*, que permitiu download dos arquivos em formato CSV.

Na figura 10, pode-se observar que está codificado um código SQL simples, para buscar comentários de usuários de Java e a execução do código de busca.

**Figura 10 – Exemplo simples do SQL de busca do Java**



The screenshot shows a Stack Overflow search interface. The title is "Exemplo de busca de comentários de Java". The search query is: `SELECT * FROM Comments WHERE Text like '%java%'`. The database schema for the 'Comments' table is shown on the right:

| Field           | Type           |
|-----------------|----------------|
| PostId          | int            |
| Score           | int            |
| Text            | nvarchar (800) |
| CreationDate    | datetime       |
| UserDisplayName | nvarchar (30)  |
| UserId          | int            |

Below the query editor, there are buttons for "Run Query" and "Cancel", and options for "Text-only results" and "Include execution plan". At the bottom, there is a "I'm not a robot" CAPTCHA and a "Hold tight while we fetch your results" message.

**Fonte: O autor (2018)**

Na Figura 11 se exhibe o resultado do exemplo da busca feita, com sua estrutura e campos retornados, observa-se que há a opção de “Download CSV” do lado direito, em que foi baixado o arquivo em CSV, além de, também demonstrar a quantidade de registros retornados.

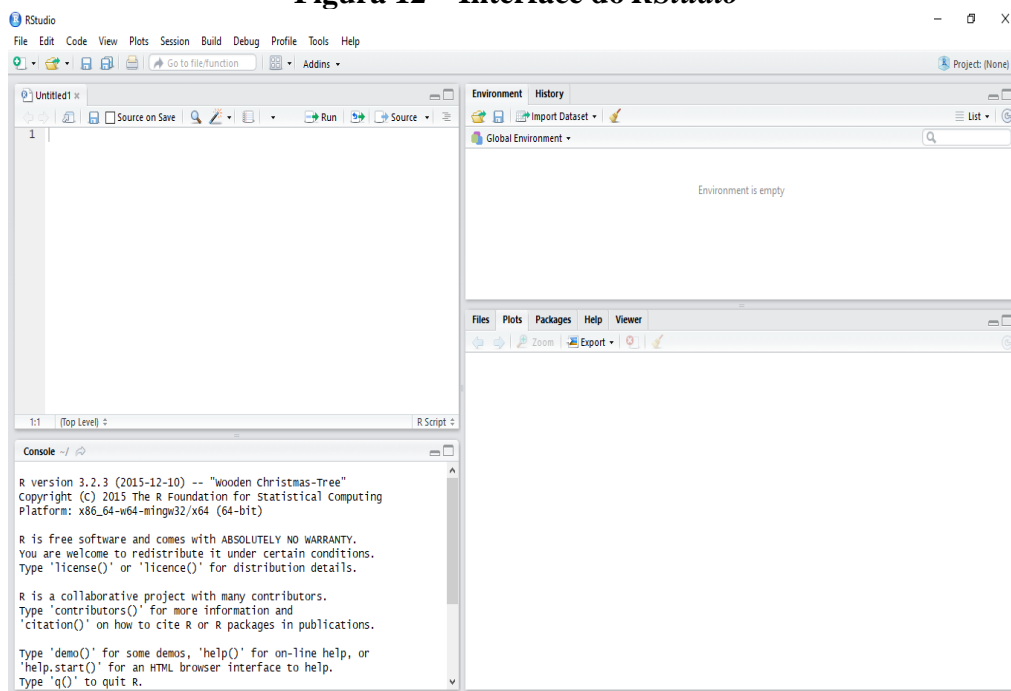
**Figura 11 – Resultado da consulta SQL do Java**

| Id        | PostId    | Score | Text  | CreationDate        | UserDisplayName | UserId  |
|-----------|-----------|-------|---|---------------------|-----------------|---------|
| 139967... | 107655... | 0     | sorry reflection isn't working, see http://sta... | 2012-05-26 13:19:37 |                 | 492390  |
| 139967... | 107654... | 0     | See this question http://stackoverflow.com...     | 2012-05-26 13:23:00 |                 | 965926  |
| 139967... | 107666... | 1     | @javapowered: Mercurial handles all files i...    | 2012-05-26 13:28:08 |                 | 67988   |
| 139968... | 107664... | 0     | possible duplicate of [jQuery]javascript ev...    | 2012-05-26 13:34:04 |                 | 218198  |
| 139968... | 107666... | 1     | @javapowered: Well, I have ~300 binaries ...      | 2012-05-26 13:34:35 |                 | 67988   |
| 139969... | 107666... | 0     | You have ScriptManager can I infer you ha...      | 2012-05-26 13:37:42 |                 | 1298762 |
| 139970... | 107667... | 0     | Check 'login.LoginBean.inscription(LoginBe...     | 2012-05-26 13:46:01 |                 | 1285418 |
| 139970... | 107619... | 0     | These links might help you (below). http://f...   | 2012-05-26 13:45:14 |                 | 1174119 |
| 13997111  | 107666... | 0     | Could you elaborate on what you mean by...        | 2012-05-26 13:54:19 |                 | 1414047 |
| 13997112  | 107668... | 5     | Please note that classes in java should sta...    | 2012-05-26 13:54:19 |                 | 679114  |
| 139972... | 107666... | 0     | I want to make a random number based on...        | 2012-05-26 14:00:29 |                 | 1210012 |
| 139972... | 107664... | 0     | yes I can see that.. Too much javascript f...     | 2012-05-26 14:08:28 |                 | 926996  |
| 139973... | 107666... | 0     | Too much javascript for 1 day, you're right :(    | 2012-05-26 14:08:53 |                 | 926996  |
| 139973... | 107668... | 0     | @LouisWasserman Corrected that, but my...         | 2012-05-26 14:11:18 |                 | 645270  |
| 139973... | 107668... | 0     | No the c++ way of doing this is just fine. I ...  | 2012-05-26 14:11:23 |                 | 1210012 |
| 580706... | 351765... | 0     | Just read Groovy documentation: http://do...      | 2016-02-03 12:17:50 |                 | 1141829 |

Fonte: O autor (2018)

Depois do processo de coleta de dados, exemplificado anteriormente, foi realizada a preparação do ambiente *RStudio*, que é um software livre de ambiente de desenvolvimento integrado para R, uma linguagem de programação para gráficos e cálculos estatísticos. Um exemplo do ambiente da ferramenta *RStudio* já preparada está na Figura 12, abaixo.

**Figura 12 – Interface do *RStudio***



Fonte: O autor (2017).

No software *Rstudio* existem os pacotes que são as unidades fundamentais de código compartilhável. Um pacote agrupa código, dados, documentação e testes e é fácil de compartilhar com outros. Existe uma enorme variedade de pacotes, o que foi uma das razões pelas quais a linguagem R foi tão bem-sucedida: as chances são altas de que alguém já tenha resolvido um problema em que algum usuário está trabalhando e este pode se beneficiar do pacote já pronto. O *RStudio* foi instalado no Desktop junto com os pacotes.

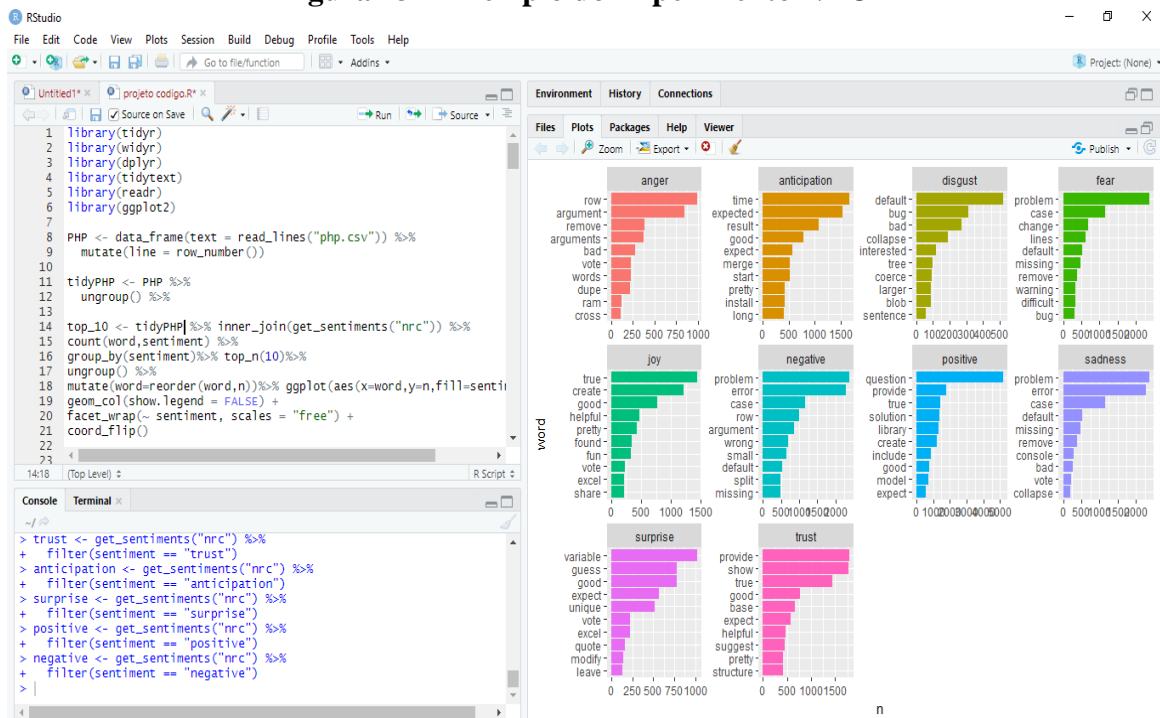
No experimento, foi utilizado o pacote *tidytext* que contém quatro dicionários de sentimento e fornecia métodos para acessar as ferramentas de extração de sentimentos robustas. O pacote *tidytext*, fornecia funcionalidades para *tokenizar* unidades comumente usadas de texto, incluindo palavras, n-gramas e frases. Isso permitiria que alguém convertesse eficientemente de um quadro de dados que contém documentos em um formato de um termo por linha. O pacote *tidytext* não tem por base que um usuário mantenha os dados de texto de forma ordenada em todos os momentos durante uma análise. Existe uma variedade de métodos e dicionários que avaliam a opinião ou a emoção no texto (SILGE; ROBINSON, 2017).

No primeiro experimento foi usado o léxico NRC que foi baseado em *unigrams* (ou palavras únicas). E contém muitas palavras inglesas e as palavras que são atribuídas à pontuação para o sentimento positivo / negativo, e também emoções como alegria, raiva, tristeza e assim por diante. Ou seja, o léxico *NRC* categoriza palavras de forma binária ("sim" / "não") em categorias de positivo, negativo, raiva, antecipação, nojo, medo, alegria, tristeza, surpresa e confiança (SILGE; ROBINSON, 2017). Esses pacotes foram baixados e instalados no *RStudio*, o ambiente ficou preparado e aplicou os recursos de análise de sentimentos em cima dos arquivos CSV.

Assim que foi preparado o ambiente, foi realizada a codificação e análise dos dados baixados; na figura 13 está um exemplo da execução da análise de sentimentos. Pode-se observar o código desenvolvido do lado esquerdo, executado para analisar os dados dos comentários dos usuários de PHP, para detectar os 10 mais frequentes léxicos em cada uma das 10 emoções. E do lado direito o resultado das emoções, cada qual com seus 10 termos mais frequentes. Os resultados estão na seção 4.2 e 4.4.



**Figura 13 – Exemplo do Experimento NRC**



Fonte: o autor (2018)

### 3.3 O EXPERIMENTO DE ANÁLISE DE SENTIMENTOS COM PALAVRAS DE NEGAÇÃO USANDO AFINN EM COMENTÁRIOS DO STACK OVERFLOW

Depois da realização do primeiro experimento do NRC, foi realizado o segundo experimento do AFINN, com o mesmo ambiente do *RStudio* e com o pacote *tidytext*; porém foi usado o dicionário léxico AFINN. A abordagem de análise de sentimento com NRC contava simplesmente a aparência de palavras positivas ou negativas. Essa abordagem marcava somente os sentimentos das palavras. Por exemplo, a palavra “feliz” e “como” são contadas como positivas mesmo em uma frase como “Não estou feliz e não gosto disso!”.

O segundo experimento foi para complementar a análise de sentimentos, em que se utilizou um conjunto de dados de bi-gramas (n-grama) extraídos dos mesmos arquivos CSV do experimento anterior. Esses foram usados para examinar com que frequência as palavras associadas ao sentimento foram precedidas por “não” e outras palavras negativas.

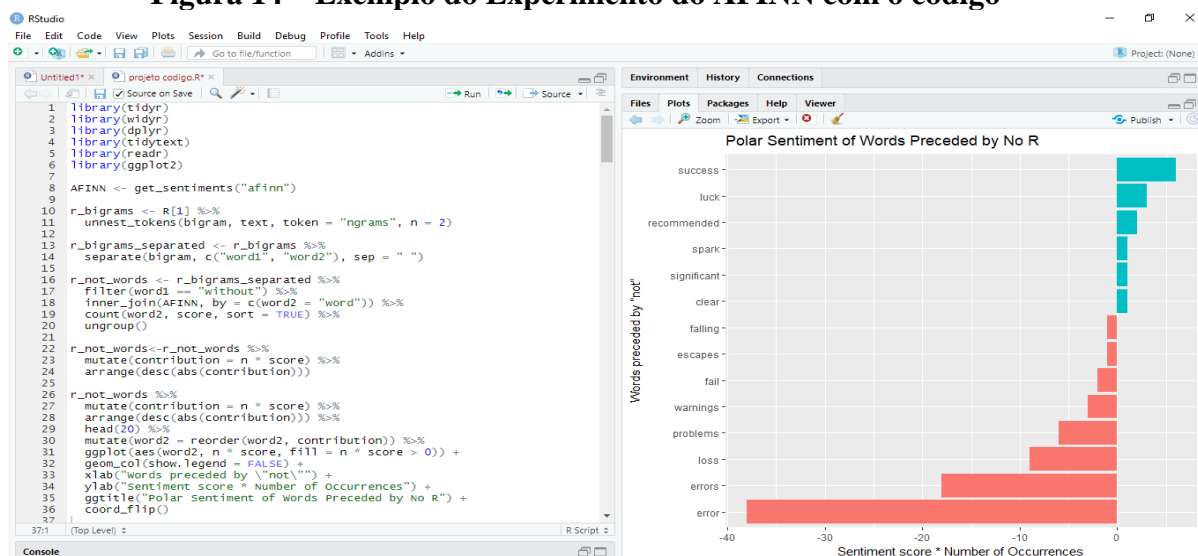
Este experimento poderia ignorar ou até mesmo reverter sua contribuição para a pontuação do sentimento. No entanto, foi usado o dicionário léxico AFINN para a análise de sentimento, que forneceu uma pontuação numérica para cada palavra. Isso

possibilitou avaliar as palavras mais frequentes que têm uma pontuação de sentimento e que foram precedidas por "não" (SILGE; ROBINSON, 2017).

O experimento usou uma lista completa de palavras que sinalizaram negação em inglês (ou seja, "not", "no", "never", "without"). Isso permitiu que se encontrasse um conjunto maior de palavras precedidas de negação e identificasse seu impacto na análise de sentimentos (SILGE; ROBINSON, 2017).

Um exemplo de como foi executado esse experimento está na Figura 14, em que se pode observar o código desenvolvido do lado esquerdo, executado para analisar os dados sobre os comentários na detecção de falsos positivos e negativos relacionados ao termo "No", dos programadores e usuários do R. E do lado direito o resultado das 20 palavras mais frequentes. Os resultados desse experimento foram apresentados na seção 4.3 e 4.4.

**Figura 14 – Exemplo do Experimento do AFINN com o código**



Fonte: O autor (2018)

## 4 RESULTADOS

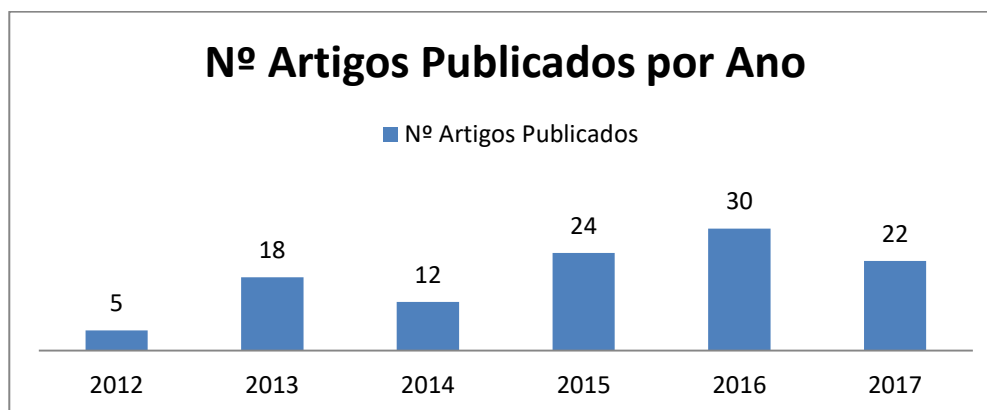
Neste capítulo foram apresentados os resultados da pesquisa, que estão divididos em três partes. A primeira parte é o resultado da RSL que está na seção 4.1. A segunda parte está na seção 4.2 em que apresentou o resultado da aplicação da análise de sentimentos do dicionário léxico NRC nos comentários de usuários do *Stack Overflow*. A terceira parte está na seção 4.3, onde aparecem os resultados do experimento complementar de análise de sentimentos realizado com o dicionário léxico AFINN nos mesmos comentários da seção anterior.

### 4.1 Resultados da Revisão Sistemática de Literatura

Este subcapítulo está dividido em 3 seções, as seções 4.1.1 a 4.1.3, em que cada qual respondeu a uma das três perguntas da RSL.

A execução da *string* de busca na fonte selecionada *DBLP* para o desenvolvimento dessa pesquisa retornou um total de 190 trabalhos distribuídos entre os anos de 2012 a 2017. O filtro aplicado através dos critérios de inclusão e exclusão ocorreu na seguinte sequência de leitura: primeiramente foi utilizado o título dos trabalhos, em seguida o resumo e palavras-chave, as conclusões e por último o texto completo, que reduziu o corpus da pesquisa para 116 artigos.

A Figura 15 mostra como a quantidade de publicações e trabalhos relacionados ao *Stack Overflow* variou ao longo dos anos de 2012 a 2017, o menor número de publicações ocorreu no ano de 2012 e o auge em número de publicação foi em 2016, tendo uma nova queda em 2017. Houve uma média de 18,5 artigos publicados por ano.

**Figura 15 – Quantidade de Trabalhos relacionados ao *Stack Overflow* por ano**

Fonte: O autor (2018)

#### 4.1.1 Quais as áreas do conhecimento que estão relacionadas com os estudos no *Stack Overflow*?

No Quadro 6, se mostra quais as áreas do conhecimento que estão inseridos os artigos encontrados na Revisão Sistemática de Literatura sobre o *Stack Overflow*; como pode-se observar os estudos foram focados mais na área de Desenvolvimento de Software, Engenharia de Software e Recuperação de Informação. E também estão presentes as referências dos principais trabalhos.

**Quadro 6 – Área do Conhecimento x Referências**

| Área do Conhecimento        | Referencias   |
|-----------------------------|---|
| Engenharia de Software      | Barua <i>et al.</i> , (2012),<br>Pinto e Kamei (2013),  |
| Desenvolvimento de Software | Bacchelli <i>et al.</i> (2012)<br>Nasehi <i>et al.</i> (2012)<br>Vasilescu <i>et al.</i> (2012) |
| Recuperação da Informação   | Anderson <i>et al.</i> (2012)<br>Allamanis e Sutton   |

Fonte: O autor (2018)

#### 4.1.2 Quais são os tipos de estudos que foram realizados no Stack Overflow?

A Revisão Sistemática da Literatura sobre o *Stack Overflow* resultou na identificação de 17 tipos de estudos ou pesquisas, realizadas sobre Comunidade de Perguntas e Respostas.

Essa classificação foi criada baseada na leitura de todos os artigos, segundo Meldrum *et al.* (2017), o número de artigos publicados sobre *Stack Overflow* em sua maioria são focados em Perguntas, Respostas ou Tags, tornando-os os tópicos de *Stack Overflow* mais comuns que são investigados. No entanto, também houve um forte interesse sobre Programação / Desenvolvimento de Software, dinâmica e processos da Comunidade e membros da Comunidade ou Usuários (MELDRUM *et al.*, 2017).

**Tabela 1 – Tipos de Estudos identificados e o seu número de artigos**

| Tipos de Estudos   | Nº de Artigos |
|--|---------------|
| Tempo de Resposta  | 6             |
| Android e Móvel  | 12            |
| Estudo de Caso   | 5             |
| Tags (Etiquetas) ou Categorização de Perguntas               | 4             |
| Estudos sobre Gêneros de Usuário                             | 4             |
| Text Mining, Data Mining, Estatística, Experts               | 20            |
| Code Snippet, Fragmentos de Códigos, API, Documentação       | 13            |
| Perguntas Duplicadas, não respondidas, reabertas e fechadas  | 12            |
| Reputação, Pontos, Badges, Votos, Gamificação, Comportamento | 12            |
| Sentimentos e Emoções  | 5             |
| Análise de Redes   | 4             |
| Crowdsourcing, Conhecimento e Inovação                       | 6             |
| Qualidade de Perguntas e Respostas                           | 5             |
| Taxonomia  | 2             |
| Software, Plugin, Dataset                                    | 6             |
| Entrevista   | 1             |

Fonte: o autor (2018)

Na Tabela 1, acima, pode-se observar quais foram os tipos de estudos identificados na Revisão Sistemática de Literatura sobre o *Stack Overflow* e o número

de artigos publicados relacionados com cada tipo. Pode-se verificar que cinco tipos de estudo em especial relacionados aos temas “Android e Móvel”, “Reputação, Pontos e Votos”, “Estatística, Mineração de Dados e Textos”, “Perguntas Duplicadas, não respondidas, reabertas e fechadas” e “Code Snippet, Fragmentos de Códigos, API, Documentação” foram as principais categorias identificadas. Representam 60 % dos artigos encontrados. Além desses cinco tipos de estudos estarem acima da média de 7,25 artigos por categoria (tipos de estudo).

Os resultados mostram que o interesse em *Stack Overflow* aumentou desde os primeiros artigos publicados em 2011, particularmente em termos de número de artigos da conferência que são publicados. Observamos que a maioria dos estudos são focados em Perguntas, Respostas ou Tags, tornando-os os tópicos de *Stack Overflow* mais comuns que são investigados. No entanto, também houve um forte interesse na Programação/Desenvolvimento de pilha, dinâmica e processos da comunidade e membros da comunidade.

No Quadro 7, encontram-se os tipos de estudos que foram desenvolvidos no *Stack Overflow* e as referências dos artigos relacionados a cada categoria. Todos os tipos de estudos têm uma subseção que trata dos trabalhos relacionados a sua categoria, onde se descreveu os principais trabalhos e de maior relevância. Em relação ao critério para classificar os de maior relevância, foi considerado o número de vezes que esses artigos foram citados em outros trabalhos. Para tal, foi realizada uma busca no Google Scholar, na qual, ao se buscar por um determinado artigo, é fornecida a quantidade de vezes que esse artigo foi citado e quais são os outros artigos que o citaram.

**Quadro 7 – Tipos de Estudo e suas Referências**

| <b>Tipos de Pesquisa</b> | <b>Referências</b>   |
|--------------------------|--|
| <b>Tempo de Resposta</b> | (BHAT <i>et al.</i> , 2014)<br>(ARUNAPURAM; BARTEL; DEWAN, 2014)<br>(ERCAN; STOKKINK; BACCHELLI, 2015)<br>(GODERIE <i>et al.</i> , 2015)<br>(BHAT <i>et al.</i> , 2015)<br>(ATTIAOUI; MARTIN; YAGHLANE, 2017a) |
| <b>Android e Mobile</b>  | (VÁSQUEZ; DIT; POSHYVANYK, 2013)<br>(KAVALER <i>et al.</i> , 2013)<br>(VÁSQUEZ <i>et al.</i> , 2014)<br>(BEYER; PINZGER, 2014)<br>(GUERROUJ; AZAD; RIGBY, 2015)  |

|   |  |
|---|--|
|   | (ROSEN; SHIHAB, 2016)<br>(WANG <i>et al.</i> , 2015)<br>(BEYER; PINZGER, 2016)<br>(VILLANES <i>et al.</i> , 2017)<br>(ABDALKAREEM; SHIHAB; RILLING, 2017a)<br>(FISCHER <i>et al.</i> , 2017)   |
| <b>Estudo de Caso</b>   | (ANDERSON <i>et al.</i> , 2012)<br>(DALIP <i>et al.</i> , 2013)<br>(SRBA; BIELIKOVÁ, 2016)<br>(GUPTA; REDDY, 2017)<br>(ATTIAOUI; MARTIN; YAGHLANE, 2017b)  |
| <b>Tags</b>   | (SAHA; SAHA; SCHNEIDER, 2013)<br>(JOORABCHI; ENGLISH; MAHDI, 2015)<br>(BEYER; PINZGER, 2015)<br>(YE <i>et al.</i> , 2016)  |
| <b>Estudos sobre Gêneros de Usuário</b>                       | (VASILESCU; CAPILUPPI; SEREBRENIK, 2012)<br>(FORD <i>et al.</i> , 2016)<br>(FORD, 2016)<br>(LIN; SEREBRENIK, 2016)   |
| <b>Estudos Estatísticos, Mineração de Dados e Textos.</b>     | (BARUA; THOMAS; HASSAN, 2014)<br>(PINTO; KAMEI, 2013)<br>(WANG; LO; JIANG, 2013)<br>(BADASHIAN <i>et al.</i> , 2014)<br>(ADAJI; VASSILEVA, 2015)<br>(SQUIRE, 2015)<br>(JOORABCHI; ENGLISH; MAHDI, 2016)<br>(KOCHHAR, 2016)<br>(BORG <i>et al.</i> , 2017)<br>(ZOU <i>et al.</i> , 2015)<br>(ZOU <i>et al.</i> , 2017)<br>(CHEN; XING, 2016a)<br>(YANG <i>et al.</i> , 2016)<br>(PAPOUTSOGLOU; MITTAS; ANGELIS, 2017)<br>(KOMAMIZU <i>et al.</i> , 2017)<br>(SHAO; YAN, 2017) |
| <b>Code Snippet, Fragmentos de Códigos, API, Documentação</b> | (NASEHI <i>et al.</i> , 2012)<br>(DIAMANTOPOULOS; SYMEONIDIS, 2015)<br>(SANCHEZ; WHITEHEAD, 2015)<br>(NAGY; CLEVE, 2015)<br>(CHOI <i>et al.</i> , 2015)<br>(CAMPOS; MONPERRUS; MAIA, 2016)<br>(TAVAKOLI; HEYDARNOORI; GHAFARI, 2016)<br>(TREUDE; ROBILLARD, 2016)<br>(VENKATESH <i>et al.</i> , 2016)<br>(YANG <i>et al.</i> , 2016)<br>(BALTES; KIEFER; DIEHL, 2017)  |

|   |  |
|---|--|
|   | (YANG <i>et al.</i> , 2017)<br>(DUIJN; KUCERA; BACCHELLI, 2015)<br>(AN <i>et al.</i> , 2017)<br>(AZAD; RIGBY; GUERROUJ, 2017)  |
| <b>Perguntas Duplicadas, não respondidas, reabertas e fechadas</b>  | (GÓMEZ; CLEARY; SINGER, 2013)<br>(LEZINA; KUZNETSOV, 2013)<br>(SAHA; SAHA; PERRY, 2013)<br>(CORREA; SUREKA, 2014)<br>(CHUA; BANERJEE, 2015)<br>(CHOETKIERTIKUL <i>et al.</i> , 2015)<br>(ZHANG <i>et al.</i> , 2015)<br>(RAHMAN; ROY, 2015)<br>(AHASANUZZAMAN <i>et al.</i> , 2016)<br>(GUPTA; REDDY, 2016)<br>(MIZOBUCHI; TAKAYAMA, 2017) |
| <b>Reputação, Pontos, Badges, Votos, Gamificação, Comportamento</b> | (BOSU <i>et al.</i> , 2013)<br>(MORRISON; MURPHY-HILL, 2013)<br>(MOVSHOVITZ-ATTIAS <i>et al.</i> , 2013)<br>(HALAVAIS <i>et al.</i> , 2014)<br>(GANTAYAT <i>et al.</i> , 2015)<br>(SLAG; WAARD; BACCHELLI, 2015)<br>(MARDER, 2015)<br>(JIN <i>et al.</i> , 2015)<br>(XIONG <i>et al.</i> , 2017)<br>(NESHATI, 2017)                        |
| <b>Sentimentos e Emoções</b>  | (BAZELLI; HINDLE; STROULIA, 2013)<br>(NOVIELLI; CALEFATO; LANUBILE, 2014)<br>(NOVIELLI; CALEFATO; LANUBILE, 2015)<br>(MONDAL; RAHMAN; ROY, 2016)   |
| <b>Análise de Redes</b>   | (SILVESTRI <i>et al.</i> , 2015)<br>(CHEN; XING, 2016b)<br>(CHEN; XING; HAN, 2016)<br>(ODIETE <i>et al.</i> , 2017)  |
| <b>Crowdsourcing, Knowledge e Inovação</b>                          | (GÓMEZ; CLEARY; SINGER, 2013)<br>(SOLIMAN <i>et al.</i> , 2016)<br>(YE; XING; KAPRE, 2017)<br>(ZAGALSKY <i>et al.</i> , 2016)<br>(MELDRUM; LICORISH; SAVARIMUTHU, 2017)<br>(ABDALKAREEM; SHIHAB; RILLING, 2017b)   |
| <b>Qualidade de Perguntas e Respostas</b>                           | (SQUIRE; FUNKHOUSER, 2014)<br>(BALTADZHIEVA; CHRUPALA, 2015)<br>(ARORA; GANGULY; JONES, 2016)<br>(CALEFATO; LANUBILE; NOVIELLI, 2016)  |
| <b>Taxonomia</b>  | (ZHU <i>et al.</i> , 2015)<br>(ZHU; WANG; SHEN, 2015)  |
| <b>Software, Plugin, Dataset</b>                                    | (BACCHELLI; PONZANELLI; LANZA, 2012)<br>(PONZANELLI; BACCHELLI; LANZA, 2013)<br>(PONZANELLI <i>et al.</i> , 2014a)   |



|                   |                                    |
|-------------------|------------------------------------|
|                   | (CHOWDHURY; HINDLE, 2015)          |
| <b>Entrevista</b> | (HONSEL; HERBOLD; GRABOWSKI, 2015) |
|                   | Fonte: o autor (2018)              |

#### 4.1.2.1 Estudos sobre Desenvolvimento Móvel e Android

Nesta seção são abordados os principais trabalhos e artigos que tratam dos estudos realizados no *Stack Overflow*, relacionados a Desenvolvimento Móvel e Android.

Um dos mais relevantes e citados estudos foi realizado por (KAVALER *et al.*, 2013) em que se utilizaram de técnicas de modelagem de tópicos, com intuito de extrair tópicos relacionados às questões de desenvolvimento móvel. Nessa pesquisa, Kavalier *et al.*, (2013), descobriram que a maioria das questões inclui tópicos relacionados a questões gerais e problemas de compatibilidade, e os tópicos mais específicos, como relatórios de falhas e conexão de banco de dados, estão presentes em um conjunto reduzido de perguntas.

Em outro artigo Linares-Vásquez *et al.* (2014) fizeram um estudo que investigou a relação entre as mudanças da API no SDK do Android e a reação dos desenvolvedores a essas mudanças. Que, segundo Linares-vásquez *et al.* (2014), foram motivadas por três fatores: o crescente número de perguntas sobre o Android em fóruns de discussão, a velocidade de lançamento de novas versões das APIs de Android com um número considerável de mudanças e a alta dependência de aplicativos Android nas APIs correspondentes. Linares-vásquez *et al.* (2014) utilizaram questões postadas no *Stack Overflow* e marcadas com rótulos relacionados ao Android entre julho de 2008 e agosto de 2012 para realizar esse estudo.

Em outro artigo relacionado ao tema, Rosen e Shihab (2016) utilizaram de dados do popular site *Stack Overflow* para analisar 13.232.821 posts, para examinar o que os desenvolvedores móveis questionam. Para aplicar tal análise, os autores utilizaram os modelos de tópicos LDA para ajudar a resumir as questões relacionadas a dispositivos móveis. Os resultados, apresentados por eles demonstraram que os desenvolvedores estão perguntando sobre distribuição de aplicativos, mobile, APIs, gerenciamento de dados, sensores e contexto, ferramentas móveis e desenvolvimento de interface de usuário (ROSEN; SHIHAB, 2016).

Assim, concluem que os problemas populares relacionados ao celular são os mais difíceis e que foram exploradas as questões específicas da plataforma e

investigados os tipos (por exemplo, o quê, como e por quê) das perguntas que os desenvolvedores de aplicativos móveis faziam. A contribuição feita por Rosen e Shihab (2016) ajudou a destacar os desafios, enfrentados pelos desenvolvedores de aplicativos móveis, que exigem mais atenção das comunidades de pesquisa de software e do desenvolvimento no futuro e ainda estabelecem uma nova abordagem para analisar as perguntas feitas nos fóruns de perguntas e respostas (ROSEN; SHIHAB, 2016).

Existem outros trabalhos relacionados ao tema desta seção como os de: Linares-Vasquez *et al.* (2013), Beyer e Pinzger (2014), Guerrouj *et al.* (2015), Wang *et al.* (2015), Beyer e Pinzger (2016), Villanes *et al.* (2017), Abdalkareem *et al.* (2017a), e Fischer *et al.* (2017). Esse tipo de estudo é um dos mais relevantes desenvolvidos dentro do *Stack Overflow*, isso evidenciou como o papel do desenvolvimento móvel, em especial do Android, tem sido um grande motivador para a realização de pesquisas em cima do *Stack Overflow*.

#### **4.1.2.2 Estudos de Caso**

Nesta seção são apresentados os artigos que usam o *Stack Overflow* como Estudo de Caso para análise. Foram encontrados cinco pesquisas ou artigos, todos foram descritos.

O primeiro trabalho destacado foi realizado por Dalip *et al.* (2013), onde foi proposta uma abordagem L2R para classificar as respostas nos Fóruns de Perguntas e Respostas. Dalip *et al.* (2013) adotaram uma abordagem baseada em florestas aleatórias, em que foram representados os pares de perguntas e respostas, usando oito grupos de recursos. No total, Dalip *et al.* (2013) avaliaram 186 recursos, sendo que 89 deles não foram usados no domínio de Perguntas e Respostas (DALIP *et al.*, 2013).

Num segundo trabalho, Anderson *et al.* (2012) tiveram por objetivo começar a explorar as bases para o raciocínio sobre os processos da comunidade *Stack Overflow*. Houve uma análise aprofundada por Anderson *et al.* (2012), em que sugeriram maneiras mais ricas de avaliar os conhecimentos entre os usuários, identificar um espectro de gênero mais intrincado entre as questões que aparecem e quantificar mais plenamente o papel que os incentivos e a concorrência desempenham dentro de uma comunidade de perguntas e respostas (ANDERSON *et al.*, 2012).

Outro artigo relevante é onde Srba e Bieliková (2016) realizaram um estudo de caso focado no *Stack Overflow*; em que avaliaram uma percepção da comunidade que

indica quais são os problemas emergentes que estão altamente relacionados com a crescente quantidade de conteúdo de baixa qualidade criado por grupos indesejados de usuários (ou seja, ajudar vampiros, noobs e colecionadores de reputação).

Através de análises de dados reprodutíveis de conteúdo e evolução da comunidade, estes autores sugeriram que para enfrentar os problemas emergentes seria necessário fornecer aos usuários um suporte adaptativo inovador, orientado para respondentes que, além disso, envolvesse toda a comunidade de Perguntas e Respostas. Para Srba e Bieliková (2016) essas abordagens representam uma mudança de atitude eminente nos métodos de suporte de perguntas e respostas existentes, com o objetivo de preservar uma sustentabilidade a longo prazo dos ecossistemas de Comunidade Online.

Existem outros dois trabalhos que foram desenvolvidos tendo o *Stack Overflow* como estudo de caso, feitos por Attiaouia *et al.* (2017) e Gupta e Reddy (2017), os quais são mais recentes e menos conhecidos devido a data de sua publicação.

#### **4.1.2.3 Estudos sobre Gênero dos Usuários no *Stack Overflow***

Em pesquisa sobre Gênero dos Usuários, Vasilescu *et al.* (2012) forneceram um estudo quantitativo do fenômeno, a fim de avaliar a representação e o impacto social sobre gênero no *Stack Overflow*. Este estudo se posicionou em iniciativas internacionais recentes e focalizadas, lançadas pela Comissão Européia para encorajar as mulheres no campo das ciências e da tecnologia. Os achados desses autores confirmaram que os homens representam a grande maioria dos contribuintes no *Stack Overflow*. Concluindo-se que os homens participam mais, ganham mais reputação e se envolvem no "jogo" mais do que as mulheres (VASILESCU; CAPILUPPI; SEREBRENIK, 2012).

Em outro trabalho sobre Gênero, Ford *et al.* (2016) utilizaram uma abordagem que faz uso de métodos mistos para identificar barreiras que as mulheres enfrentaram ao tentarem contribuir para as comunidades *on-line*. Através de 22 entrevistas semi-estruturadas com um espectro de usuários do sexo feminino, que variam de não colaborativos, sendo identificadas 14 barreiras impedindo que as mulheres de contribuam para o *Stack Overflow*.

Na segunda parte do estudo, Ford *et al.* (2016) realizaram uma pesquisa com 1470 desenvolvedores do sexo feminino e masculino, para confirmar quais barreiras são relacionadas a gênero, e quais constituem problemas gerais para todos. As mulheres classificaram cinco barreiras significativamente mais elevadas do que os homens.

Algumas delas incluem dúvidas no nível de conhecimento necessário para contribuir, sentindo-se sobrecarregadas quando competem com um grande número de usuários, com uma consciência limitada dos recursos do site. Os autores descreveram também outras barreiras que afetaram igualmente todos os usuários de *Stack Overflow* ou alguns grupos específicos, como os programadores da indústria. A conclusão de Ford *et al.* (2016) é de que existem várias implicações que podem encorajar a participação aumentada na comunidade do *Stack Overflow* em todos os gêneros e outras características demográficas.

Existem mais dois estudos que tratam sobre o tema desenvolvido por Ford *et al.* (2016) e Lin e Serebrenik (2016), e todos eles chegaram à conclusão e sugeriram meios para alavancar maior participação feminina dentro da comunidade do *Stack Overflow*. A área de computação ainda possui poucas participações femininas, por isso é importante estudar-se mais sobre o tema.

#### **4.1.2.4 Estudo sobre Tempo de Responder Perguntas**

Esta seção trata do tipo de estudo em que se busca pesquisar se o tempo de resposta influencia, causa ou possui alguma correlação, por exemplo, no comportamento dos questionadores, ou não. Deste tipo de estudo foram encontrados seis artigos, nesta seção os principais artigos foram descritos.

No estudo sobre Tempo de Resposta para Perguntas feitas no *Stack Overflow*, Bhat *et al.* (2014) estudaram e estimaram o tempo de resposta para perguntas no *Stack Overflow*, onde os desenvolvedores de software postam e respondem questões relacionadas à programação. Eles analisaram uma longa lista de fatores nos dados e identificaram aqueles que têm uma relação clara com o tempo de resposta.

Os achados chave, segundo Bhat *et al.* (2014) são os fatores relacionados à *tag*, como a sua "popularidade" (com que frequência a etiqueta é usada) e o número de seus "assinantes" (quantos usuários podem responder a perguntas que contêm a *tag*) fornecem evidências muito mais fortes do que fatores não relacionados a *tags*. Com isso, estes autores compreenderam que os modelos usados com os recursos evidentes identificados para prever o tempo de resposta das perguntas também demonstraram a significância das *tags* escolhidas pelo questionador.

Em mais um trabalho importante sobre esse tipo de estudo, Goderie *et al.* (2015) investigaram a possibilidade de se calcular um tempo estimado de resposta de uma

publicação do *Stack Overflow*. Concentraram o estudo em uma previsão baseada nas *tags* da publicação, pois elas são a característica mais relevante para definir o tópico da questão e são definidas pelo usuário (GODERIE *et al.*, 2015).

Pode-se observar que os dois principais artigos trabalharam a relação *tag* com tempo de resposta dos *posts*, o que não a tornou tão diferente dos outros quatro artigos e trabalhos como Arunapuram, Bartel e Dewan (2014); Ercan, Stokkink e Bacchelli (2015); Berger *et al.* (2016) e Attiaoui, Martin e Yaghlane (2017a).

Esse tipo de estudo ainda possui pouco desenvolvimento, porém tem grande relevância devido ao número de citações feitas destes artigos e ainda há lacunas para explorar realizando novos trabalhos futuros.

#### **4.1.2.5 Estudos sobre Tags (Etiquetas) ou Categorização de Perguntas**

Diferente da seção anterior, essa seção trata do tipo de estudos relacionados às *tags* especificamente. Um dos principais trabalhos foi desenvolvido por Saha *et al.* (2013), em que extraíram dados de milhões de perguntas do site *Stack Overflow* e usaram uma abordagem de modelo discriminatório, em que Saha *et al.* (2013) sugeriram automaticamente *tags* de perguntas para ajudar um questionário a escolher as *tags* apropriadas para obter uma resposta.

Outro estudo relevante foi a proposta de Joorabchi, English e Mahdi, (2015) de um método baseado em aprendizado de máquina, capaz de mapear automaticamente as *tags* de usuários para seus conceitos equivalentes da Wikipédia. Os autores demonstraram a aplicação do método proposto e avaliaram seu desempenho usando o site do *StackOverflow*, como plataforma de teste. Existem 20 milhões de postagens no *Stack Overflow* que são marcadas com cerca de 37.000 *tags* de usuários únicas, das quais eles escolheram um subconjunto de 1256 *tags* para avaliar o desempenho de precisão do método de mapeamento proposto.

Outras pesquisas relacionadas a esse tipo de estudo foram feitas por Beyer e Pinzger (2015) e Ye *et al.* (2016a). Poucos estudos foram realizados sobre as *tags* no *Stack Overflow*, somente quatro foram encontrados nessa RSL.

#### **4.1.2.6 Estudos sobre Perguntas (Tópicos) não respondidas, duplicadas, reabertas e fechadas.**

Nesta seção se abordam artigos que estudam a causa dos fechamentos de tópicos, das perguntas duplicadas, reabertas e aquelas que não são respondidas nunca. Sendo as de maior relevância resumidas e as de menor mencionadas apenas. Foram encontrados, ao todo, doze artigos, mostrando como esse tipo de estudo foi um dos mais pesquisados sobre o *Stack Overflow*.

Um dos trabalhos relevantes sobre Perguntas, é de Asaduzzaman *et al.* (2013), em que estes extraíram dados sobre perguntas não respondidas da *Stack Overflow* para realizarem um estudo qualitativo para categorizar questões não respondidas. Asaduzzaman *et al.* (2013) então fizeram um experimento para determinar se podem prever por quanto tempo uma pergunta permanecerá sem resposta no *Stack Overflow*.

Em outro trabalho relacionado ao tema, os autores apresentaram um estudo sobre perguntas excluídas no *Stack Overflow*. Eles dividiram o estudo em duas partes: caracterização de questões apagadas ao longo de 5 anos (2008-2013) de dados e previsão de exclusão no momento da criação da pergunta (CORREA; SUREKA, 2014).

Na primeira parte, verificaram que os autores das questões eliminam as suas perguntas para salvar pontos de reputação. Eles também identificaram algumas ocorrências de exclusão acidental de perguntas de boa qualidade. Além de terem identificado uma estrutura piramid

al de qualidade de perguntas no *Stack Overflow*, onde as questões eliminadas estão no fundo (menor qualidade) da pirâmide (CORREA; SUREKA, 2014).

Na segunda parte de sua pesquisa Correa e Sureka (2014) construíram um modelo preditivo para detectar o horário de criação de uma pergunta, este desempenhando uma precisão de 66%. Os achados desses autores revelaram importantes pontos para manutenção de qualidade de conteúdo em sites de Perguntas e Respostas baseados.

Em outro artigo Saha *et al.* (2013) realizaram uma investigação inicial para entender por que essas questões permanecem sem resposta, aplicando uma combinação de técnicas de estatística e de tecnologia. Os resultados preliminares de Saha *et al.* (2013) indicaram que, embora existam alguns tópicos que nunca foram respondidos, a maioria das perguntas permaneceu sem resposta porque, aparentemente, elas são de pouco interesse para a comunidade de usuários.

Outros estudos sobre essa temática foram realizados por Gómez, Cleary e Singer (2013); Lezina e Kuznetsov (2013); Saha, Saha e Perry (2013); Chua e Banerjee (2015); Choetkiertikul *et al.* (2015); Zhang *et al.* (2015); Rahman e Roy (2015); Ahasanuzzaman *et al.* (2016); Gupta e Reddy (2016); Mizobuchi e Takayama (2017).

#### **4.1.2.7 Estudos relacionados à Estatística, Mineração de Dados e Textos no *Stack Overflow***

Os trabalhos relacionados a esta seção foram desenvolvidos tendo o *Stack Overflow* como campo de estudo de técnicas de Estatística, Mineração de Dados e Textos com Processamento de Linguagem Natural e Linguística. Vinte artigos foram encontrados sobre o tema, sendo descritos os principais, de maior relevância.

Barua, Thomas e Hassan (2014) usaram uma metodologia para analisar o conteúdo textual das discussões dentro do *Stack Overflow*. Eles utilizaram LDA, que é uma técnica de modelagem de tópicos estatísticos, para descobrir automaticamente os principais tópicos presentes nas discussões de desenvolvedores. Analisaram esses tópicos descobertos, bem como suas relações e tendências ao longo do tempo, para obter informações sobre a comunidade de desenvolvimento. Na análise desses autores permitiu-se fazer uma série de observações interessantes, incluindo: os tópicos de interesse para os desenvolvedores variam amplamente de trabalhos para sistemas de controle de versão para sintaxe C #, perguntas em alguns tópicos levam a discussões em outros tópicos e os tópicos que ganham maior popularidade ao longo do tempo são o desenvolvimento web (especialmente *jQuery*), aplicativos móveis (especialmente Android), Git e MySQL.

Allamanis e Sutton (2013) observaram como os modelos de tópicos fornecem intuições sobre linguagens de programação e problemas enfrentados pelos profissionais. A análise do tipo de pergunta lhes permitiu fazerem conclusões que de outra forma não seriam possíveis. Assim puderam mostrar que os tipos de perguntas feitas não variam entre as linguagens de programação e apresentaram um método para identificar quais tipos de perguntas foram principalmente associados a construções/identificadores de programação específicos. Os autores sugeriram que as IDEs e os sistemas de documentação inteligente que utilizem essas informações e os identificadores no contexto atual poderiam fornecer orientações e respostas específicas do contexto às perguntas frequentes.

Neste estudo, Badashian *et al.* (2014) analisaram as atividades dos desenvolvedores no GitHub e *Stack Overflow*. Eles descreveram três métricas de alta

ordem, relevantes para ambas as redes (ou seja, desenvolvimento, gerenciamento e popularidade) em termos de métricas básicas específicas da rede. Com base nessas métricas comuns de alta ordem, os autores realizaram várias análises interessantes de redes intra e cruzadas.

Já Pinto e Kamei (2013) realizaram uma pesquisa qualitativa e quantitativa para categorizar questões sobre ferramentas de refatoração. Como resultado, apresentaram uma classificação abrangente de focos e características desejáveis em ferramentas de refatoração. Os autores informaram que os programadores geralmente não dependem de ferramentas de refatoração, mas, ao mesmo tempo, estão desejando o número de recursos não implementados.

Os outros estudos foram realizados por Wang, Lo e Jiang (2013); Adaji e Vassileva (2015); Squire (2015); Latorre *et al.* (2015), Zou *et al.* (2017), Zou *et al.* (2015), Joorabchi, English e Mahdi (2016), Chen e Xing (2016b); Kochnar (2016); Yang *et al.* (2016); Borg *et al.* (2017); Papoutsoglou, Mittas e Angelis (2017); Ka *et al.* (2017); Komamizu *et al.* (2017); Shao e Yan (2017)

Os tipos de estudo que essa seção tratava foram os que possuíam maior número de artigos, o *Stack Overflow* é com frequência alvo de estudos estatísticos e linguísticos na maioria dos artigos, ou em quase todos. Porém, nessa seção o foco dos estudos foi encontrar correlações e detectar tendências ou padrões matemáticos. De qualquer maneira, os tipos de estudos de outras seções também utilizaram essas técnicas linguísticas e estatísticas, só que com outros focos nas análises.

#### **4.1.2.8 Estudos sobre *Code Snippet*, Fragmentos de Códigos, API e Documentação.**

Nesta seção se aborda o tipo de estudo que tem foco em pesquisar sobre Fragmentos de Códigos, sobre API ou geração de documentação dentro do *Stack Overflow*. Sendo que foram encontrados cerca de treze artigos, não muito diferente das seções anteriores, aqui se resume os principais trabalhos relacionados.

O artigo de maior relevância é de Nasehi *et al.* (2012), onde estes apontam que os sites de perguntas e respostas como o *Stack Overflow* estão fornecendo um novo meio para que os programadores participem do aprendizado social. Nasehi *et al.* (2012) exemplificam a quantidade de perguntas e respostas postadas no site, demonstram a popularidade e o sucesso dessa forma de aprendizado. Eles destacaram que também fornecem uma boa fonte para estudar as propriedades das respostas bem recebidas.



Podemos dizer que esses autores realizaram um trabalho, onde descobriram que os exemplos de código e a explicação acompanhada são dois elementos inseparáveis de respostas reconhecidas. Eles encontraram atributos desses dois elementos e técnicas sendo usados para moldar esses elementos, como exemplos concisos, moldando a explicação com base no nível de especialização do questionador e fazendo uso do contexto da pergunta para diminuir a distância cognitiva. Essas descobertas, de acordo com Nasehi *et al.* (2012), podem ser usadas para documentação e de exemplo para desenvolvedores criarem artefatos mais utilizáveis para usuários em potencial.

Em outro artigo Yang *et al.* (2016) examinaram a usabilidade de fragmentos de código no *Stack Overflow*. O objetivo da análise de usabilidade é entender até que ponto os fragmentos de código humanos escritos em sites como *Stack Overflow* podem ser usados como blocos básicos para a geração automática de programas. Eles analisaram trechos de código de todas as respostas aceitas para quatro linguagens de programação populares. Para as duas linguagens compiladas, digitadas estaticamente, C # e Java, realizaram análise e compilação, e para os dois idiomas dinâmicos, Python e JavaScript, realizaram análises de análise e execução. Os resultados mostram que as taxas de usabilidade para as duas linguagens dinâmicas são substancialmente maiores do que as duas linguagens compativadas estaticamente digitadas.

Já no artigo de An *et al.* (2017), estes realizaram um estudo de caso com 399 aplicativos para Android, para investigar se os desenvolvedores respeitam os termos da licença quando reutilizam o código das postagens do *Stack Overflow* (e vice-versa). An *et al.* (2017) encontraram 232 trechos de código em 62 aplicativos Android do conjunto de dados que foram potencialmente usados do *DataSet* de 226 publicações do *Stack Overflow*, que contêm exemplos de código que são clones de código lançados em 68 aplicativos *Android*, eles sugeriram que os desenvolvedores podem ter copiado o código desses aplicativos para responder as perguntas do *Stack Overflow* (AN *et al.*, 2017)

Os outros artigos foram escritos por Diamantopoulos e Symeonidis (2015); Sanchez e Whitehead (2015), Nagy e Cleve (2015); Choi *et al.* (2015); Campos, Monperrus e Maia (2016); Tavakoli, Heydarnoori e Ghafari (2016); Treude e Robillard (2016); Venkatesh *et al.* (2016); Baltes; Kiefer e Diehl (2017); Yang *et al.* (2017); Azad, Rigby e Guerrouj (2017).

#### 4.1.2.9 Estudos sobre Reputação, Gamificação e Pontuação no *Stack Overflow*

Esta seção trata dos tipos de estudos voltados a pesquisar a reputação de um usuário, pontos adquiridos ou votos conseguidos pela importância de suas perguntas e respostas; ou estudos de gamificação relacionados a esse tema. O número de artigos encontrados sobre o tema é de cerca de doze.

Um dos artigos mais relevantes apresenta uma análise da comunidade *Stack Overflow* com dados do lançamento inicial do site em 2008 até 2012. O estudo se concentrou no comportamento e contribuição de usuários experientes para o site, versus não especialistas. Nisso, os autores examinaram o esquema de reputação usado pelo *Stack Overflow*, que é o método para recompensar usuários experientes. E, com isso, apresentaram uma análise dos padrões de participação dos usuários, mostrando que os usuários experientes diferem em seu perfil de interação de usuários não especializados de suas primeiras ações no site. Em que estes usuários fazem mais perguntas, respondem muitas outras questões, e suas respostas são mais prováveis de serem aceitas ou revividas (MOVSHOVITZ-ATTIAS *et al.*, 2013).

Outro ponto importante deste estudo, é que tanto especialistas como não especialistas exibem crescimento linear em seu envolvimento no site, sugerindo que sua atividade inicial ao se juntar ao site é indicativa de sua contribuição a longo prazo. Os autores usaram a análise SVD do gráfico de interação subjacente à rede do *Stack Overflow* e detectaram usuários com índices extremos de respostas versus perguntas, e demonstram que uma análise de *PageRank* dessa rede não está bem correlacionada com a experiência do usuário, mas é eficaz na detecção de usuários anômalos (MOVSHOVITZ-ATTIAS *et al.*, 2013).

Outro importante estudo foi feito por Morrison e Murphy-Hill (2013), que demonstraram uma correlação entre a idade e a reputação do usuário no *Stack Overflow*, o que indicou que o conhecimento de programação pode ser mantido em um alto nível para usuários entre 50 e 60 anos. Segundo os autores, o estudo demonstrou que os usuários mais antigos do *Stack Overflow* não só adquiriram conhecimento adicional, mas também adquiriram conhecimento de novas tecnologias, no caso das tecnologias que eles examinaram no estudo. Por fim Morrison e Murphy-Hill (2013) concluem que é necessária uma investigação mais aprofundada para determinar em que condições isso ocorre.

O terceiro trabalho relevante neste tópico foi escrito por Bosu *et al.* (2013), em que estes analisaram os dados *Stack Overflow* de quatro perspectivas, para entender a

dinâmica de construção da reputação em *Stack Overflow*. Os resultados da análise fornecem orientação para novos contribuidores de *Stack Overflow*, que desejam ganhar pontuações altas rapidamente. Em particular, os resultados apresentados pelos autores indicaram que as seguintes atividades podem ajudar a criar reputação rapidamente: responder a questões relacionadas a *tags* com menor densidade de perícia, responder perguntas prontamente, sendo o primeiro a responder a uma pergunta, ser ativo durante as horas de pico e contribuir para diversas áreas.

Artigos com pouca citação foram desenvolvidos por Halavais *et al.* (2014), Gantayat *et al.*, (2015), Slag, Waard e Bacchelli (2015); Marder, (2015); Jin *et al.* (2015); Xiong *et al.* (2017) e Neshati (2017). Esse tipo de estudo, focado em reputação e pontuações foi um dos principais encontrados nesta RSL.

#### **4.1.2.10 Crowdsourcing, Conhecimento e Inovação.**

Essa seção abordou os tipos de estudos voltados para pesquisas relacionadas à disseminação de conhecimento, dentro do *Stack Overflow*, entre os usuários.

Um dos principais trabalhos foi escrito por Vasilescu, Filkov e Serebrenik (2013), que investigaram a interação entre as atividades do *Stack Overflow* e o processo de desenvolvimento, refletido por mudanças de código comprometidas com o maior depósito de codificação social, o *GitHub*. O estudo demonstrou que os comitentes ativos do *GitHub* fazem menos perguntas e fornecem mais respostas do que outros. Os autores observaram que os solicitantes ativos do *Stack Overflow* enviam seu trabalho de forma menos uniforme do que os desenvolvedores que não fazem perguntas. Então, concluíram que, apesar das interrupções ocorridas, a taxa de atividade do *Stack Overflow* correlaciona-se com a atividade de alteração de código no *GitHub*.

Em outro estudo os autores investigaram o compartilhamento de links no *Stack Overflow*, para obter informações sobre como os desenvolvedores de software descobrem e divulgam inovações. Eles descobriram que o compartilhamento de links é um fenômeno significativo no *Stack Overflow*, que o *Stack Overflow* é um recurso importante para a disseminação de inovação de desenvolvimento de software e que é parte de uma rede interconectada maior de recursos *on-line* usados e referenciados pelos desenvolvedores. Segundo o referido artigo, este conhecimento pode orientar pesquisadores e profissionais que criam ferramentas e serviços que suportam

desenvolvedores de software na exploração, descoberta e adoção de inovações de desenvolvimento de software (GÓMEZ; CLEARY; SINGER, 2013).

Outros artigos foram escritos por Soliman *et al.* (2016); Ye, Xing e Kapre (2017); Zagalsky *et al.* (2016), Meldrum, Licorish e Savarimuthu (2017), Abdalkareem, Shihab e Rilling (2017b).

#### **4.1.2.11 Análise de Redes**

Nesta seção abordam-se estudos desenvolvidos que utilizaram técnicas de análise de redes sociais no *Stack Overflow*. Foram encontrados quatro artigos que tem abordagem deste tema.

O estudo mais relevante e citado foi feito por Silvestrini *et al.* (2015), em que exploram os atributos dos usuários, os serviços específicos da plataforma e diferentes estratégias de correspondência, contribuindo com uma metodologia para vincular contas de usuários no *Stack Overflow*, Github e Twitter. Os autores procuraram demonstrar como dezenas de milhares de contas no *Stack Overflow*, Github e Twitter poderiam ser vinculadas com sucesso. Eles realizaram um estudo comparativo das redes de interação do usuário nas três plataformas e investigaram as correlações entre as interações dos usuários nas diferentes redes (SILVESTRI *et al.*, 2015).

Outros três estudos nessa mesma temática foram realizados por Chen e Xing (2016b); Chen, Xing e Han (2016) e Odiete *et al.* (2017). Foram poucos estudos desenvolvidos nesse tipo de perspectiva.

#### **4.1.2.12 Qualidade de Perguntas e Respostas**

Nesta seção aborda-se o tipo de estudo focado em analisar a qualidade das perguntas e respostas dos usuários no *Stack Overflow*. Foram encontrados cinco artigos abordando esse tema. E aqui é descrito de maneira sucinta dos trabalhos de maior relevância.

Um dos estudos foi feito por Squire e Funkhouser (2014), onde estes realizaram cinco análises simples, projetadas para fornecer mais detalhes para o conselho geral fornecido nas Questões Frequentes do *Stack Overflow* para que os autores das perguntas incluam "um pouco de código-fonte" ao construir uma "boa" pergunta. A análise se concentra principalmente na comunidade de desenvolvedores de software do *Stack*

*Overflow*, porém os resultados desta análise de acordo com os autores podem ser amplamente aplicáveis a outras comunidades altamente técnicas, bem como à produção de documentação técnica em geral.

Em outro artigo, Baltadzhieva e Chrupala (2015) investigaram em que medida os recursos discutidos influenciam o número de respostas e o questionário que uma questão recebe; e se é possível prever essas medidas de qualidade de pergunta. Os resultados apresentados por eles, de ambos os conjuntos de modelos, mostraram que a inclusão de informações linguísticas melhora a precisão de predição dos modelos (BALTADZHIEVA; CHRUPALA, 2015).

Em outra pesquisa Duijn, Kucera e Bacchelli (2015) apresentaram uma abordagem para melhorar a classificação de questões de alta e baixa qualidade, com base em uma nova fonte de informação: a análise dos fragmentos de código em questões *Stack Overflow*. Eles mostraram que obtiveram desempenho semelhante à classificação, com base em um conjunto mais amplo de métricas, potencialmente atingindo uma melhor classificação geral.

Outros estudos foram realizados por Arora, Ganguly e Jones, (2016) e Calefato, Lanubile e Novielli (2016), estes artigos tiveram pouca citação de outros artigos ou trabalhos. O tema ou tipo de estudo que foi abordado nesta seção possui poucos trabalhos feitos, o que mostra a necessidade de mais trabalhos sobre o conteúdo em questão.

#### **4.1.2.13 Software, Plugin e Dataset**

Esta seção trata do tipo de estudo em que se desenvolve um software, *plugin*, ou *dataset* para se utilizar no *Stack Overflow*, ou gerar algum produto prático deste. Ao longo da Revisão Sistemática foram encontrados seis artigos com este tipo de estudo, feitos no *Stack Overflow*.

O primeiro artigo de relevância foi escrito por Ponzanelli *et al.* (2014a), onde se propõe uma abordagem em que se recupera automaticamente as discussões pertinentes do *Stack Overflow*, notificando o desenvolvedor sobre a ajuda disponível. Essa notificação é realizada depois do programa ou *plugin* avaliar a relevância e verificar se o limite de confiança determinado foi superado do tópico ou pergunta. Os referidos autores implementaram essa abordagem no *Prompter*, um plug-in do Eclipse. O *Prompter* foi avaliado através de dois estudos. O primeiro objetivou avaliar o modelo de

classificação planejado, enquanto o segundo foi conduzido para avaliar a utilidade do *Prompter*.

Outro estudo relevante foi realizado por Bacchelli, Ponzanelli e Lanza (2012), onde apresentaram o Seahawk, um *plugin* do Eclipse para integrar o conhecimento da multidão ou da comunidade do *Stack Overflow* em uma IDE. Este *plugin* permitiu que os desenvolvedores acessassem os dados do *Stack Overflow* de forma transparente, obtendo respostas sem alternar o contexto. Eles apresentaram o resultado preliminar do trabalho no *Seahawk*: onde foi possível mostrar que se conseguiu permitir que os usuários recuperassem perguntas respondidas do *Stack Overflow*, ligassem as discussões relevantes a qualquer código fonte no Eclipse e anexassem comentários explícitos aos links.

O terceiro estudo relevante é continuação do feito por Bacchelli, Ponzanelli e Lanza (2012) onde eles aproveitaram para demonstrar o *Seahawk*, o *plugin* do Eclipse que suporta a abordagem integrada e amplamente automatizada para auxiliar os programadores usando *Stack Overflow*. Segundo estes autores, a *Seahawk* formula consultas automaticamente a partir do contexto ativo no IDE, onde se apresenta uma lista de resultados classificada e interativa e que permite que os usuários importem amostras de código nas discussões, através de arrastar e soltar, e vincular as discussões do *Stack Overflow* e o código-fonte, persistentemente, como suporte para o trabalho em equipe. Essa descrição não é tão diferente da realizada pelos mesmos autores, no ano de 2012, citada no parágrafo anterior.

Outros trabalhos relacionados foram feitos por Latorre *et al.* (2015), Chowdhury e Hindle (2015) e Moet *et al.* (2016). Trabalhos que são referentes à criação de *plugin*, software, ou dataset criados e derivados do *Stack Overflow*. O interessante deste tipo de estudo, é que os trabalhos feitos procuraram construir produtos finais concretos para trabalhos futuros de outros pesquisadores.

#### **4.1.2.14 Estudos sobre Taxonomias**

Nesta seção trata-se de tipos de estudos voltados a pesquisar sobre taxonomias no *Stack Overflow*; somente foram encontrados dois artigos sobre esse tema, ou seja, está escasso o número de estudos que buscam criar ou extrair taxonomias do repositório de conhecimento do *Stack Overflow*.

O trabalho de maior relevância foi realizado por Zhu *et al.* (2015), estes propuseram uma abordagem baseada em aprendizado de máquina, com algumas características inovadoras, para criar automaticamente relações *hypernym-hyponym* entre *tags* no *Stack Overflow*. O estudo destes resultou em uma taxonomia sobre programação de software contendo 38.205 conceitos e 68.098 relações. Segundo estes autores os experimentos mostraram a alta qualidade dessa taxonomia criada por eles.

O outro estudo foi escrito por Zhu, Wang e Shen (2015), ou seja, os mesmos autores do artigo anteriormente descrito. Nota-se que as *tags* foram utilizadas nos estudos para criar a taxonomia, pois elas são os identificadores do conteúdo tratado. Porém, elas não foram o foco de pesquisa e sim o meio para se extrair ou criar a taxonomia. Por isso, esse tipo de estudo não está relacionado ao tipo de temática abordada na seção 4.1.5.4.

#### ***4.1.3 Quais os estudos estiveram envolvidos com a aplicação de Análise de Sentimentos?***

De todos os artigos existentes encontrados durante a Revisão Sistemática de Literatura, somente cinco trabalhos foram relacionados com o tema de estudos de Análise de Sentimentos no *Stack Overflow*.

Cada artigo descreve seu contexto para apresentar sua idéia, no primeiro artigo, escrito por Novielli, Calefato e Lanubile (2015), estes destacam que existe uma nova tendência de pesquisa, que surgiu para estudar o papel do afeto no “ecossistema do programador social”, aplicando a análise de sentimentos ao conteúdo disponível em sites como o *GitHub* e o *Stack Overflow*, que são foruns de Perguntas e Respostas voltados a programação.

No artigo de Novielli, Calefato e Lanubile (2015), estes pretendiam avaliar a adequação de uma ferramenta de análise de sentimentos dentro do estado-da-arte, que já foi aplicada na computação social, para detectar expressões afetivas no *Stack Overflow*. Os autores objetivaram também verificar a validade de construto da escolha da polaridade e da força do sentimento, como uma maneira apropriada de operacionalizar estados afetivos em estudos empíricos sobre o *Stack Overflow*. Eles concluem destacando a necessidade de superar as limitações induzidas pelo uso de léxico, dependente do domínio, o que pode produzir resultados não confiáveis.

No segundo artigo, Novielli, Calefato e Lanubile (2014) contextualizaram que as pessoas estão tentando cada vez mais resolver problemas específicos de domínio, por meio da interação em sites de Perguntas e respostas (Q & A) online, como o *Stack Overflow*. Os autores abordaram que existe um crescente sucesso da comunidade do *Stack Overflow* e que este depende, em grande parte, da vontade de seus membros de responder às perguntas de outras pessoas.

Eles reforçam o contexto, afirmando que pesquisas mostraram que os fatores que impulsionam os membros das comunidades online abrangem aspectos sociais e técnicos. Porém, estes também argumentaram que o estilo emocional de uma questão técnica influencia a probabilidade de obter prontamente uma resposta satisfatória. Neste artigo, é descrito um estudo empírico que teve como o objetivo investigar o papel do léxico afetivo nas questões postadas no *Stack Overflow* (NOVIELLI; CALEFATO; LANUBILE, 2014).

No terceiro artigo, escrito por Bazelli, Hindle e Stroulia (2013), os autores contextualizaram o cenário afirmando que os desenvolvedores têm compartilhado cada vez mais dúvidas entre eles, por meio de sites de perguntas e respostas (Q & A). Eles afirmaram que, conseqüentemente, esses sites se tornaram repositórios de conhecimento valiosos e que abrangem uma grande variedade de tópicos relacionados a linguagens de programação específicas. Eles ainda reforçam que o conhecimento destes sites se torna ainda mais útil, pois a comunidade de desenvolvedores avalia as perguntas e respostas por meio de mecanismos de votação. Ou seja, à medida que os votos se acumulam, a comunidade de desenvolvedores reconhece os membros de renome e passa a confiar mais em suas respostas.

Depois da contextualização colocada pelos autores supracitados, eles realizam uma análise de perguntas e respostas da comunidade, para determinar os traços de personalidade dos desenvolvedores, usando a ferramenta de análise de sentimentos (LIWC); onde estes exploram os traços de personalidade dos usuários do StackOverflow, categorizando-os em diferentes categorias com base na reputação dos usuários. Eles realizaram essa análise textual dos posts do *Stack Overflow* e descobriram que os usuários de maior renome são mais extrovertidos em comparação com os usuários de médio e baixo renome. Reforçando que os usuários que tiveram mensagens mais votadas expressam emoções significativamente menos negativas do que os autores de posts depreciados (BAZELLI; HINDLE; STROULIA, 2013).



No quarto artigo encontrado, que foi escrito por Calefato *et al.* (2015), estes falam do contexto de que pesquisas mostraram que os impulsionadores do sucesso no atendimento de perguntas *on-line* abrangem a qualidade da apresentação, bem como os aspectos temporais e sociais. Eles argumentaram que também o estilo emocional de uma contribuição técnica influencia sua qualidade percebida.

Após a contextualização, estes autores descreveram a investigação que busca saber como os usuários do *Stack Overflow* podem aumentar a chance de aceitação de sua resposta. O estudo se concentrou em fatores acionáveis, que podem ser usados pelos usuários ao escrever uma resposta e fazer comentários. Por fim, concluíram que existem evidências de que os fatores relacionados à apresentação da informação, tempo e afeto, todos têm impacto no sucesso das respostas (CALEFATO *et al.*, 2015).

No quinto artigo, relacionado à Análise de Sentimentos, Mondal, Rahman e Roy (2016) contextualizam que os desenvolvedores de software costumam fazer perguntas no site do *Stack Overflow*, ressaltando que as perguntas postadas às vezes não atendem às diretrizes padrão. Segundo eles, conseqüentemente, algumas das perguntas são editadas por usuários experientes, algumas delas são rejeitadas e algumas são excluídas permanentemente. Sendo que os usuários (ou seja, desenvolvedores) podem não obter as soluções esperadas para seus problemas.

Mondal, Rahman e Roy (2016) estudaram as perguntas do *Stack Overflow* subvotadas analisando a relação das emoções incorporadas com a qualidade das perguntas. Para tal estudo, usaram a API *Sentiment140* para identificar emoções incorporadas nos textos das perguntas, e depois os autores aplicaram o MLP (*Feed-Forward Multilayer Perceptron*) e SVM (*Support Vector Machine*) nos dados de emoção para desenvolver um modelo de previsão de qualidade.

Os experimentos destes autores usaram 38.920 perguntas do *Stack Overflow*, onde os autores afirmaram ter como resultado cerca de 70% de precisão e cerca de 74% de recall para o modelo proposto que teve validação cruzada de 10 vezes. Por fim, concluíram que os resultados revelaram o impacto das emoções humanas sobre a qualidade de uma questão postada no *Stack Overflow* (MONDAL; RAHMAN; ROY, 2016).

Esses foram os trabalhos existentes relacionados ao tema de Análise de Sentimentos, que estudam sobre os vários aspectos as emoções e sentimentos em textos gerados nos posts do *Stack Overflow*. Os trabalhos relatam pontos muito importantes

que foram considerados essenciais para o experimento que foi realizado nesta dissertação e que será abordado no próximo capítulo (4.2).

## **4.2 RESULTADOS DA ANÁLISE DE SENTIMENTOS COM O NRC**

No experimento foram coletados cinco arquivos em formato CSV, cada qual contendo 50 mil comentários. Cada arquivo está relacionado a uma tag ou tecnologia, os comentários foram feitos pelos top 10 usuários de cada *tag* que são “Java”, “C#”, “Python”, “R” e “PHP”. Foram verificadas quais palavras estão associadas às pontuações de sentimento com cada tecnologia.

No dicionário NRC, cada ponto é contado pela frequência da palavra, cada palavra equivale a 1 ponto por vez que aparece. Essa mesma palavra pode estar associada com 1, 2, 3 emoções ou mais, e se a estiver associada à emoção de raiva, alegria e tristeza e for encontrada uma vez no texto se contará um 1 ponto para cada emoção a associada a ela. Se for encontrada 2 vezes a palavra, 2 pontos serão somados a emoção de raiva, alegria e tristeza, essa é a característica do modelo NRC.

Foram realizados cinquenta gráficos, agrupados em 10 grupos, cada qual relacionado a um sentimento (Positivo e Negativo) ou emoção (Raiva, Desgosto, Alegria, Tristeza, Medo, Confiança, Surpresa, Antecipação), cada grupo possui 5 gráficos em que cada um está ligado a uma tecnologia (PHP, Java, C#, R e Python); mostrando as 10 melhores palavras pertencentes a cada léxico do NRC. Ao olhar para cada léxico do NRC, isso pode ajudar a descrever e comparar as diferenças dentre emoções e sentimentos dos usuários de cada tecnologia.

### *4.2.1 Raiva (Anger)*

Nesta seção se aborda o resultado encontrado em relação à emoção de raiva, dentro do perfil dos cinco tipos de usuários ou programadores.

Na Tabela 2, observa-se o número de léxicos ou termos encontrados do NRC dentro dos comentários de cada tipo de usuário. Conforme demonstrado, usuários ou programadores relacionados ao C# foram os que mais expressaram palavras de raiva e os que tiveram maior quantidade delas reproduzidas nos textos; já usuários ligados ao Java e R mostraram menor número de léxicos encontrados e menor quantidade de repetições destes léxicos.

A média de pontos por léxico encontrada mostrou que a intensidade de pontos por palavra de raiva em relação aos usuários de PHP foi a menor, esse indício aponta que esses usuários têm uma menor propensão a essa emoção. Já usuários relacionados ao Python demonstraram uma intensidade de raiva maior que os outros tipos de usuários.

**Tabela 2 - Estatística do resultado da emoção de Raiva**

|        | Nº de Léxicos | Pontos | Média Pontos por Léxico | Desvio Padrão |
|--------|---------------|--------|-------------------------|---------------|
| PHP    | 397           | 5455   | 13,74055                | 44,83         |
| JAVA   | 352           | 5377   | 15,27557                | 50,09         |
| C#     | 445           | 7878   | 17,70337                | 54,42         |
| PYTHON | 363           | 7144   | 19,68044                | 69,76         |
| R      | 361           | 6207   | 17,19391                | 78,67         |

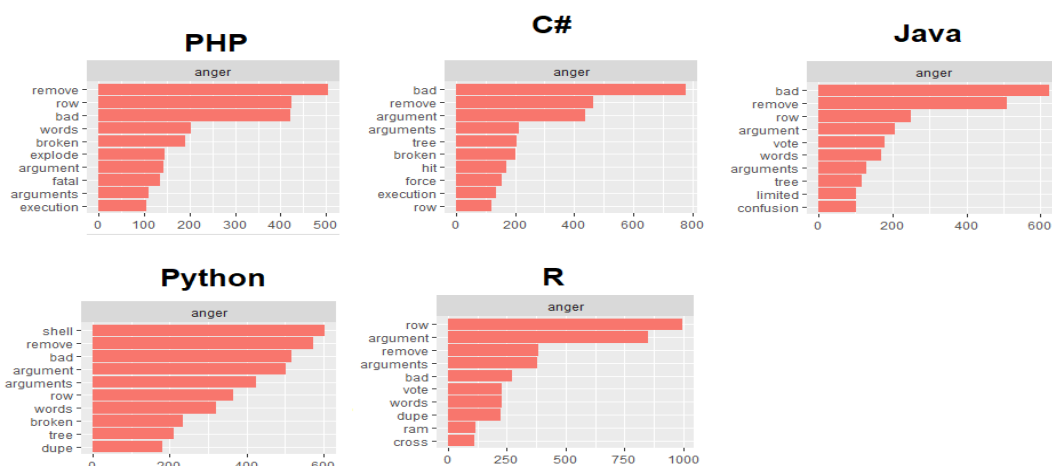
Fonte: o autor (2018)

Na Figura 16, pode-se observar como os 10 léxicos da emoção de Raiva variam dentre tecnologias. Os termos como “*bad*”, “*argument*”, “*arguments*”, “*row*” e “*remove*” estão sempre entre os léxicos mais frequentes em todas as listas de cada Tecnologia.

Já os termos como “*execution*” (PHP e C#), “*tree*” (Java, C#, Python), “*vote*” (Java, R), “*broken*” (C#, PHP, Python), “*words*” (Java, PHP, Python, R), “*dupe*” (R, Python) estão aparecendo em pelo menos duas listas.

Os termos que só estão em uma única lista são relacionaos ao PHP “*fatal*” e “*explode*”, ao R “*ram*” e “*cross*”, ao Java “*limited*” e “*confusion*”, ao Python somente o termo “*shell*” e ao C# os termos “*hit*” e “*force*”.

**Figura 16 – Os 10 léxicos de Raiva mais mencionados por tecnologia**



Fonte: o autor (2018)

#### 4.2.2 Alegria (Joy)

Nesta seção aborda-se o resultado encontrado em relação à emoção alegria dentro do perfil dos cinco tipos de usuários ou programadores.

Na Tabela 3, observa-se o número de léxicos ou termos encontrados do NRC, dentro dos comentários de cada tipo de usuário; conforme demonstrado, usuários ou programadores relacionados ao C# foram os que mais expressaram palavras de alegria, os que tiveram maior quantidade delas reproduzidas nos textos e maior intensidade.

Já usuários ligados ao Java, R e Python mostraram ter uma variação semelhante em relação a essa emoção. Diferentemente dos usuários do PHP, que demonstraram novamente o indicador de intensidade menor de emoção por palavra, apesar do número de léxicos encontrados e quantidades de vezes que estes apareceram.

**Tabela 3 - Estatística do resultado da emoção de Alegria**

|             | Nº de Léxicos | Pontos | Média Pontos por Léxico | Desvio Padrão |
|-------------|---------------|--------|-------------------------|---------------|
| <b>PHP</b>  | 240           | 8859   | 36,9125                 | 115,55        |
| <b>JAVA</b> | 239           | 10165  | 42,53138                | 143,43        |
| <b>C#</b>   | 263           | 12025  | 45,72243                | 164,61        |

|               |     |      |          |        |
|---------------|-----|------|----------|--------|
| <b>PYTHON</b> | 228 | 9607 | 42,13596 | 136,88 |
| <b>R</b>      | 235 | 9662 | 41,11489 | 144,10 |

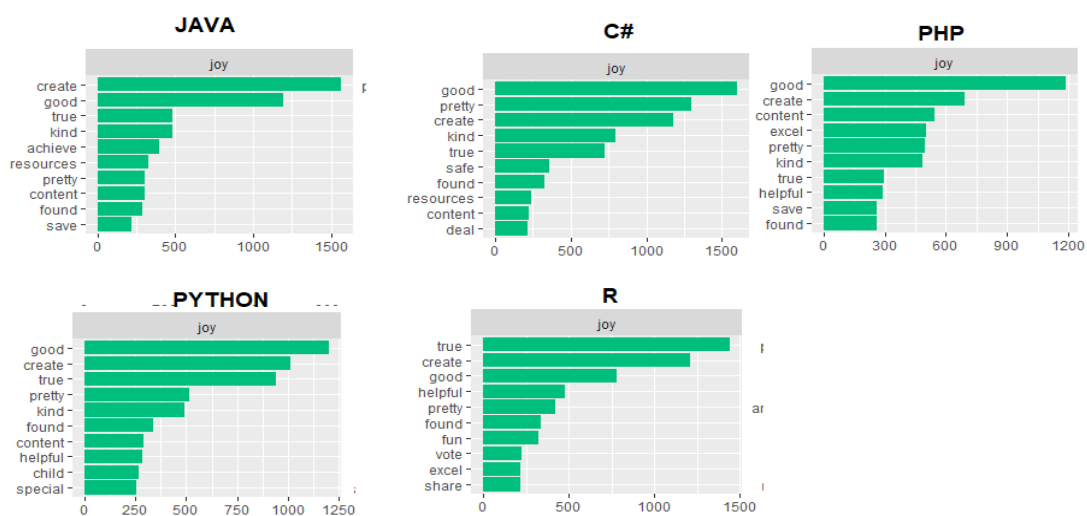
Fonte: o autor (2018)

Na figura 17, pode-se observar como os 10 léxicos da emoção alegria variam dentre tecnologias. Os termos como “good”, “create”, “pretty”, “true” e “found” estão sempre entre os léxicos mais frequentes em todas as listas de cada Tecnologia.

Já os termos como “kind” (PHP, C#, Java, Python), “save” (PHP e C#), “content” (Java, C#, Python, PHP), “resources” (C# e Java), “helpful” (PHP, Python, R), “excel” (R, PHP) estão aparecendo em pelo menos 2 listas de léxicos .

Os termos que só estão em uma única lista são relacionaos ao C# “deal” e “safe”; ao R os termos “fun”, “vote” e “share”; ao Java somente o termo “achieve”; ao Python os termos “child” e “special”. O PHP não possui nenhum termo único.

**Figura 17 - Os 10 léxicos de Alegria mais mencionados por tecnologia**



Fonte: o autor (2018)

#### 4.2.3 Confiança (*Trust*)

Nesta seção aborda-se o resultado encontrado em relação à emoção confiança, dentro do perfil dos cinco tipos de usuários ou programadores.

Na Tabela 4, observa-se o número de léxicos ou termos encontrados do NRC dentro dos comentários de cada tipo de usuário; conforme é demonstrado, usuários ou programadores relacionados ao C# foram os que mais expressaram palavras de

confiança, que tiveram maior quantidade delas reproduzidas nos textos e também maior intensidade por palavra, já usuários ligados ao Java e R mostraram menor intensidade por léxicos encontrados em relação a essa emoção.

Os usuários de PHP tiveram uma maior intensidade, diferente em relação às emoções de raiva e alegria; e os usuários de Python obtiveram a segunda maior intensidade em confiança.

**Tabela 4 - Estatística do resultado da emoção de Confiança**

|        | Nº de Léxicos | Pontos | Média Pontos por Léxico | Desvio Padrão |
|--------|---------------|--------|-------------------------|---------------|
| PHP    | 489           | 25402  | 51,94683                | 185,80        |
| JAVA   | 502           | 24482  | 48,76892                | 137,00        |
| C#     | 525           | 29721  | 56,61143                | 150,23        |
| PYTHON | 478           | 25670  | 53,70293                | 161,35        |
| R      | 492           | 23767  | 48,30691                | 157,28        |

Fonte: o autor (2018)

Na figura 18 pode-se observar como os 10 léxicos da emoção confiança variam dentre tecnologias. Os termos como “*good*” e “*show*”, estão sempre entre os léxicos mais frequentes em todas as listas de cada Tecnologia.

Já os termos como “*kind*” (PHP, Java), “*pretty*” (PHP e R), “*system*” (Java, C#, PHP), “*related*” (PHP, Java, Python), “*real*” (Java, PHP, Python, C#), “*true*” (R, Java, PHP, Python), “*provide*” (R, Java, Python), “*expect*” (C#, R, Python) e “*suggest*” (Java, R) estão aparecendo em pelo menos 2 listas.

Os termos que só estão em uma lista são, em relação ao C#, “*machine*” e “*assembly*”; ao R os termos “*base*”, “*helpful*” e “*structure*”; ao Java somente o termo “*fact*”; ao Python os termos “*dictionary*”, “*explain*” e “*statement*”; e ao PHP os termos “*excel*”, “*manual*” e “*prepared*”.

**Figura 18 - Os 10 léxicos de Confiança mais mencionados por tecnologia**



Fonte: o autor (2018)

#### 4.2.4 Medo (Fear)

Nesta seção aborda-se o resultado encontrado em relação à emoção medo, dentro do perfil dos cinco tipos de usuários ou programadores.

Na Tabela 5 pode-se observar o número de léxicos ou termos encontrados do NRC dentro dos comentários de cada tipo de usuário; como é demonstrado usuários ou programadores relacionados ao C# foram os que mais expressaram palavras de medo e os que tiveram maior quantidade delas reproduzidas nos textos, porém a intensidade da emoção medo foi similar aos dos usuários de Java. Os usuários de Python já demonstram ter uma intensidade maior associada ao medo, ao contrário dos usuários de PHP e R, que expressaram uma intensidade de medo bem menor que os outros usuários ligados a outras linguagens.

**Tabela 5 - Estatística do resultado da emoção de Medo**

|        | Nº de Léxicos | Pontos | Média Pontos por Léxico | Desvio Padrão |
|--------|---------------|--------|-------------------------|---------------|
| PHP    | 419           | 12944  | 30,8926                 | 150,89        |
| JAVA   | 408           | 15407  | 37,76225                | 234,66        |
| C#     | 508           | 19244  | 37,88189                | 206,94        |
| PYTHON | 405           | 16071  | 39,68148                | 212,76        |
| R      | 399           | 11950  | 29,94987                | 149,93        |

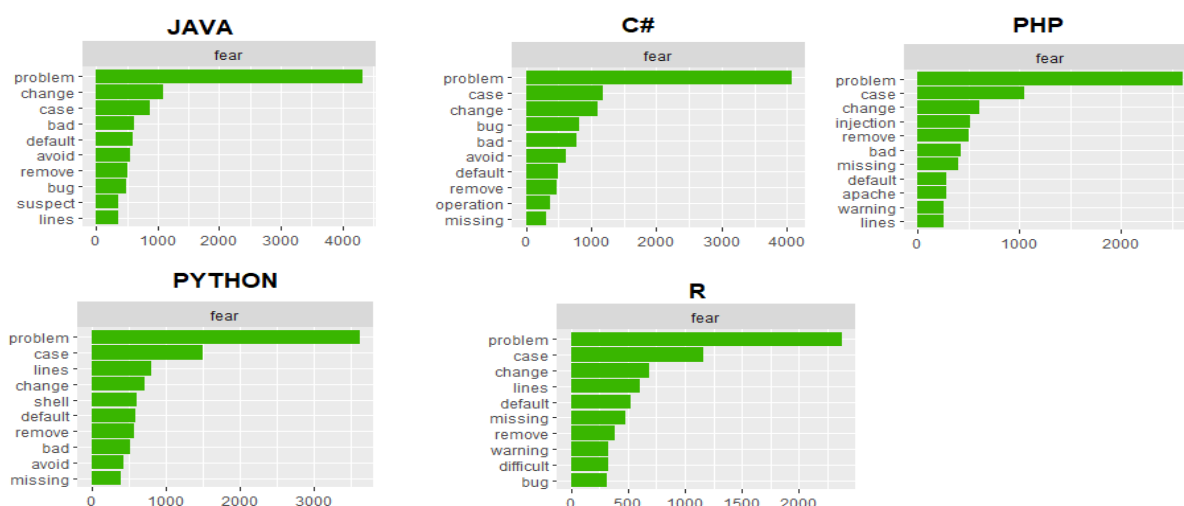
Fonte: o autor (2018)

Na Figura 19, pode-se observar como os 10 léxicos da emoção medo variam de tecnologia. Os termos como “*problem*”, “*case*”, “*default*”, “*change*” e “*remove*” estão sempre entre os léxicos mais frequentes em todas as listas de cada Tecnologia.

Já os termos como “*missing*” (PHP, C#, Python, R), “*lines*” (PHP, Java, R, Python), “*avoid*” (Java, C#, Python), “*bad*” (PHP, C#, Java, Python), “*bug*” (Java, R, C#), “*warning*” (R, PHP), estão aparecendo pelo menos em duas listas.

Os termos que só estão em uma lista são: relacionados ao C# “*operation*”, e “*assembly*”; ao R somente o termo “*difficult*”; ao Java somente o termo “*suspect*”; ao Python somente o termo “*shell*”; e ao PHP os termos “*apache*” e “*injection*”.

**Figura 19 - Os 10 léxicos de Medo mais mencionados por tecnologia**



Fonte: o autor (2018)

#### 4.2.5 Surpresa (Surprise)

Nesta seção aborda-se o resultado encontrado em relação à emoção de surpresa, dentro do perfil dos cinco tipos de usuários ou programadores.

Na Tabela 6, observa-se o número de léxicos ou termos encontrados do NRC dentro dos comentários de cada tipo de usuário. Conforme demonstrado, usuários ou programadores relacionados ao C# foram os que mais expressaram palavras de surpresa e os que tiveram maior quantidade delas reproduzidas nos textos, mas novamente os usuários de Python mostraram ter maior intensidade por léxico de surpresa do que os de



C#. Já usuários ligados ao R e PHP tiveram a menor intensidade de léxicos de surpresa, e os usuários de Java se mantiveram seu padrão bem variado dentro de cada emoção, agora mais próximos dos usuários de R e PHP.

**Tabela 6 - Estatística do resultado da emoção de Surpresa**

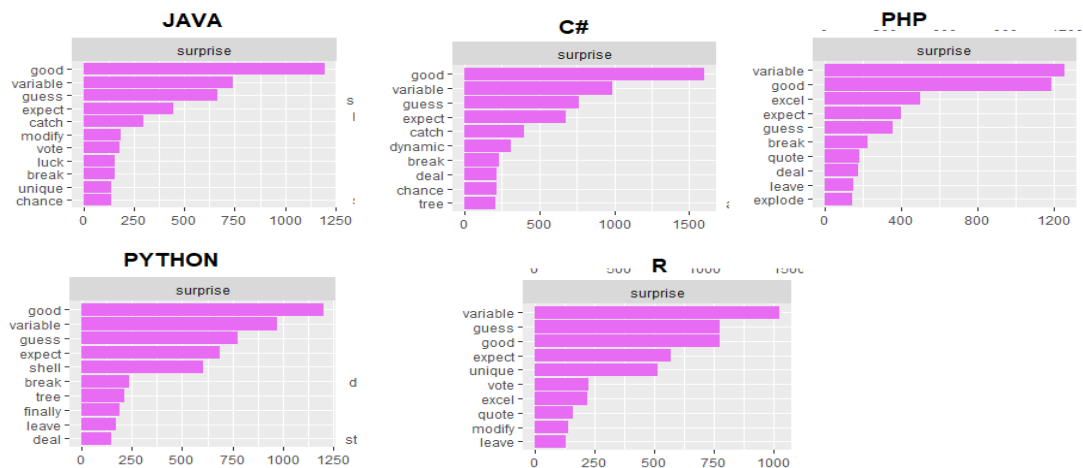
|        | Nº de Léxicos | Pontos | Média Pontos por Léxico | Desvio Padrão |
|--------|---------------|--------|-------------------------|---------------|
| PHP    | 192           | 6959   | 36,24479                | 136,46        |
| JAVA   | 191           | 7102   | 37,18325                | 120,63        |
| C#     | 233           | 9417   | 40,41631                | 145,99        |
| PYTHON | 190           | 8314   | 43,75789                | 143,28        |
| R      | 191           | 6811   | 35,65969                | 123,71        |

Fonte: o autor (2018)

Na Figura 20, pode-se observar como os 10 léxicos mais frequentes da emoção de surpresa variam dentre tecnologias. Os termos como “good”, “variable”, “guess” e “expect” estão sempre entre os léxicos mais frequentes em todas as listas de cada Tecnologia.

Já os termos como “catch” (C#, Java), “break” (Java, C#, PHP, Python), “deal” (C#, PHP, Python), “chance” (C#, Java), “leave” (PHP, Python, R), “unique” (R, Java), “tree” (C#, Python), “modify” (Java, R), “quote” (PHP, R), “vote” (Java, R) e “excel” (PHP, R) estão aparecendo pelo menos 2 listas.

Os termos que estão em única lista são: relacionado ao C# somente o termo “dynamic”; ao Java somente o termo “luck”; ao Python os termos “shell” e “finally”; e ao PHP somente o termo “explode”. O R não possui termos únicos.

**Figura 20 - Os 10 léxicos de Surpresa mais mencionados por tecnologia**

Fonte: o autor (2018)

#### 4.2.6 Tristeza (Sadness)

Nesta seção aborda-se o resultado encontrado em relação à emoção de tristeza, dentro do perfil dos cinco tipos de usuários ou programadores.

Na Tabela 7, é possível observar o número de léxicos ou termos encontrados do NRC, dentro dos comentários de cada tipo de usuário. Como é demonstrado, usuários ou programadores relacionados ao C# foram os que mais expressaram palavras de tristeza e os que tiveram maior quantidade delas reproduzidas nos textos, porém a intensidade de palavras por léxicos de tristeza mostrou-se equilibrada com as dos usuários de Java e PHP, enquanto os usuários de Python tiveram maior intensidade de tristeza e os usuários de R já tiveram uma intensidade bem baixa em comparação com os outros usuários que utilizam as demais linguagens.

**Tabela 7 - Estatística do resultado da emoção de Tristeza**

|        | Nº de Léxicos | Pontos | Média Pontos por Léxico | Desvio Padrão |
|--------|---------------|--------|-------------------------|---------------|
| PHP    | 390           | 14881  | 38,15641                | 251,72        |
| JAVA   | 359           | 14245  | 39,67967                | 256,62        |
| C#     | 442           | 17503  | 39,59955                | 222,22        |
| PYTHON | 362           | 16402  | 45,30939                | 255,51        |
| R      | 365           | 12013  | 32,91233                | 188,16        |

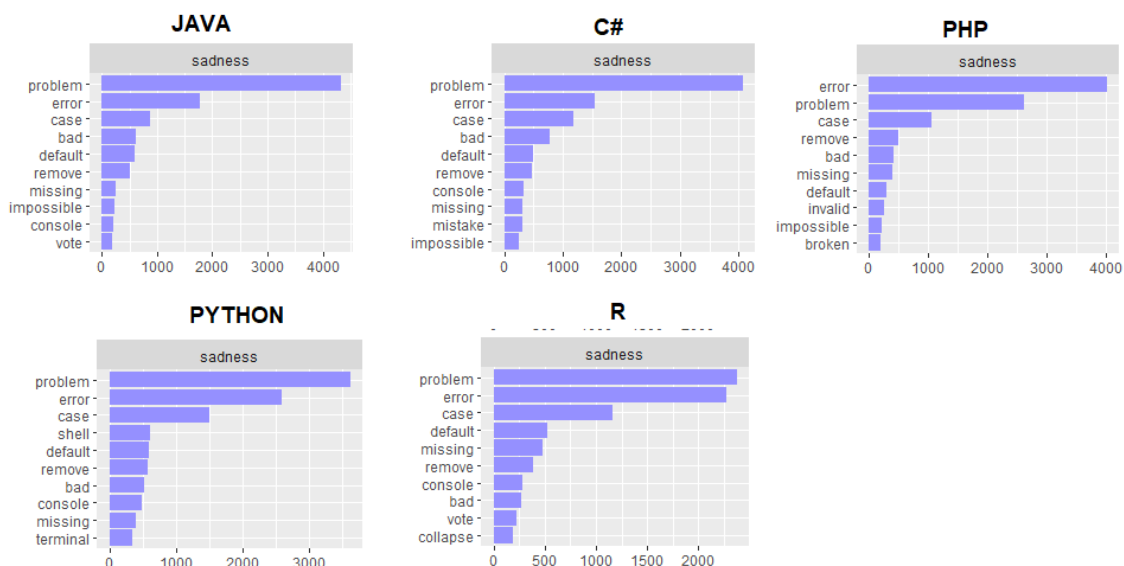
Fonte: o autor (2018)

Na Figura 21, pode-se observar como os 10 léxicos da emoção de tristeza variam dentre tecnologias. Os termos como “*case*”, “*problem*”, “*bad*”, “*error*”, “*default*”, “*remove*” e “*missing*” estão sempre entre os léxicos mais frequentes em todas as listas de cada Tecnologia.

Já os termos como “*impossible*” (Java, C#, PHP), “*console*” (Java, C#, Python, R) e “*vote*” (Java, R) estão aparecendo em pelo menos duas listas.

Os termos que só estão em uma lista são: relacionado ao C# somente o termo “*mistake*”; ao R somente o termo “*collapse*”; ao Python os termos “*shell*” e “*terminal*”; e ao PHP os termos “*broken*” e “*invalid*”.

**Figura 21 - Os 10 léxicos de Tristeza mais mencionados por tecnologia**



Fonte: o autor (2018)

#### 4.2.7 Nojo (Disgust)

Nesta seção aborda-se o resultado encontrado em relação à emoção nojo, dentro do perfil dos cinco tipos de usuários ou programadores.

Na Tabela 8, se pode observar o número de léxicos ou termos encontrados do NRC dentro dos comentários de cada tipo de usuário. Como é demonstrado, usuários ou programadores relacionados ao C# foram os que mais expressaram palavras de nojo, os que tiveram maior quantidade delas reproduzidas nos textos e também a maior intensidade por léxico, já os usuários de PHP e R foram os que tiveram menor intensidade e os outros usuários de Java e Python ficaram equilibrados entre eles.

Tabela 8 - Estatística do resultado da emoção de Nojo

|        | Nº de Léxicos | Pontos | Média Pontos por Léxico | Desvio Padrão |
|--------|---------------|--------|-------------------------|---------------|
| PHP    | 298           | 3172   | 10,6443                 | 33,54         |
| JAVA   | 283           | 4256   | 15,03887                | 60,27         |
| C#     | 329           | 6648   | 20,20669                | 74,93         |
| PYTHON | 263           | 4374   | 16,63118                | 58,70         |
| R      | 266           | 3196   | 12,01504                | 44,21         |

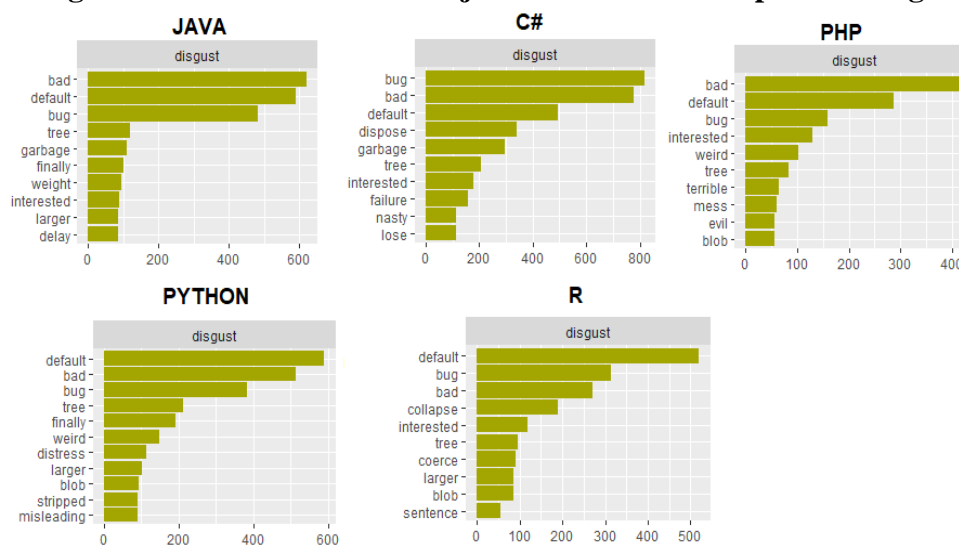
Fonte: o autor (2018)

Na Figura 22, pode-se observar como os 10 léxicos da emoção de nojo variam de tecnologia. Os termos como “bug”, “bad”, “default” e “tree” estão sempre entre os léxicos mais frequentes em todas as listas de cada Tecnologia.

Já os termos como “garbage” (C#, Java), “interested” (PHP, C#, Java, R), “larger” (Java, Python, R), “blob” (PHP, R, Python), “weird” (PHP, Python) e “finally” (Java, Python) estão aparecendo em pelo menos duas listas.

Os termos que só estão em uma lista são relacionaos ao C# “failure”, “dispose”, “lose”, e “nasty”, ao R os termos “coerce”, “sentence” e “collapse”, ao Java os termos “weight” e “delay”, ao Python os termos “distress”, “misleading” e “stripped” e ao PHP os termos “terrible”, “mess” e “evil”.

Figura 22 - Os 10 léxicos de Nojo mais mencionados por tecnologia



Fonte: o autor (2018)

#### 4.2.8 Antecipação (Anticipation)

Nesta seção aborda-se o resultado encontrado em relação à emoção de antecipação, dentro do perfil dos cinco tipos de usuários ou programadores.

Na Tabela 9, se pode observar o número de léxicos ou termos encontrados do NRC, dentro dos comentários de cada tipo de usuário. Conforme demonstrado, usuários ou programadores relacionados ao C# foram os que mais expressaram palavras de antecipação, os que tiveram maior quantidade delas reproduzidas nos textos e também maior intensidade de palavras por léxicos de antecipação.

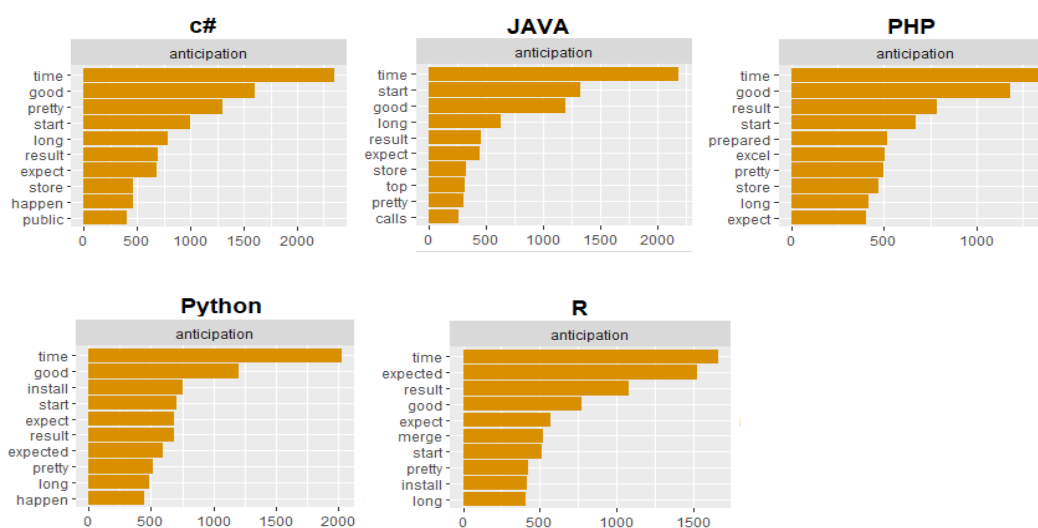
**Tabela 9 – Estatística do resultado da emoção de Antecipação**

|        | Nº de Léxicos | Pontos | Médios Pontos por Léxico | Desvio Padrão |
|--------|---------------|--------|--------------------------|---------------|
| PHP    | 352           | 14145  | 40,18466                 | 128,62        |
| JAVA   | 334           | 15772  | 47,22156                 | 166,76        |
| C#     | 384           | 20169  | 52,52344                 | 186,07        |
| PYTHON | 330           | 16310  | 49,42424                 | 165,01        |
| R      | 350           | 15829  | 45,22571                 | 156,35        |

Fonte: o autor (2018)

Na Figura 23, pode-se observar como os 10 léxicos da emoção antecipação variam dentre tecnologias. Os termos como “good”, “time”, “pretty”, “start”, “long”, “result” e “expect” estão sempre entre os léxicos mais frequentes em todas as listas de cada Tecnologia. Já os termos como “store” (PHP, Java, C#), “install” (Python, R), “happen” (C#, Python) e “expected” (Python, R) estão aparecendo em pelo menos duas listas. Os termos que só estão em uma lista são: relacionado ao C# somente o termo “public”; ao R somente o termo “merge”; ao Java o termo “top” e “calls”; e ao PHP os termos “excel” e “prepared”. Enquanto que o Python não possui um termo único.

**Figura 23 - Os 10 léxicos de Antecipação mais mencionados por tecnologia**



Fonte: o autor (2018)

#### 4.2.9 Positivo (Positive)

Nesta seção aborda-se o resultado encontrado em relação ao sentimento positivo, dentro do perfil dos cinco tipos de usuários ou programadores.

Na Tabela 10, se pode observar o número de léxicos ou termos encontrados do NRC, dentro dos comentários de cada tipo de usuário. Como é demonstrado, usuários ou programadores relacionados ao C# foram os que mais expressaram palavras de sentimento positivo e os que tiveram maior quantidade delas reproduzidas nos textos; já o de maior média foi o Python, e em segundo veio o C#. Enquanto média por léxico de Java, R e PHP ficaram equilibrados e próximos entre si.

**Tabela 10 - Estatística do resultado de Sentimento positivo**

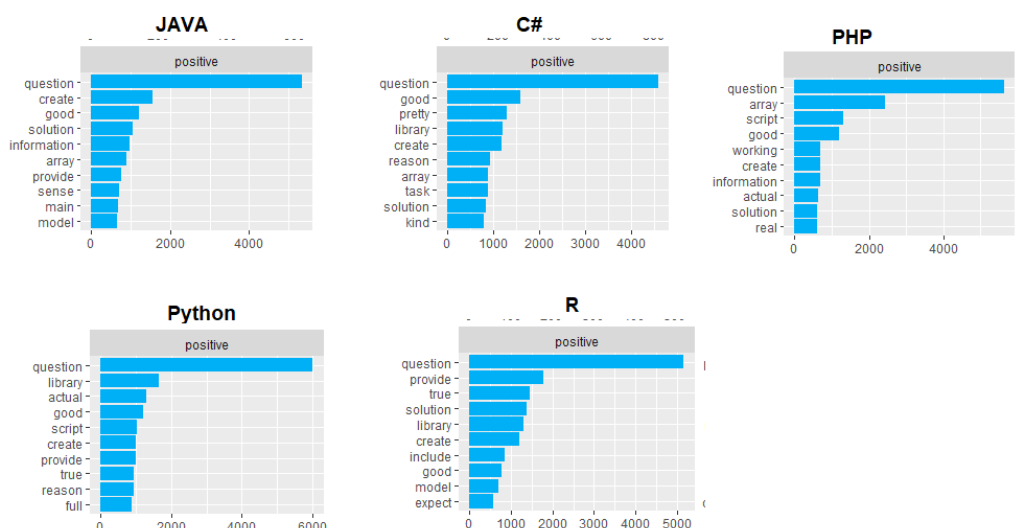
|        | Nº de Léxicos | Pontos | Média por Léxico | Desvio Padrão |
|--------|---------------|--------|------------------|---------------|
| PHP    | 895           | 44507  | 49,72849         | 232,55        |
| JAVA   | 926           | 46058  | 49,73866         | 213,75        |
| C#     | 973           | 54254  | 55,75951         | 202,05        |
| PYTHON | 866           | 50059  | 57,80485         | 252,32        |
| R      | 899           | 43802  | 48,72303         | 219,69        |

Fonte: o autor (2018)

Na Figura 24 pode-se observar como os 10 léxicos do sentimento positivo variam dentre tecnologias. Os termos como “*question*”, “*good*” e “*create*” estão sempre entre os léxicos mais frequentes em todas as listas de cada Tecnologia.

Já os termos como “*solution*” (PHP, Java, C#, R), “*information*” (Java, PHP), “*array*” (C#, PHP, Java), “*provide*” (Java, Python, R), “*model*” (Java, R), “*library*” (Python, R, C#), “*reason*” (C#, Python), “*script*” (PHP, Python), “*actual*” (PHP, Python), “*true*” (R, Python), “*reason*” (C#, Python) estão aparecendo pelo menos duas listas. Os termos que só estão em uma lista são: relacionados ao C# os termos “*task*”, “*kind*” e “*pretty*”; ao R os termos “*include*” e “*expect*”; ao Java os termos “*sense*” e “*main*”; e ao PHP os termos “*working*” e “*real*”. O Python possui um termo único “*full*”.

**Figura 24 - Os 10 léxicos de sentimento positivo mais mencionados por tecnologia**



Fonte: o autor (2018)

#### 4.2.10 Negativo (Negative)

Nesta seção aborda-se o resultado encontrado em relação ao sentimento negativo, dentro do perfil dos cinco tipos de usuários ou programadores.

Na Tabela 11, pode-se observar o número de léxicos ou termos encontrados do NRC dentro dos comentários de cada tipo de usuário. Como é demonstrado, entre usuários do C# se repete um padrão, de se ter um número de léxicos encontrados maiores e uma quantidade de reproduções também maior que a dos outros usuários. Assim como a média por léxico dos usuários de Python foi maior que a dos outros

usuários. PHP e R foram os que tiveram média menor, outro padrão já detectado anteriormente.

**Tabela 11 - Estatística do resultado de Sentimento Negativo**

|        | Nº de Léxicos | Pontos | Média Pontos por Léxico | Desvio Padrão |
|--------|---------------|--------|-------------------------|---------------|
| PHP    | 995           | 23877  | 23,99698                | 164,99        |
| JAVA   | 955           | 24954  | 26,12984                | 166,47        |
| C#     | 1128          | 32638  | 28,9344                 | 157,00        |
| PYTHON | 942           | 29072  | 30,862                  | 173,44        |
| R      | 938           | 22579  | 24,07143                | 132,40        |

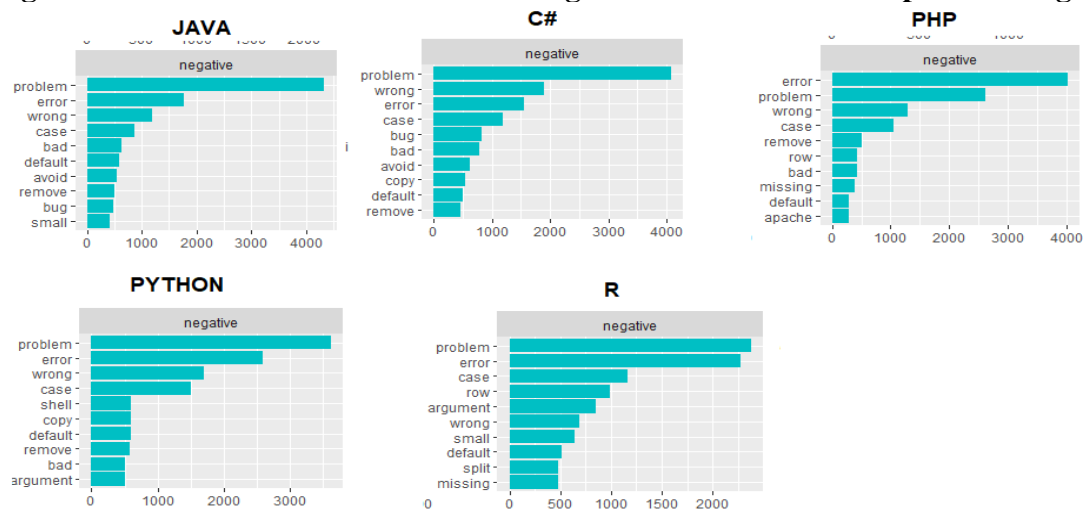
Fonte: o autor (2018)

Na Figura 25, podem-se observar como os 10 léxicos de sentimento negativo variam dentre tecnologias. Os termos como “*wrong*”, “*problem*”, “*case*”, “*error*”, “*default*”, “*result*” e “*expect*” estão sempre entre os léxicos mais frequentes em todas as listas de cada Tecnologia.

Já os termos como “*bad*” (PHP, Java, C#, Python), “*bug*” (Java, C#), “*remove*” (C#, Python, PHP, Java), “*small*” (Java, R), “*avoid*” (Java, C#), “*copy*” (C#, Python), “*row*” (PHP, R), “*missing*” (PHP, R) e “*argument*” (Python, R) estão aparecendo em pelo menos duas listas.

Os termos que só estão em uma lista são: relacionado ao PHP somente o termo “*apache*”; ao R somente o termo “*split*”; ao Python somente o termo “*shell*”. Já entre Java e C# não houve nenhum termo único dentre os 10 léxicos.

**Figura 25 - Os 10 léxicos de sentimento negativo mais mencionado por tecnologia**



Fonte: o autor (2018)



### 4.3 EXPERIMENTOS COM AFINN

O experimento usou uma lista completa de palavras que sinalizavam negação em inglês (ou seja, "not", "no", "never", "without"). Isso permitiu que se encontrasse um conjunto maior de palavras precedidas de negação e identificar seu impacto na análise de sentimentos. Esse experimento é baseado no método de Silge e Robinson (2017)

#### 4.3.1 Never

Nesta seção mostram-se os resultados oriundos da análise de frequência de palavras precedidas da palavra negativa "never"; e aplicadas em cima dos arquivos do "R", "C#", "Python", "Java" e "PHP".

Na Tabela 12, estão demonstrados os resultados estatísticos dos léxicos encontrados nos comentários dos usuários. Pode-se notar que nos comentários dos usuários de C# se obtiveram o maior número de léxicos encontrados (222) e os de Python tiveram o menor valor (153).

Os pontos são o resultado da soma dos valores atribuídos por léxicos, sejam léxicos com valores negativos, positivos ou até zero. Os usuários de R e Java demonstraram maior saldo positivo, os usuários de PHP tiveram maior média positiva e usuários de C# maior média negativa.

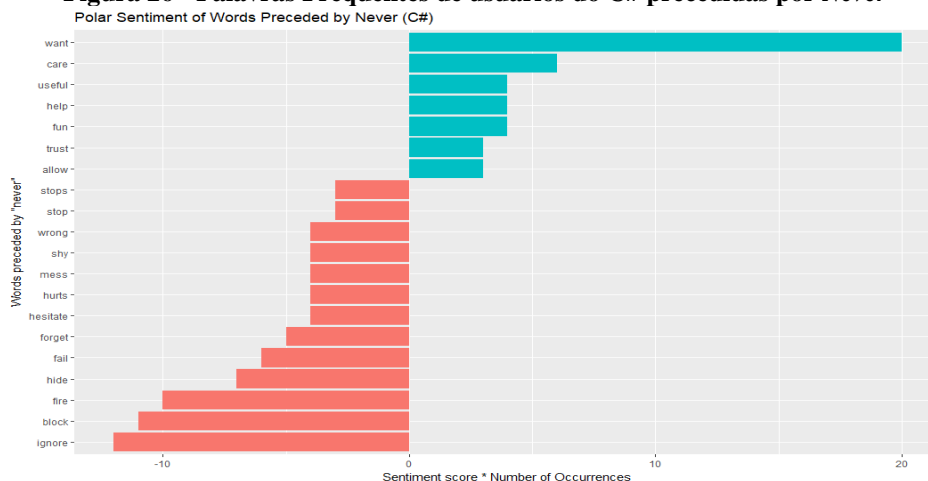
Esses léxicos encontrados foram detectados precedidos pela palavra negativa "never", ou seja, mostrou-se que os léxicos falsos positivos tiveram maior presença entre os comentários de usuários de Python, PHP, R, Java. Com exceção dos usuários de C#, que tiveram o maior saldo negativo, o que evidenciou que a maior parte dos léxicos foram falsos negativos; mostrando uma tendência positiva em relação a linguagem, neste caso diferente dos demais. O desvio padrão mostra a dispersão dos pontos em volta da média, à do R foi a menos dispersa.

**Tabela 12 - Estatística da palavra de negação “never”**

|        | Pontos | Quantidade | Média | Desvio padrão |
|--------|--------|------------|-------|---------------|
| Python | 9      | 27         | 0,33  | 5,93          |
| PHP    | 15     | 25         | 0,6   | 2,4           |
| R      | 8      | 17         | 0,47  | 1,59          |
| Java   | 15     | 32         | 0,47  | 3,62          |
| C#     | -41    | 62         | -0,66 | 4,45          |

Fonte: o autor (2018)

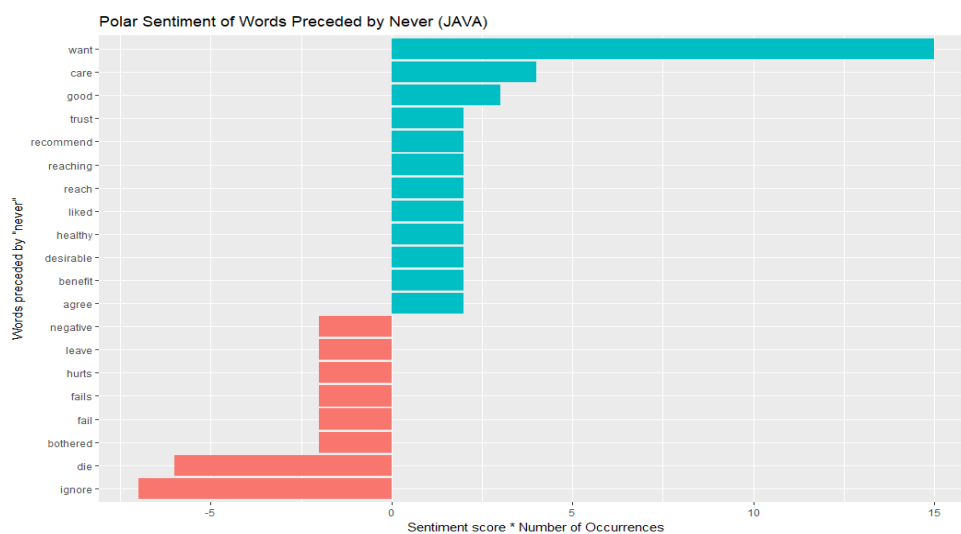
Na Figura 26, pode-se notar que sete palavras foram falsos positivos e treze falsos negativos. O termo “*never want*” foi o mais mencionado, o único que teve 20 ocorrências. Já os termos “*never block*”, “*never ignore*” e “*never fire*” foram mencionados pelo menos dez vezes.

**Figura 26 - Palavras Frequentes de usuários do C# precedidas por Never**

Fonte: o autor (2018)

Na Figura 27, pode ser observado que doze palavras foram falsos positivos e oito falsos negativos. O termo “*never want*” foi o mais mencionado, com 15 ocorrências; menos mencionado pelos usuários Java do que os de C#. Já os termos “*never die*” e “*never ignore*” foram os mais mencionados entre os falsos negativos, porém em torno de apenas 6 ou 7 ocorrências.

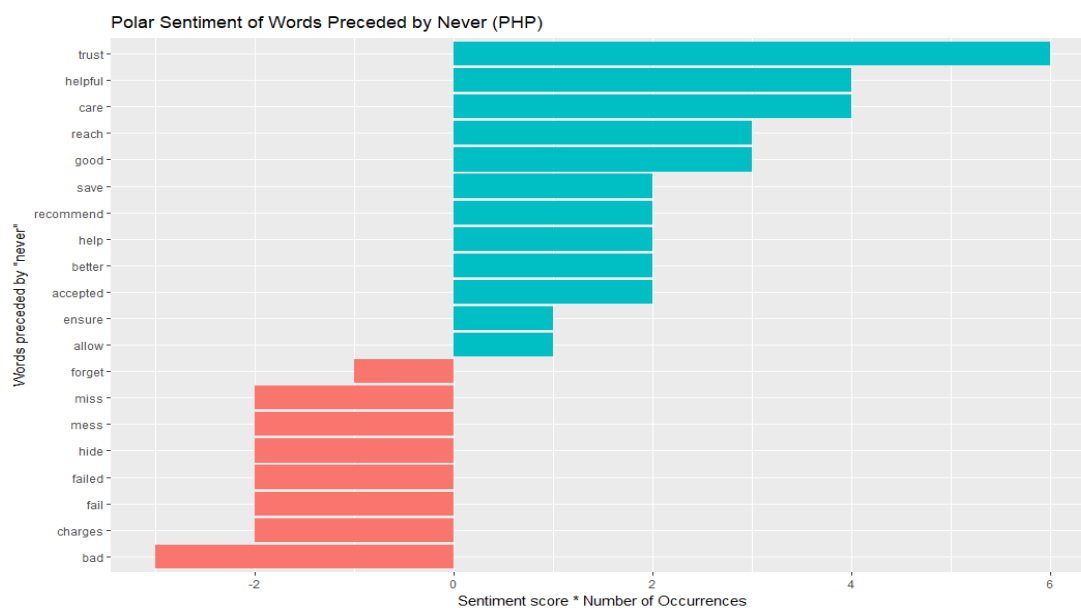
**Figura 27 - Palavras Frequentes de usuários do Java precedidas por *Never***



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 28, pode-se observar que doze palavras foram falsos positivos e oito falsos negativos. O termo “*never trust*” foi o mais mencionado, totalizando apenas seis ocorrências, e os outros falsos positivos tiveram de quatro ocorrências pra baixo. Já entre os falsos negativos, o termo mais mencionado foi “*never bad*” com apenas três ocorrências e outros falsos negativos ficaram entre duas ou uma ocorrências. Os usuários de PHP mostraram ser menos intensos que os de Java e C#.

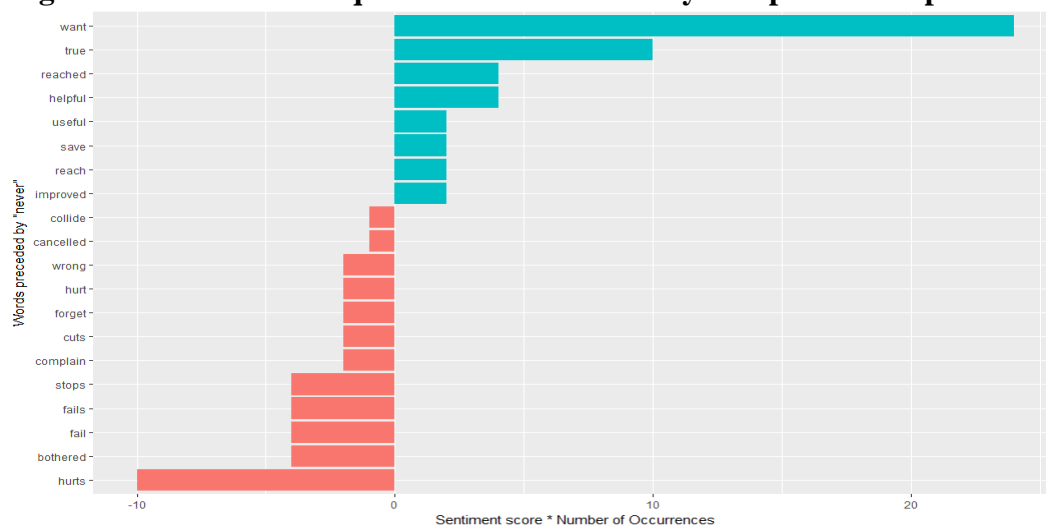
**Figura 28 - Palavras Frequentes de usuários do PHP precedidas por *Never***



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 29, a seguir, é possível observar que oito palavras foram falsos positivos e doze falsos negativos. O termo “*never want*” e “*never true*” foram os mais mencionados 20 e 10 vezes, respectivamente. E entre os falsos negativos “*never hurts*” foi o que teve maior numero de ocorrências (10), as outras tiveram menos de cinco. Os usuários de Python se mostraram mais intensos, com um maior numero de ocorrências que os usuários de PHP e Java. Só perdendo para os usuários de C#.

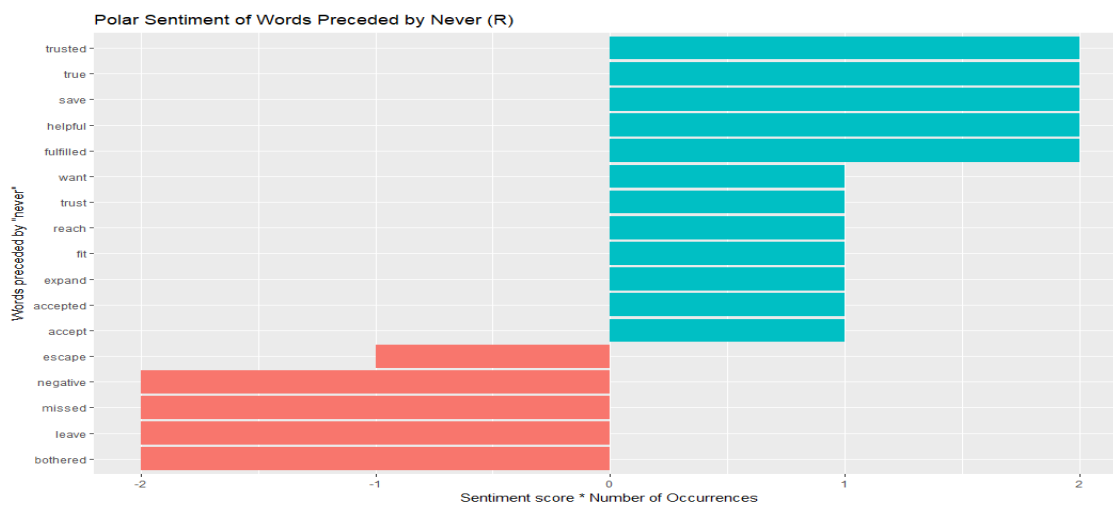
**Figura 29 - Palavras Frequentes de usuários do Python precedidas por *Never***



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 30, a seguir, pode-se observar que houve doze ocorrências de falsos positivos e oito de falsos negativos, onde o número máximo de ocorrências foi de apenas dois entre os termos, demonstrando a baixa intensidade de palavras por parte dos usuários de R em relação a todos os outros usuários.

**Figura 30 – Palavras Frequentes de usuários do R precedidas por *Never***



Fonte: o autor (2018)

#### 4.3.2 *Not*

Nesta seção expõem-se os resultados oriundos da análise de frequência de palavras precedidas da expressão negativa “*not*”. E aplicadas em cima dos arquivos do “R”, “C#”, “Python”, “Java” e “PHP”.

Na Tabela 13, estão demonstrados os resultados estatísticos dos léxicos encontrados nos comentários dos usuários. Pode-se notar que nos comentários dos usuários de C# registrou-se o maior número de léxicos encontrados (222) e os de Python tiveram o menor valor (153).

Os pontos resultam da soma dos valores atribuídos por léxicos; sejam léxicos com valores negativos, positivos ou até zero. A soma foi positiva. Os usuários de R demonstraram maior saldo positivo e a maior média, comparados aos outros usuários. Porém, esses léxicos encontrados foram detectados precedidos pela palavra negativa “*not*”, ou seja, mostrou-se que os léxicos falsos positivos tiveram maior presença entre os comentários de usuário de tecnologia. Tanto Python, PHP, R, Java e C#, o desvio padrão mostra a dispersão dos pontos em volta da média.

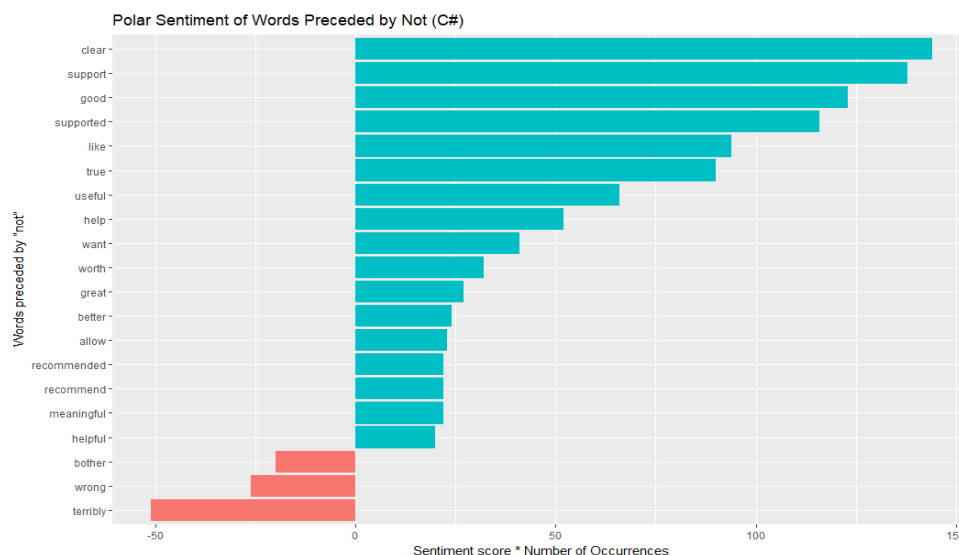
Tabela 13 - Estatística da palavra de negação “not”

|               | Pontos | Quantidade de Léxico | Média dos pontos por léxico | Desvio padrão |
|---------------|--------|----------------------|-----------------------------|---------------|
| <b>Python</b> | 788    | 153                  | 5,15                        | 20,79         |
| <b>PHP</b>    | 677    | 177                  | 3,82                        | 16,94         |
| <b>R</b>      | 1034   | 160                  | 6,46                        | 39,62         |
| <b>Java</b>   | 683    | 171                  | 3,99                        | 16            |
| <b>C#</b>     | 979    | 222                  | 4,41                        | 21,71         |

Fonte: o autor (2018)

Na Figura 31, foi observada uma grande intensidade de termos entre os falsos positivos como “not clear”, “not support”, “not good”, “not supported”, “not like”, “not true”, “not useful” e “not help”; sendo que todos obtiveram mais de cinquenta ocorrências. Já nos falsos negativos o termo “not terribly” teve mais de cinquenta ocorrências entre os usuários do C#.

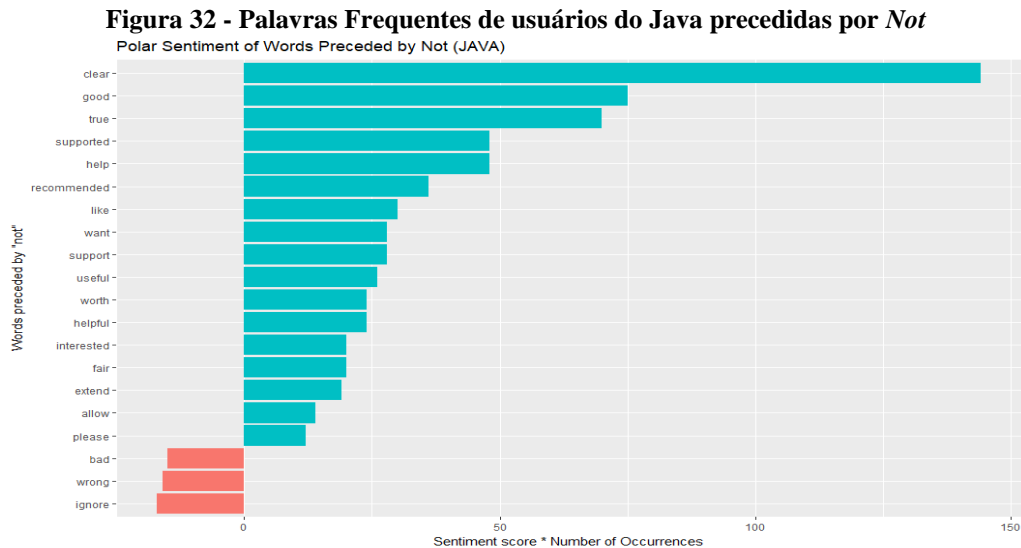
Figura 31 - Palavras Frequentes de usuários do C# precedidas por Not



Fonte: o autor (2018)

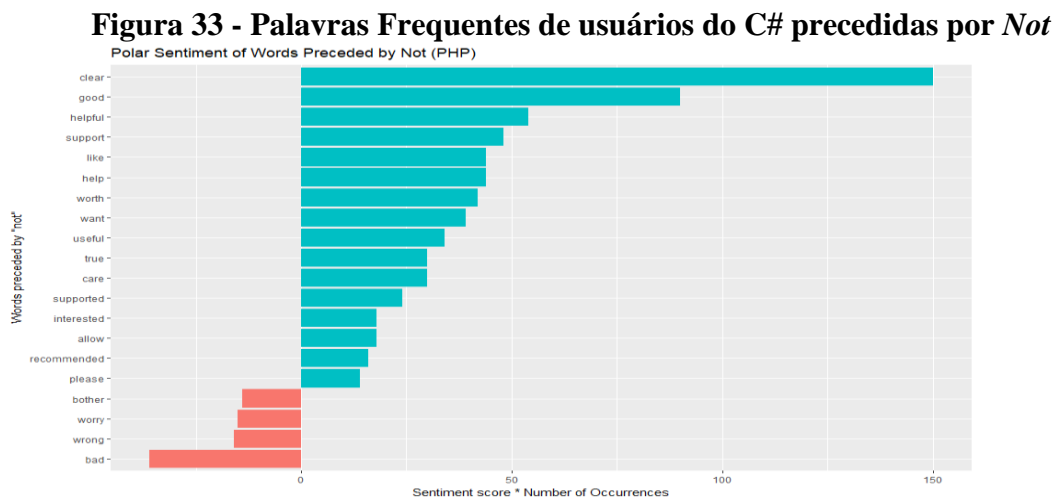
Na Figura 32, a seguir, observa-se que houve três falsos negativos e três falsos positivos, os de maior intensidade ficaram concentrados entre termos “not clear”, “not

*good*” e “*not true*”, dentre os quais todos tiveram mais de cinquenta ocorrências. Já nos falsos negativos, nenhum deles ultrapassou 25 ocorrências. Diferente dos usuários de C#, os usuários de Java mostraram menor intensidade nas palavras, tanto entre os falsos positivos e negativos.



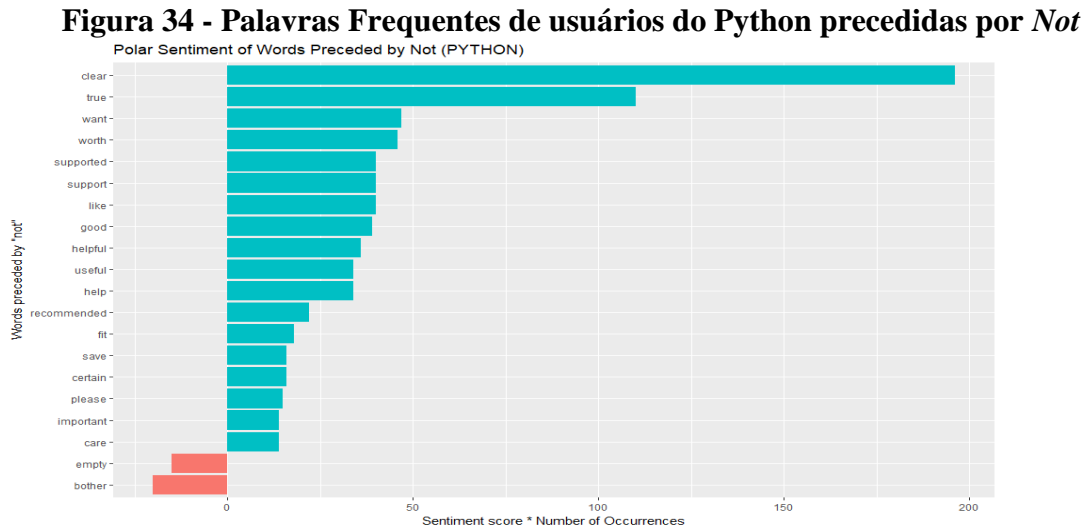
Fonte: o autor (2018)

Na Figura 33, observa-se que uma grande intensidade de termos entre os falsos positivos como “*not clear*”, “*not helpful*” e “*not good*”, sendo que todos tiveram mais de cinquenta ocorrências. Já nos falsos negativos o termo “*not bad*” teve mais de vinte cinco ocorrências. A distribuição das ocorrências dos usuários de PHP ficou mais equilibrada entre os termos, demonstrando maior intensidade de sentimento que os usuários de Java.



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 34, observa-se que os termos falsos positivos como “*not clear*” e “*not true*” todos tiveram mais de cinquenta ocorrências. Permanecendo todos outros termos abaixo de 50 ocorrências. Já nos falsos negativos nenhum termo teve mais de 25 ocorrências.

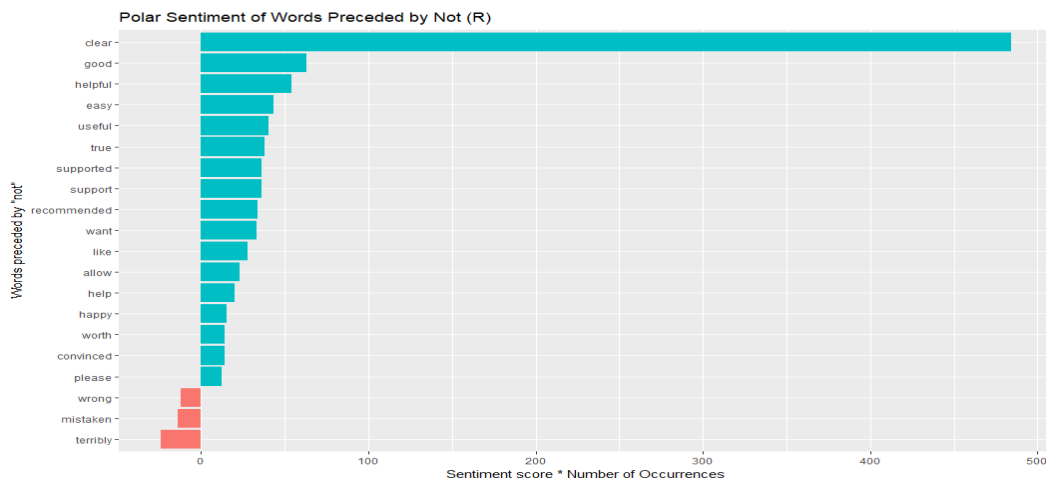


Fonte: o autor (2018)

Na Figura 35 repetiu-se com certa semelhança a intensidade de sentimentos dos usuários de R com relação aos outros tipos de usuários, os termos entre os falsos positivos como “*not clear*”, “*not good*” e “*not helpful*” todos obtiveram mais de cinquenta ocorrências. Já nos falsos negativos os termos estiveram abaixo de 25 ocorrências. Um aspecto fora do padrão foi que o termo “*not clear*” foi mencionado pelo menos 450 vezes, mostrando uma característica de confusão ou falta de clareza nas explicações dos *posts*.



**Figura 35 - Palavras Frequentes de usuários do R precedidas por *Not***



Fonte: o autor (2018)

#### 4.3.3 *No*

Nesta seção apresentam-se os resultados oriundos da análise de frequência de palavras precedidas da palavra negativa “no”, e aplicadas em cima dos arquivos do “R”, “C#”, “Python”, “Java” e “PHP”.

Na Tabela 14, nota-se que os comentários dos usuários de C# tiveram o maior número de léxicos encontrados (106) e os de Java tiveram o menor valor (65).

Os pontos são a soma dos valores atribuídos por léxicos; sejam léxicos com valores negativos, positivos ou até zero. Os usuários de R e PHP demonstraram maior saldo negativo e os outros usuários Java, Python e C# saldos positivos. Porém, esses léxicos encontrados foram detectados precedidos pela palavra negativa “no”, ou seja, mostrou-se que os léxicos falsos positivos tiveram maior presença entre os comentários de usuário de Python, Java e C#. E os falsos negativos entre os usuários de PHP e R. O desvio padrão mostra a dispersão dos pontos em volta da média.

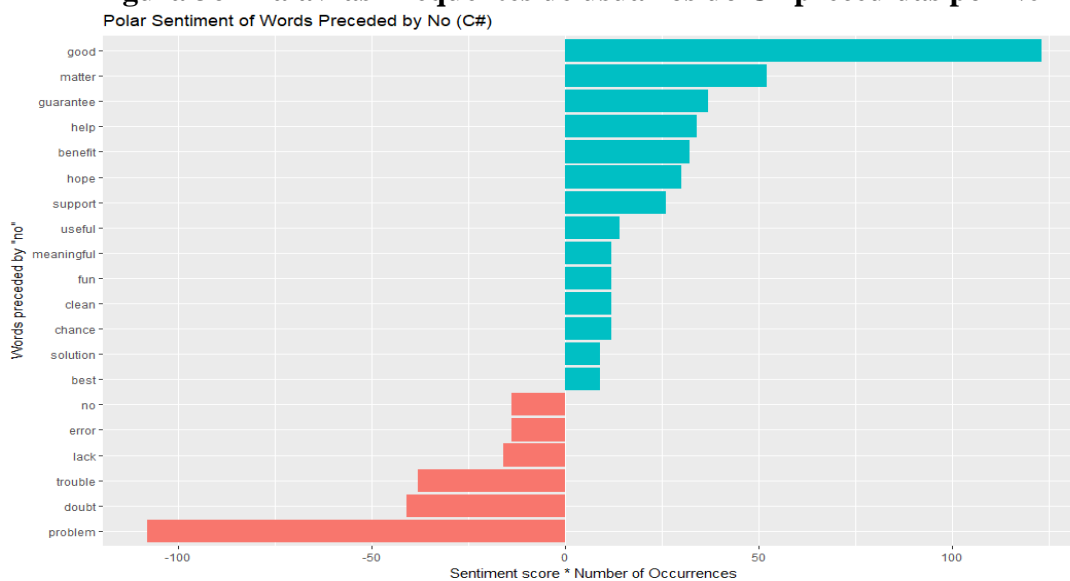
Tabela 14 - Estatística da palavra de negação “no”

|        | Pontos | Quantidade de Léxico | Média | Desvio padrão |
|--------|--------|----------------------|-------|---------------|
| Python | 82     | 83                   | 0,99  | 19,9          |
| PHP    | -91    | 84                   | -1,08 | 22,56         |
| R      | -207   | 76                   | -2,72 | 22,58         |
| Java   | 24     | 65                   | 0,37  | 16,27         |
| C#     | 174    | 106                  | 1,64  | 19,51         |

Fonte: o autor (2018)

Na Figura 36 é observada uma grande intensidade de termos entre os falsos positivos como “no good” e “no matter”, em que todos obtiveram mais de cinquenta ocorrências. Já nos falsos negativos o termo “no problem” teve mais de cinquenta ocorrências entre os usuários do C#.

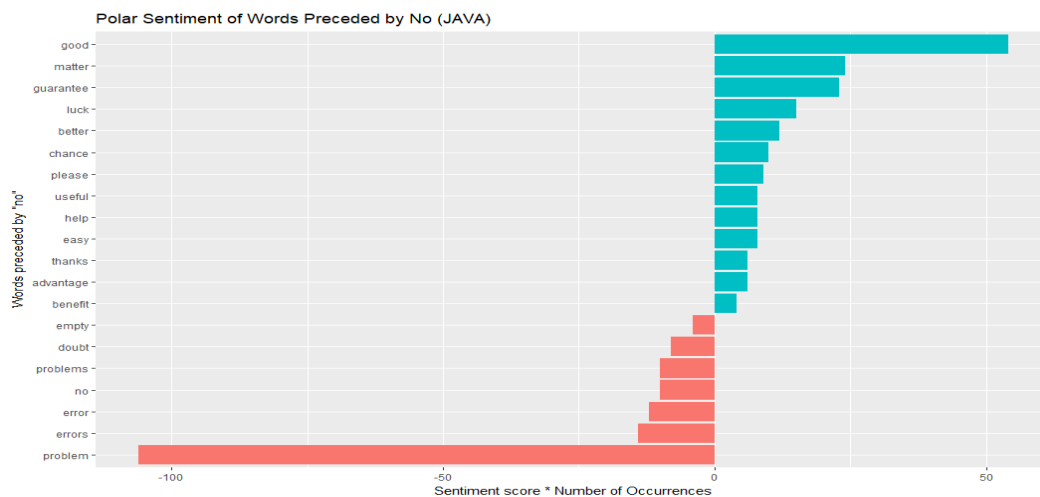
Figura 36 - Palavras Frequentes de usuários do C# precedidas por No



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 37, foi observado uma grande pontuação dos termos entre os falsos positivos como “*no good*”, com mais de 50 pontos. Entre os falsos negativos o termo “*no problem*” teve mais de 100 pontos entre os usuários de Java. Comparados aos usuários de C#, os de Java tiveram menor intensidade de sentimentos.

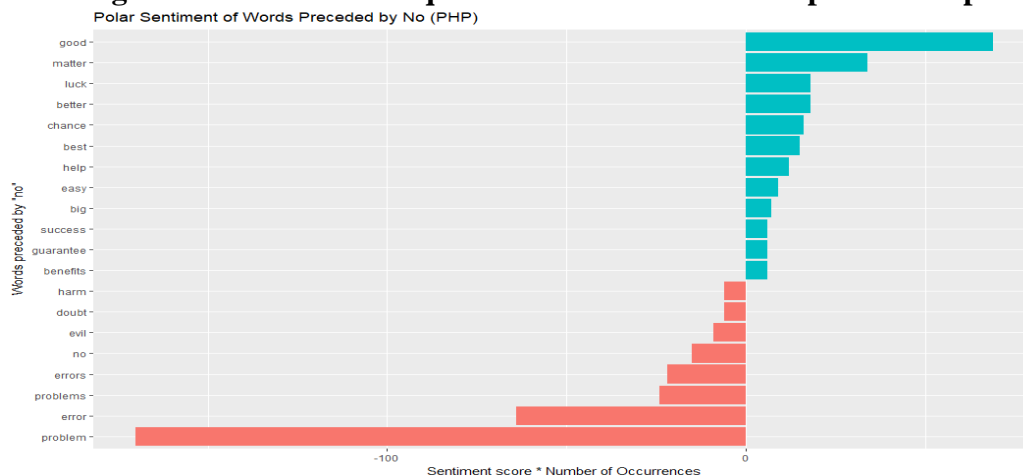
**Figura 37 - Palavras Frequentes de usuários do Java precedidas por No**



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 38 pode ser observado que os termos entre os falsos positivos como “*no good*” obtiveram mais de 50 pontos. Entre os falsos negativos o termo “*no problem*” teve mais de 150 pontos e o termo “*no error*” teve mais de 50 pontos entre os usuários de PHP.

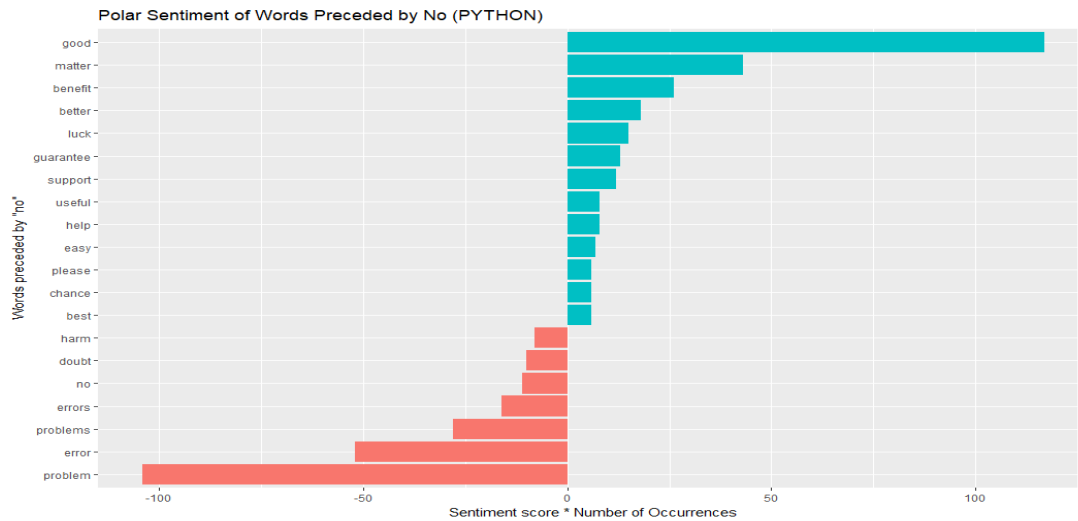
**Figura 38 - Palavras Frequentes de usuários do PHP precedidas por No**



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 39, o termo como “no good” teve 100 pontos entre os falsos positivos. Entre os falsos negativos, o termo “no problem” teve mais de 100 pontos e o termo “no error” teve 50 pontos no mínimo.

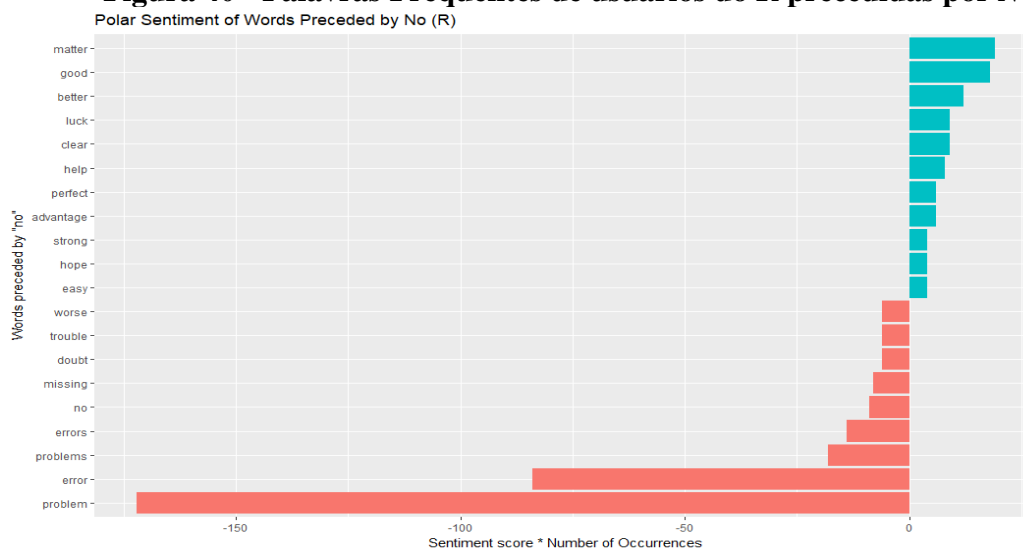
**Figura 39 - Palavras Frequentes de usuários do Python precedidas por No**



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 40, entre os falsos negativos estão o termo “no error”, que teve pelos menos 75 pontos e o termo “no problem” teve no mínimo 150 pontos. Entre os termos falsos positivos nenhum teve mais de 25 pontos.

**Figura 40 - Palavras Frequentes de usuários do R precedidas por No**



Fonte: o autor (2018)

#### 4.3.4 Without

Nesta seção se mostra os resultados oriundos da análise de frequência de palavras precedidas da expressão negativa “*without*”, e aplicadas em cima dos arquivos do “R”, “C#”, “Python”, “Java” e “PHP”.

Na Tabela 15, estão demonstrados os resultados estatísticos dos léxicos encontrados nos comentários dos usuários. Os comentários dos usuários de C# tiveram o maior número de léxicos encontrados (38) e os de R tiveram o menor valor (14).

Os pontos é o resultado da soma dos valores atribuídos por léxicos, sejam léxicos com valores negativos, positivos ou até zero. Os usuários de todas as linguagens demonstraram ter maior saldo negativo; e a maior média foi dos usuários de R, porém, esses léxicos encontrados foram detectados precedidos pela palavra negativa “*without*”, ou seja, mostrou-se que os léxicos em sua maioria foram falsos negativos, que tiveram maior presença entre os comentários de todas as linguagens. Os valores dos desvios padrão mostraram-se equilibrados e próximos entre si, somente o R ficou com um valor bem acima dos outros.

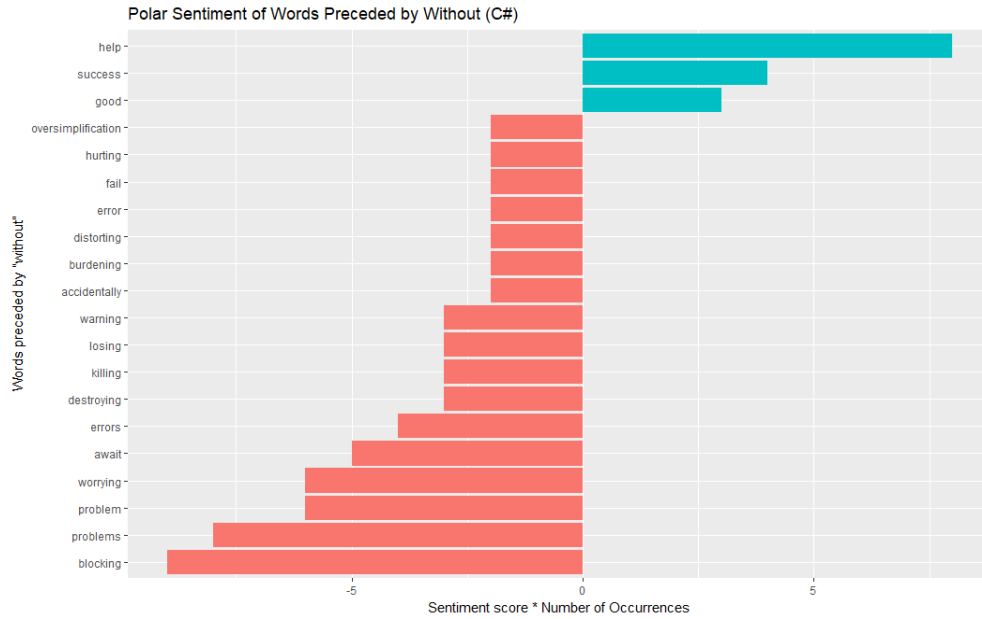
**Tabela 15 – Estatística da palavra de negação “*without*”**

|        | Pontos | Quantidade | Média | Desvio Padrão |
|--------|--------|------------|-------|---------------|
| Python | -61    | 33         | -2,77 | 4,37          |
| PHP    | -43    | 19         | -2,26 | 3,94          |
| R      | -64    | 14         | -4,57 | 11,3          |
| Java   | -46    | 29         | -1,59 | 3,16          |
| C#     | -51    | 38         | -1,34 | 3,23          |

Fonte: o autor (2018)

Na Figura 41, a seguir, os usuários do C# mencionaram falsos negativos como “*without worrying*”, “*without problems*”, “*without problem*”, “*without blocking*”, “*without await*”; que tiveram mais de cinco pontos. Já nos falsos negativos o único termo que obteve mais de cinco pontos foi “*without help*”.

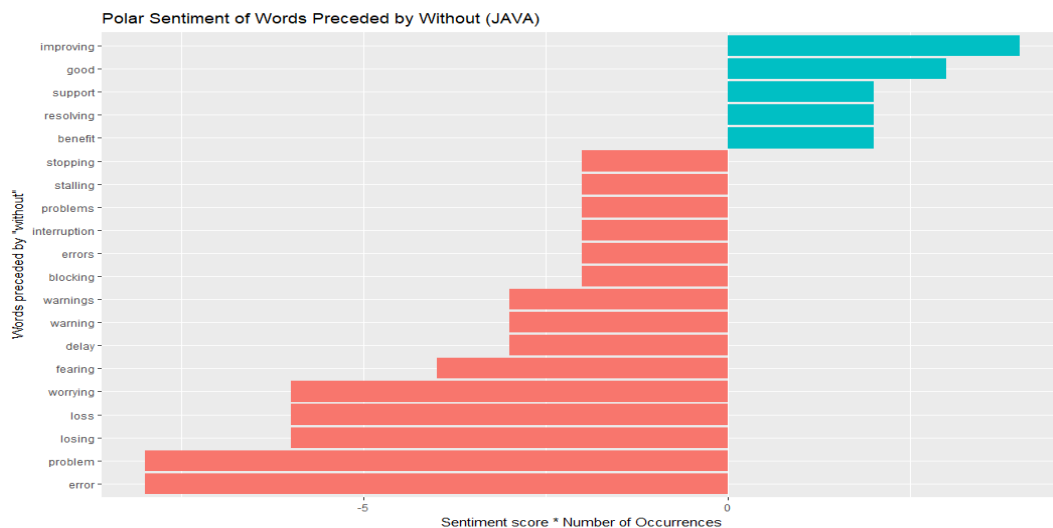
**Figura 41 - Palavras Frequentes de usuários do C# precedidas por *Without***



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 42, a seguir, os usuários do Java mencionaram falsos negativos como “*without worrying*”, “*without loss*”, “*without problem*”, “*without losing*” e “*without error*”; sendo que todos tiveram mais de cinco pontos. Já nos falsos negativos nenhum termo teve mais de cinco pontos.

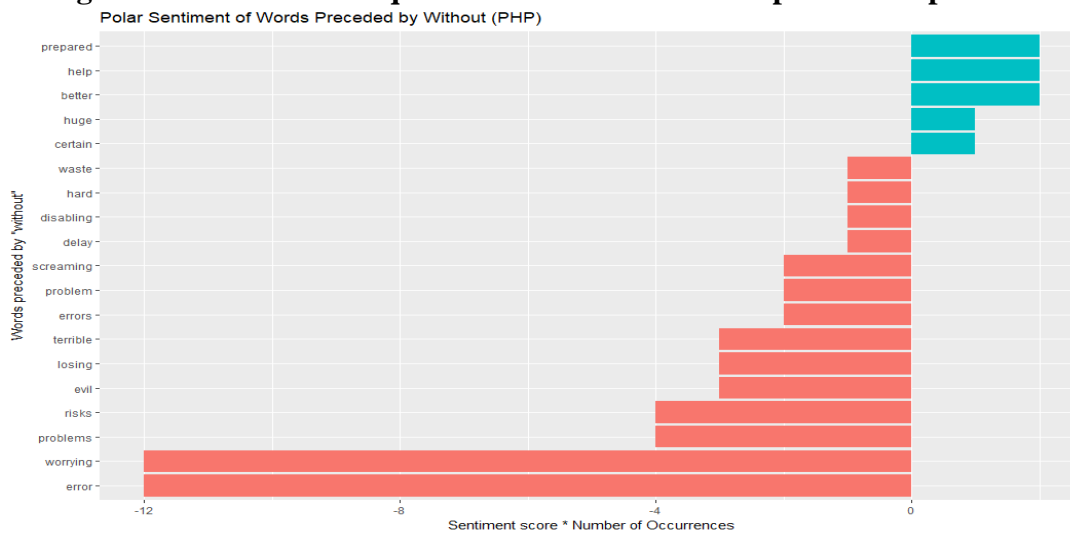
**Figura 42 - Palavras Frequentes de usuários do Java precedidas por *Without***



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 43, mostraram-se os resultados dos usuários de PHP em que os falsos positivos “*without worrying*” e “*without error*” tiveram doze pontos, os outros termos não tiveram cinco pontos. Entre os falsos negativos nenhum alcançou cinco pontos.

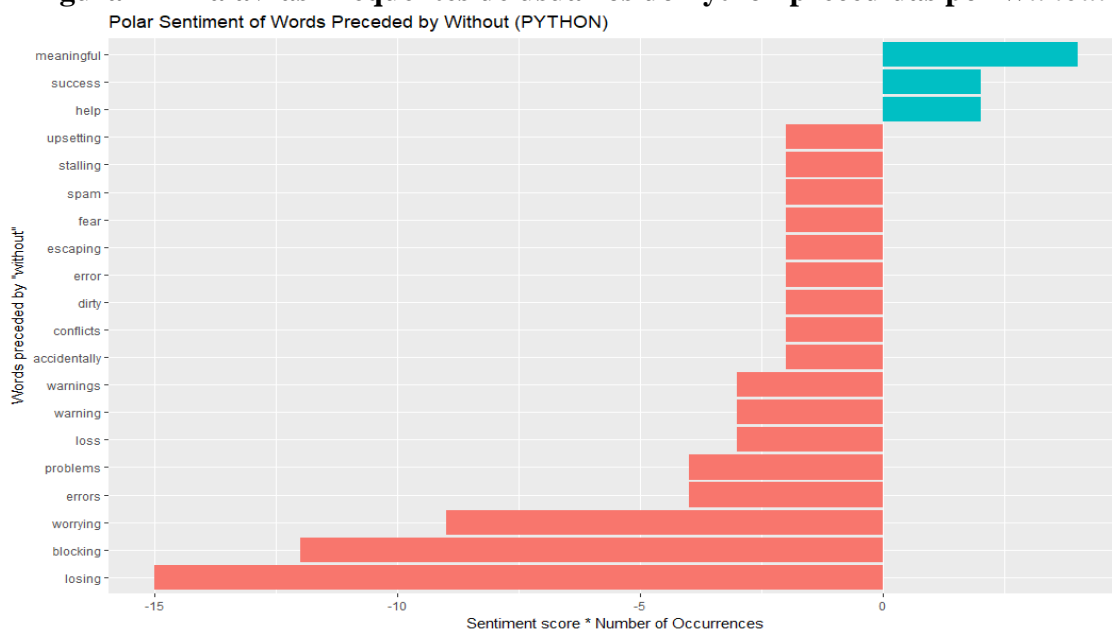
**Figura 43 - Palavras Frequentes de usuários do PHP precedidas por *Without***



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 44, entre os usuários de Python os falsos positivos “*without losing*” tiveram quinze pontos, “*without blocking*” e “*without worrying*” obtiveram nove pontos, já os outros falsos positivos tiveram bem menos de cinco pontos. Já entre os falsos negativos nenhum termo obteve mais de cinco pontos.

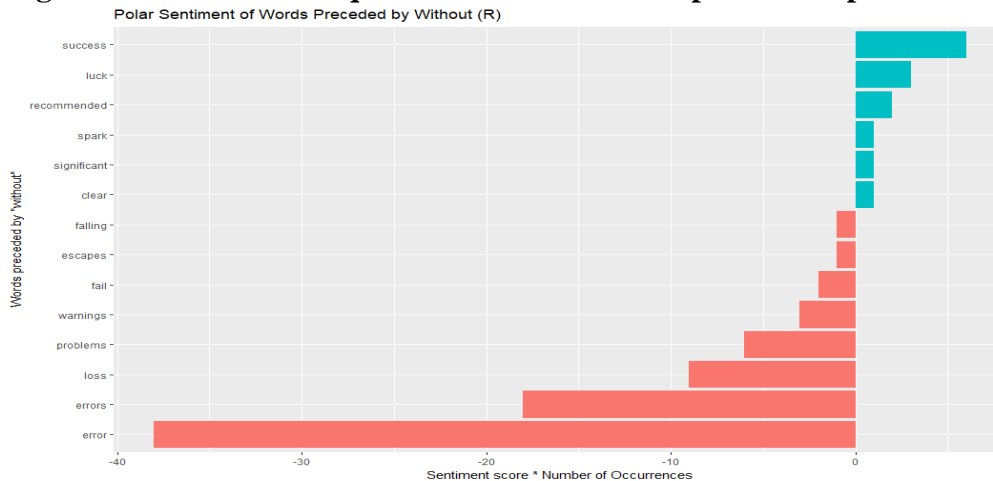
**Figura 44 - Palavras Frequentes de usuários do Python precedidas por *Without***



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 45 entre os usuários do R nota-se uma pontuação alta entre os falsos negativos “*without error*”, com 38 pontos, “*without errors*”, com 19 pontos, “*without loss*” teve nove pontos e “*without problems*” seis pontos, os outros termos obtiveram menos de cinco pontos. Já entre os falsos negativos o termo “*without sucess*” teve seis pontos, os outros foram abaixo de cinco pontos.

**Figura 45 - Palavras Frequentes de usuários do R precedidas por *Without***



Fonte: o autor (2018)

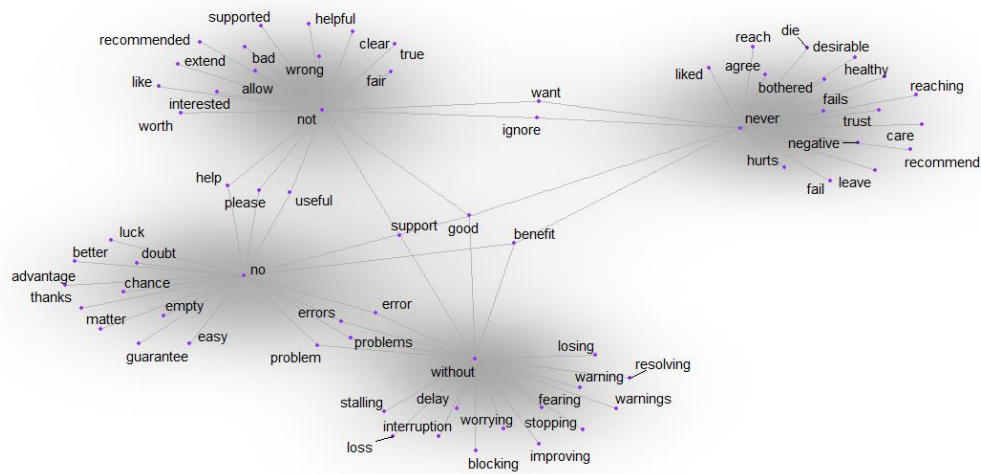
#### 4.3.5 Redes de bi-gramas

Também foi aplicada a criação de uma rede de grafos usando os pacotes *ggraph* e *igraph*. Onde se organizaram as palavras em centros conectados com as palavras de negação, todos aplicados separadamente em cada arquivo associado às tags ou tecnologia.

Na Figura 46, a seguir, pode-se notar que, na rede de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários de Java, as comunidades das palavras de negação “*without*”, “*not*” e “*no*” estão bem conectados, enquanto a comunidade em torno do termo “*never*” está isolada dos outros.



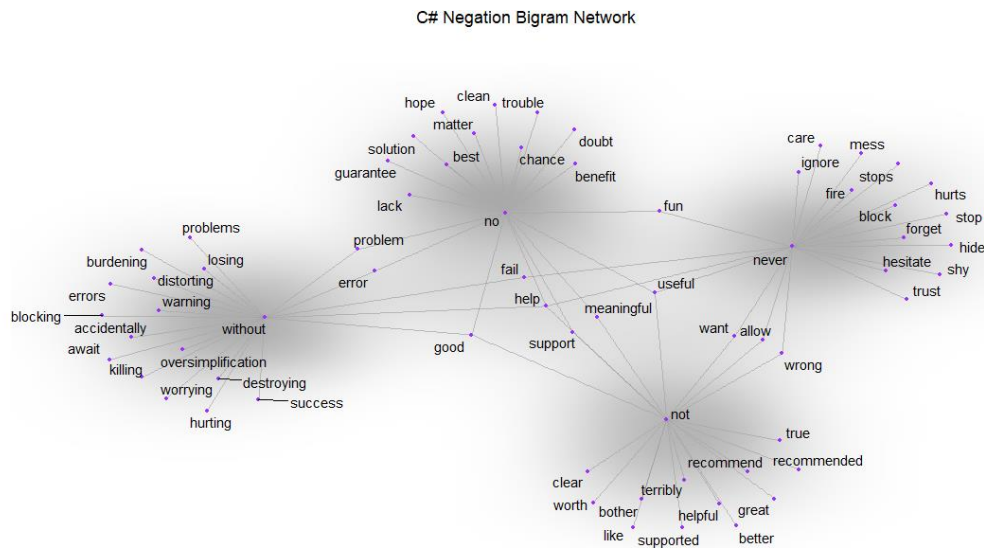
**Figura 46 – Redes de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários Java**  
Java Negation Bigram Network



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 47, pode-se observar que na rede de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários de PHP, as comunidades das palavras de negação “*without*” e “*no*” estão bem conectadas entre si, assim como “*not*” e “*never*” estão bem conectadas; diferente dos padrões das redes dos usuários de Java e C#.

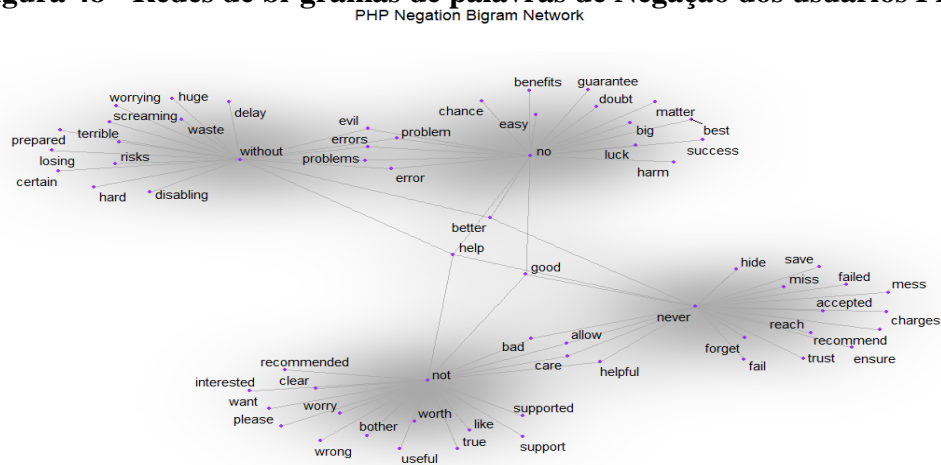
**Figura 47 - Redes de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários C#**



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 48, pode-se observar que na rede de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários de Java, as comunidades das palavras de negação “*without*”, “*not*”, “*no*” e “*never*” estão bem conectadas, e equilibradas entre si. Diferente da rede dos usuários de Java.

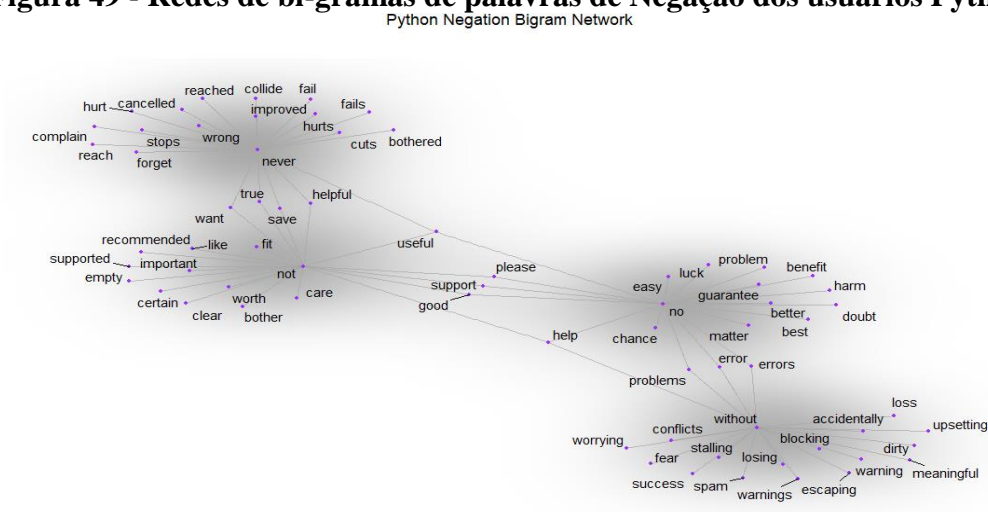
**Figura 48 - Redes de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários PHP**



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 49, na rede de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários de Python, as comunidades das palavras de negação “*without*” e “*no*” estão bem conectadas entre si; assim como a comunidade das palavras “*not*” e “*never*” estão também. Essa rede repete o mesmo comportamento da rede dos usuários de PHP.

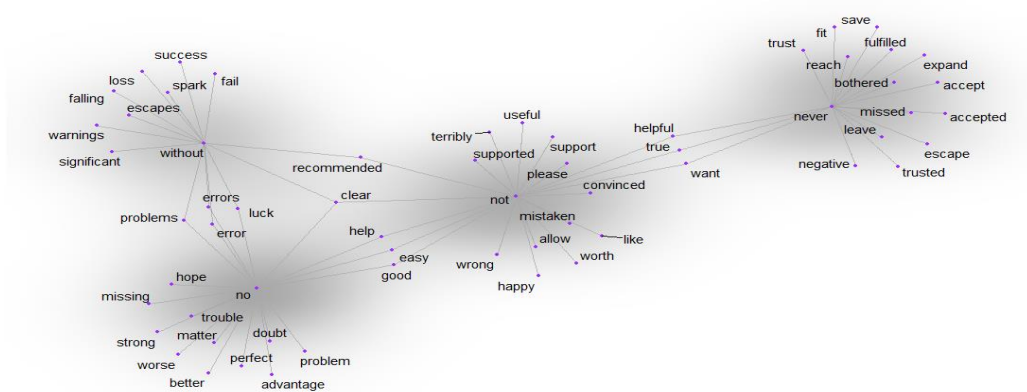
**Figura 49 - Redes de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários Python**



Fonte: o autor (2018)

Na Figura 50, mostrou-se como está formada a rede de bi-gramas de palavras de negação dos usuários de R, que se comportou de maneira semelhante da rede dos usuários de Java, porém com a peculiaridade de que a comunidade do termo “*never*” ficou totalmente isolada das comunidades das palavras de negação “*no*” e “*without*”, sendo somente conectada a comunidade do termo “*not*” permaneceu conectadas a todas comunidades.

**Figura 50 - Redes de bi-gramas de palavras de Negação dos usuários R**  
R Negation Bigram Network



Fonte: o autor (2018)

#### 4.4 SÍNTESE DOS RESULTADOS

Este trabalho teve por objetivo explorar, através do uso ferramentas de análise de sentimentos, uma comunidade *on-line* de Perguntas e Respostas de problemas de programação, a fim de identificar se existem padrões e relações de comportamento e dos usuários associados a uma determinada linguagem de programação.

Para alcançar este objetivo foi escolhido o site *Stack Overflow*, para pesquisar o tema. Foi realizada uma RSL sobre o *Stack Overflow*, sendo apresentados os principais tipos de estudos que foram realizados com ele, estudos que foram focados em analisar aspectos do site como: as perguntas, respostas, comentários, votação, reputação, pontuação ou perfis dos usuários; além de identificar as áreas do conhecimento que estudaram esse fórum *on-line*, como a Engenharia de Software, Desenvolvimento de Software e Recuperação da Informação.

A realização da RSL mostrou o quanto os trabalhos relacionados e pesquisas sobre *Stack Overflow* foram importantes no desenvolvimento da dissertação, para exibir os tipos de estudos desenvolvidos, domínios do conhecimento que estudam as

comunidades *on-line*; além dos trabalhos relacionados com análise de sentimentos que estão envolvidos com o tema. Isto colaborou com a fundamentação e conhecimento do contexto acadêmico, das lacunas não exploradas e das sugestões de trabalhos futuros.

Tudo isso contribuiu para realização dos experimentos, em que utilizou-se a linguagem R e seus recursos para fazer uma análise de sentimentos em cima de comentários dos usuários com maior reputação e especializados em problemas de uma linguagem específica. Sendo escolhidos os 10 usuários com maior pontuação por linguagem, somando-se 50 usuários. As linguagens escolhidas foram: o R, Python, Java, C# e PHP; por serem as mais populares.

Os resultados em relação aos usuários de C# demonstraram ter o maior número de pontos em todas as emoções e polaridades de sentimentos, tanto negativo como positivo, em relação aos usuários de R, Java, Python e PHP; o que mostra como os usuários de C# têm uma grande propensão para se expressarem ou demonstrarem emoções e sentimentos com maior visibilidade.

Isso corroborou com o resultado da pesquisa de Bazelli, Hindle e Stroulia (2013), em que se afirma que os autores com postagens marcadas como “C#” são os menos neuróticos e mais extrovertidos, se comparados aos autores que postaram *posts* relacionados ao “PHP” e “Java”. Assim como, em relação a serem mais abertos a novas ideias, os usuários do C# se mostraram superiores em disponibilidade do que os usuários de “Java” e “PHP”

Os usuários de PHP mostraram ter os menores pontos em relação às emoções de antecipação e alegria; observando-se a Figura 46 pode se concluir que há uma tendência de “otimismo” por parte destes usuários. E também os usuários de PHP possuem o menor ponto de emoção de nojo, um sinal de tendência ao “tédio”. Isso corrobora com a pesquisa de Bazelli, Hindle e Stroulia (2013), em os usuários de PHP demonstraram ser menos abertos que os usuários de Java e C#, porém exibiram mais extroversão do que os de “Java”, talvez pela tendência ao “otimismo”.

Os usuários de Java demonstraram possuir a menor pontuação de raiva e uma pontuação baixa de confiança, o que mostra uma tendência de menor agressividade e de maior desconfiança. Na pesquisa de Bazelli, Hindle e Stroulia (2013) com relação ao traço de personalidade da amabilidade, os autores menos agradáveis foram aqueles relacionados aos posts “C#” e “Java”. Possivelmente, no caso de Java, seja pela desconfiança e de C# por serem mais emocionais. Em relação ao traço de personalidade de “Consciência”, os usuários de C#, Java e PHP mostraram ser semelhantemente

conscientes Bazelli, Hindle e Stroulia (2013). Os usuários de R e Python, não foram objetos de estudo da pesquisa de Bazelli, Hindle e Stroulia (2013), como foram nesta.

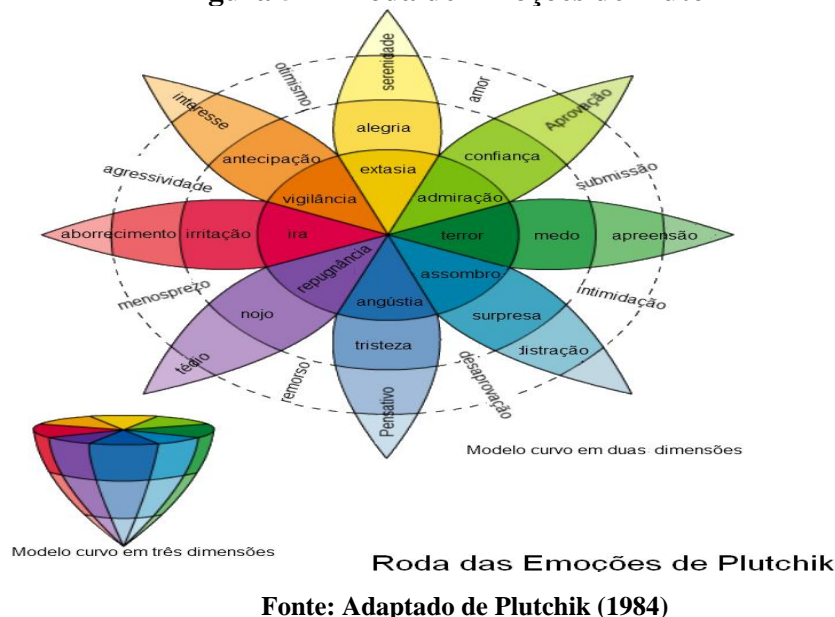
Já os resultados relacionados aos usuários de R, demonstraram possuir a mais baixa pontuação das emoções de Confiança, Medo, Tristeza e Surpresa, o que demonstra uma tendência para “submissão”, “intimidação” e “desaprovação”.

Entre os usuários de Python houve a detecção de maior média de pontos por léxico, em relação às emoções de raiva, tristeza, medo e surpresa. No que se evidenciou uma alta intensidade emocional se usando poucas palavras nos textos, o que parece ser uma tendência dos usuários de Python ter maior “assombro”, “ira”, “angústia” ou “terror”.

Dentro do âmbito do sentimento negativo e positivo, dentre os usuários do R pode-se observar uma tendência à neutralidade, por terem a menor pontuação de sentimentos positivos e negativos; ao contrário dos usuários de C# que possuem a maior pontuação entre sentimentos negativos e positivos, onde estes tendem a ser mais emocionais; e os usuários de Python, em especial, possuem a maior média de pontuação tanto no sentimento positivo e negativo, eles tendem a expressar suas emoções e sentimentos com poucas palavras. Enquanto os usuários de PHP e Java mostram-se bastante polarizados em sentimentos positivos e negativos, sem ter um padrão.

Na figura 51, está ilustrada a roda de emoções de Plutchik, esse modelo foi usado para analisar as emoções resultantes do experimento diferente do estudo de Bazelli, Hindle e Stroulia (2013).

**Figura 51 – Roda de Emoções de Plutchik**



Na figura 52 tem-se uma ideia de como é formada a estrutura do *Big Five*, que foi usado na pesquisa de Bazelli, Hindle e Stroulia (2013) para analisar os perfis dos usuários.

**Figura 52 – Estrutura do Big Five**



Fonte: AIRES (2017)

No Quadro 8 mostrou-se a descrição de cada traço de personalidade do *Big Five*, procurando-se dar uma explicação do significado de cada traço dentro da teoria da psicologia que se baseia em cinco fatores da personalidade.

**Quadro 8 – Descrição dos Traços de Personalidades (*Big Five*)**

| Traços de Personalidades                      | Descrição   |
|---|---|
| <b>Extroversão</b>                            | Nível de conforto de uma pessoa com seus relacionamentos  |
| <b>Amabilidade</b>                            | Propensão de um indivíduo em acatar as idéias dos outros  |
| <b>Consciência</b>                            | Medida de confiabilidade. Uma pessoa altamente consciente que é responsável, organizada, confiável e persistente. |
| <b>Estabilidade Emocional ou Neuroticismo</b> | Capacidade de uma pessoa para enfrentar o   |

|                                  |   |
|----------------------------------|---|
|                                  | estresse.   |
| <b>Abertura para experiência</b> | Refere-se aos interesses de uma pessoa e seu fascínio por novidades |

Fonte: NASCIMENTO (2012)

O experimento complementar realizado buscou detectar os falsos positivos e negativos; em relação ao termo *not* foi possível identificar um padrão de uso de falsos positivos de usuários de R, Java, Python, PHP e C#. Ao contrário, o termo precedente *without* demonstrou um padrão de ter falsos negativos com todos os usuários de linguagem.

Em relação termo precedente *never*, detectou-se que os usuários de C# usaram mais falsos negativos, enquanto os usuários de outras linguagens usaram mais termos falsos positivos. Diferente do termo precedente *never*, que teve os usuários de R e Python obtendo maior pontuação de falsos negativos, enquanto os demais usuários foram falsos positivos.

O resultado desse experimento mostrou o quanto as palavras de negação podem camuflar os falsos sentimentos ou emoções, mostrando quão limitado podem ser os dicionários léxicos; não sendo estes o suficiente para realizar uma análise bem acurada dos comentários. Porém, isso não anula os resultados encontrados com NRC, onde foi possível mostrar sua validade por meio do exemplo do estudo feito por Bazelli, Hindle e Stroulia (2013).

Outro resultado importante do experimento complementar foi a aplicação de análise de redes sociais entre os termos *not*, *no*, *never* e *without* usando os 20 principais léxicos de cada linguagem. A distribuição do C# mostrou uma ligação de vértices maior entre os nós das palavras negativas, enquanto a distribuição de PHP e Python se comportou de maneira semelhante, separando a rede em duas partes; e a distribuição de R e Java se comportaram isolando os termos relacionados à palavra de negação *never*.

Esse resultado demonstrou certa correlação da rede de bigramas do C# com outros resultados anteriores, em como os usuários utilizam muitas palavras emocionais. Assim como foi possível de encontrar certo padrão em outras redes de bigramas.

O Quadro 9 demonstra um resumo dos resultados do Experimento do NRC de uma escala de baixa, média e alta, entre as linguagens e as emoções.

**Quadro 9 – Resumo dos Resultados Encontrados do NRC**

| Experimento NRC |                          |       |        |       |      |
|-----------------|--------------------------|-------|--------|-------|------|
| Emoção          | Linguagem de Programação |       |        |       |      |
|                 | R                        | Java  | Python | PHP   | C#   |
| Raiva           | Médio                    | Baixo | Médio  | Baixo | Alto |
| Alegria         | Médio                    | Médio | Médio  | Baixo | Alto |
| Medo            | Baixo                    | Médio | Médio  | Baixo | Alto |
| Confiança       | Baixo                    | Baixo | Médio  | Médio | Alto |
| Nojo            | Baixo                    | Médio | Médio  | Baixo | Alto |
| Tristeza        | Baixo                    | Médio | Médio  | Baixo | Alto |
| Surpresa        | Baixo                    | Médio | Médio  | Baixo | Alto |
| Antecipação     | Médio                    | Médio | Médio  | Baixo | Alto |
| Positivo        | Baixo                    | Médio | Alto   | Médio | Alto |
| Negativo        | Baixo                    | Médio | Alto   | Baixo | Alto |

Fonte: o autor (2018)

No Quadro 10 demonstra-se um resumo dos resultados do Experimento do AFINN entre as linguagens de programação e entre os termos de negação *not*, *no*, *never* e *without*; em que as variáveis demonstram que a tendência foi de ter mais falsos positivos ou falsos negativos.

**Quadro 10 – Resumo do Resultado do AFINN**

| Experimento AFINN   |                |                |                |                |                |
|---------------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| Palavras de Negação | R              | Java           | Python         | PHP            | C#             |
| No                  | Falso Negativo | Falso Positivo | Falso Negativo | Falso Positivo | Falso Positivo |
| Not                 | Falso Positivo | Falso Positivo | Falso Positivo | Falso Positivo | Falso Positivo |
| Never               | Falso Negativo | Falso Negativo | Falso Negativo | Falso Negativo | Falso Positivo |
| Without             | Falso Negativo | Falso Negativo | Falso Negativo | Falso Negativo | Falso Negativo |

Fonte: o autor (2018)



## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Alcançado o primeiro objetivo específico, o segundo foi realizar coleta os dados de comentários do *Stack Overflow* em que foram selecionados os principais comentários dos 10 melhores usuários de cada uma das 5 linguagens de programação R, C#, Java, Python e PHP, todos os comentários foram separados por arquivo CSV baixados diretamente do *Stack Data Explorer*, cada arquivo correspondia a uma linguagem programação e continha 50 mil comentários.

Foram instalados a versão do R 3.5.0, a plataforma *RStudio* e o pacote *Tidytext*, que foram usados para realizar os experimentos com os dicionários léxicos NRC e AFINN nos 5 arquivos de CSV.

Após o alcance do segundo objetivo específico, o terceiro objetivo foi aplicar os experimentos do NRC; em que se analisou a variação de comportamento dos usuários através da análise das emoções (raiva, tristeza, confiança, nojo, alegria, medo, antecipação, surpresa) e dos sentimentos (positivo e negativo) por linguagem de programação. Foi realizada uma análise complementar com o dicionário AFINN, em que procurou detectar falsos positivos e negativos, coletando termos *bigrams* com 4 palavras de negação precedentes *no*, *never*, *not* e *without*. Também foi aplicada uma análise de redes sociais nos resultados da análise complementar do AFINN. Foram encontrados resultados bastante interessantes de padrões de comportamentos dos usuários.

Esta pesquisa trouxe como contribuição o ineditismo ao analisar como determinadas tecnologias ou linguagens de programação podem influenciar nas emoções e sentimentos dos usuários, dentro de uma comunidade como o *Stack Overflow*, e que, ao usar essas ferramentas, faz com que os usuários sejam propensos a ter um mesmo padrão de sentimentos e tendência emocional.

Foi possível detectar como as emoções possuem uma forte correlação com a tecnologia que foi usada para programação ou outra tarefa; um exemplo foram os usuários de R que tiveram uma alta tendência para emoções de Tristeza, Medo e Surpresa. Isso contribuiu para abrir novas linhas de pesquisas e trabalhos futuros sobre o perfil dos usuários de R, uma justificativa para essa tendência emocional desses usuários é que muitos que utilizam seus recursos são leigos em programação, e, por não estarem acostumados a erros de código, podem acabar tendo uma tendência a ter medo

de errar, surpresa com um resultado inesperado ou tristeza em não conseguir executar uma tarefa com a linguagem.

Os usuários de PHP demonstraram uma tendência a ter emoções excedentes de Antecipação e Alegria, o que demonstrou um grande otimismo por parte desses usuários devido, possivelmente, à linguagem PHP ser de fácil manuseio e não ter a necessidade de declarar o tipo de uma variável, muitos usuários que aprendem programação conseguem ter maior sensação de sucesso em programar com PHP; dadas as suas características de ser uma linguagem interpretada e não compilada (como o Java e C#, que têm maior tendência a retornarem mensagens de erro).

Todo esse resultado encontrado demonstrou uma característica cultural muito forte no perfil de cada programador, com sua tecnologia, e que muitas vezes reflete em seu ambiente de trabalho e também, claro, nas comunidades *on-line* onde se procura a ajuda na resolução de problemas; pois a grande parte dos usuários que utiliza o *Stack Overflow* a procura de soluções para seus problemas de programação enfrentados no ambiente de trabalho.

Existem também muitos preconceitos e rivalidades entre os programadores de cada linguagem, um exemplo é que muitos usuários de Java e C# não gostam de PHP, por pensarem que sua linguagem é mais robusta.

Outro exemplo são os programadores de Python com a linguagem R, afirmando que essa linguagem não suporta grandes processamentos de dados estatísticos. Ou até mesmo entre usuários de C# e Java, em que usuários de C# não gostam do Java devido a sua falta de uma biblioteca de funções mais completa, que facilite a programação. Essa foi uma contribuição importante que os resultados da dissertação trouxeram para o contexto acadêmico.

Para trabalhos futuros é importante estudar mais aprofundadamente os resultados apresentados nesta pesquisa. É preciso se debruçar mais em pesquisas de análise de sentimentos em sites como o *Stack Overflow*, visando estudar os motivos das variações das emoções, dependendo do objetivo e contexto em que cada trabalho for ser desenvolvido.

O trabalho desta dissertação ficou restrito ao site do *Stack Overflow*; para continuar os estudos sobre Análise de Sentimentos em comunidades de perguntas e resposta, tem como pretensão estender o estudo para analisar outras comunidades do grupo *Stack Exchange*, por exemplo, analisar a correlação das emoções com o sucesso e o fracasso de uma comunidade dentro do grupo do *Stack Exchange*. E o que essas

emoções podem nos dizer sobre as motivações de um cenário de sucesso ou fracasso, além, é claro, de estarem em aberto outras lacunas a serem exploradas e respondidas, dependendo do objetivo em que o pesquisador for desenvolver o seu trabalho científico.

Sugere-se também a elaboração de novas técnicas, métodos e ferramentas de análise de sentimentos, para melhorar a precisão e eficácia dos algoritmos dentro de sites de programação em geral; para alcançar melhores condições e ampliar a gama de poder de análise dos pesquisadores.

## REFERÊNCIAS

ABDALKAREEM, R.; SHIHAB, E.; RILLING, J. On code reuse from StackOverflow: An exploratory study on Android apps. **Information & Software Technology**, v. 88, p. 148–158, 2017a.

ABDALKAREEM, R.; SHIHAB, E.; RILLING, J. What Do Developers Use the Crowd For? A Study Using Stack Overflow. **IEEE Software**, v. 34, n. 2, p. 53–60, 2017b.

ADAJI, I.; VASSILEVA, J. **Predicting Churn of Expert Respondents in Social Networks Using Data Mining Techniques: A Case Study of Stack Overflow**. ICMLA. **Anais...IEEE**, 2015

AHASANUZZAMAN, M. et al. **Mining duplicate questions in stack overflow**. MSR. **Anais...ACM**, 2016

AHMED, T.; SRIVASTAVA, A. Understanding and evaluating the behavior of technical users. A study of developer interaction at StackOverflow. **Human-centric Computing and Information Sciences**, v. 7, n. 1, p. 8, 2017.

AIRES, A. C. **Em um mundo conectado, dados armazenados tornam-se protagonistas** AUN - Agência Universitária de Notícias, 21 ago. 2017. Disponível em: <<https://paineira.usp.br/aun/index.php/2017/08/21/em-um-mundo-conectado-dados-armazenados-tornam-se-protagonistas/>>. Acesso em: 13 jun. 2018

AJZEN, I. **Attitudes, personality, and behavior**. [s.l.] McGraw-Hill Education (UK), 2005.

ALLAMANIS, M.; SUTTON, C. A. **Why, when, and what: analyzing stack overflow questions by topic, type, and code**. MSR. **Anais...IEEE Computer Society**, 2013

ALM, C. O.; SPROAT, R. **Emotional Sequencing and Development in Fairy Tales**. Affective Computing and Intelligent Interaction, First International Conference, ACII 2005, Beijing, China, October 22-24, 2005, Proceedings. **Anais...2005** Disponível em: <[https://doi.org/10.1007/11573548\\_86](https://doi.org/10.1007/11573548_86)>

AN, L. et al. **Stack Overflow: A code laundering platform?** SANER. **Anais...IEEE Computer Society**, 2017

ANDERSON, A. et al. **Discovering value from community activity on focused question answering sites: a case study of stack overflow**. KDD. **Anais...ACM**, 2012

ARORA, P.; GANGULY, D.; JONES, G. J. F. **Nearest Neighbour based Transformation Functions for Text Classification: A Case Study with StackOverflow**. ICTIR. **Anais...ACM**, 2016

ARUNAPURAM, P.; BARTEL, J. W.; DEWAN, P. **Distribution, correlation and prediction of response times in Stack Overflow**. CollaborateCom. **Anais...ICST / IEEE**, 2014

ASADUZZAMAN, M. et al. **Answering questions about unanswered questions of stack overflow**. MSR. **Anais...IEEE Computer Society**, 2013

- ATTIAOUI, D.; MARTIN, A.; YAGHLANE, B. B. **Belief Temporal Analysis of Expert Users: Case Study Stack Overflow**. DaWaK. *Anais...*: Lecture Notes in Computer Science.Springer, 2017a
- ATTIAOUI, D.; MARTIN, A.; YAGHLANE, B. B. **Belief Measure of Expertise for Experts Detection in Question Answering Communities: case study Stack Overflow**. KES. *Anais...*: Procedia Computer Science.Elsevier, 2017b
- AZAD, S.; RIGBY, P. C.; GUERROUJ, L. Generating API Call Rules from Version History and Stack Overflow Posts. *ACM Trans. Softw. Eng. Methodol.*, v. 25, n. 4, p. 29:1–29:22, 2017.
- BACCHELLI, A.; PONZANELLI, L.; LANZA, M. **Harnessing stack overflow for the IDE**. RSSE@ICSE. *Anais...IEEE*, 2012
- BACCIANELLA, S.; ESULI, A.; SEBASTIANI, F. **SentiWordNet 3.0: An Enhanced Lexical Resource for Sentiment Analysis and Opinion Mining**. Proceedings of the International Conference on Language Resources and Evaluation, LREC 2010, 17-23 May 2010, Valletta, Malta. *Anais...2010Disponível em: <<http://www.lrec-conf.org/proceedings/lrec2010/summaries/769.html>>*
- BADASHIAN, A. S. et al. **Involvement, contribution and influence in GitHub and stack overflow**. CASCON. *Anais...IBM / ACM*, 2014
- BAJAJ, K. Mining Stack Overflow for questions asked by web developers: an empirical study. 2014.
- BALTADZHIEVA, A.; CHRUPALA, G. **Predicting the quality of questions on Stackoverflow**. RANLP. *Anais...RANLP 2015 Organising Committee / ACL*, 2015
- BALTES, S.; KIEFER, R.; DIEHL, S. **Attribution required: stack overflow code snippets in GitHub projects**. ICSE (Companion Volume). *Anais...IEEE Computer Society*, 2017
- BARUA, A.; THOMAS, S. W.; HASSAN, A. E. What are developers talking about? An analysis of topics and trends in Stack Overflow. **Empirical Software Engineering**, v. 19, n. 3, p. 619–654, 2014.
- BATSON, C. D.; SHAW, L. L.; OLESON, K. C. Differentiating affect, mood, and emotion: toward functionally based conceptual distinctions. 1992.
- BAZELLI, B.; HINDLE, A.; STROULIA, E. **On the Personality Traits of StackOverflow Users**. ICSM. *Anais...IEEE Computer Society*, 2013
- BERGER, P. et al. **A Journey of Bounty Hunters: Analyzing the Influence of Reward Systems on StackOverflow Question Response Times**. WI. *Anais...IEEE Computer Society*, 2016
- BEYER, S.; PINZGER, M. **A Manual Categorization of Android App Development Issues on Stack Overflow**. ICSME. *Anais...IEEE Computer Society*, 2014

- BEYER, S.; PINZGER, M. **Synonym suggestion for tags on stack overflow**. ICPC. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- BEYER, S.; PINZGER, M. **Grouping android tag synonyms on stack overflow**. MSR. *Anais...ACM*, 2016
- BHAT, V. et al. **Min(e)d your tags: Analysis of Question response time in StackOverflow**. ASONAM. *Anais...IEEE Computer Society*, 2014
- BHAT, V. et al. Effects of tag usage on question response time - Analysis and prediction in StackOverflow. **Social Netw. Analys. Mining**, v. 5, n. 1, p. 24:1–24:13, 2015.
- BONGIRWAR, V. K. A Survey on Sentence Level Sentiment Analysis. **International Journal of Computer Science Trends and Technology (IJCST)**, v. 3, p. 110–113, 2015.
- BORG, M. et al. **On Using Active Learning and Self-training when Mining Performance Discussions on Stack Overflow**. EASE. *Anais...ACM*, 2017
- BOSU, A. et al. **Building reputation in StackOverflow: an empirical investigation**. MSR. *Anais...IEEE Computer Society*, 2013
- CALABRESE, B.; CANNATARO, M. **Sentiment Analysis and Affective Computing: Methods and Applications**. . In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON BRAIN-INSPIRED COMPUTING. Springer, 2015
- CALEFATO, F. et al. **Mining Successful Answers in Stack Overflow**. MSR. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- CALEFATO, F.; LANUBILE, F.; NOVIELLI, N. **Moving to Stack Overflow: Best-Answer Prediction in Legacy Developer Forums**. ESEM. *Anais...ACM*, 2016
- CALVO, R. A.; D’MELLO, S. Affect detection: An interdisciplinary review of models, methods, and their applications. **IEEE Transactions on affective computing**, v. 1, n. 1, p. 18–37, 2010.
- CAMPOS, E. C.; MONPERRUS, M.; MAIA, M. DE A. **Searching stack overflow for API-usage-related bug fixes using snippet-based queries**. CASCON. *Anais...IBM / ACM*, 2016
- CATTELL, R. B. Sentiment or attitude? The core of a terminology problem in personality research. **Journal of Personality**, v. 9, n. 1, p. 6–17, 1940.
- CHEN, C.; XING, Z. **Mining Technology Landscape from Stack Overflow**. ESEM. *Anais...ACM*, 2016a
- CHEN, C.; XING, Z. **Towards Correlating Search on Google and Asking on Stack Overflow**. COMPSAC. *Anais...IEEE Computer Society*, 2016b

- CHEN, C.; XING, Z.; HAN, L. **TechLand: Assisting Technology Landscape Inquiries with Insights from Stack Overflow**. ICSME. *Anais...IEEE Computer Society*, 2016
- CHOETKIERTIKUL, M. et al. **Who Will Answer My Question on Stack Overflow?** ASWEC. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- CHOI, E. et al. **What do practitioners ask about code clone? a preliminary investigation of stack overflow**. IWSC. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- CHOWDHURY, S. A.; HINDLE, A. **Mining StackOverflow to Filter Out Off-Topic IRC Discussion**. MSR. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- CHUA, A. Y. K.; BANERJEE, S. Answers or no answers: Studying question answerability in Stack Overflow. *J. Information Science*, v. 41, n. 5, p. 720–731, 2015.
- CORREA, D.; SUREKA, A. **Chaff from the wheat: characterization and modeling of deleted questions on stack overflow**. WWW. *Anais...ACM*, 2014
- DALIP, D. H. et al. **Exploiting user feedback to learn to rank answers in q&a forums: a case study with stack overflow**. SIGIR. *Anais...ACM*, 2013
- DE LIMA, E. C. **Mining Knowledge Bases for Question & Answers Websites**. [s.l.] Rochester Institute of Technology, 2016.
- DERKS, D.; FISCHER, A. H.; BOS, A. E. The role of emotion in computer-mediated communication: A review. *Computers in Human Behavior*, v. 24, n. 3, p. 766–785, 2008.
- DIAMANTOPOULOS, T. G.; SYMEONIDIS, A. L. **Employing Source Code Information to Improve Question-Answering in Stack Overflow**. MSR. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- DUIJN, M.; KUCERA, A.; BACCHELLI, A. **Quality Questions Need Quality Code: Classifying Code Fragments on Stack Overflow**. MSR. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- ERCAN, S.; STOKKINK, Q.; BACCHELLI, A. **Automatic Assessments of Code Explanations: Predicting Answering Times on Stack Overflow**. MSR. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- ESULI, A.; SEBASTIANI, F. SentiWordNet: a high-coverage lexical resource for opinion mining. *Evaluation*, p. 1–26, 2007.
- FELDMAN, R. Techniques and applications for sentiment analysis. *Communications of the ACM*, v. 56, n. 4, p. 82–89, 2013.
- FISCHER, F. et al. **Stack Overflow Considered Harmful? The Impact of Copy&Paste on Android Application Security**. IEEE Symposium on Security and Privacy. *Anais...IEEE Computer Society*, 2017

- FORD, D. et al. **Paradise unplugged: identifying barriers for female participation on stack overflow**. SIGSOFT FSE. *Anais...ACM*, 2016
- FORD, D. **Recognizing gender differences in stack overflow usage: Applying the Bechdel test**. VL/HCC. *Anais...IEEE Computer Society*, 2016
- FRENCH, V. V. The structure of sentiments. *Journal of Personality*, v. 16, n. 1, p. 78–108, 1947.
- GANTAYAT, N. et al. **The Synergy between Voting and Acceptance of Answers on StackOverflow - Or the Lack Thereof**. MSR. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- GAO, K.; XU, H.; WANG, J. **Emotion cause detection for chinese micro-blogs based on ECOCC model**. . In: PACIFIC-ASIA CONFERENCE ON KNOWLEDGE DISCOVERY AND DATA MINING. Springer, 2015
- GHADERI, R. **Improving the Retrieval of Related Questions in StackOverflow**. PhD Thesis—[s.l.] University of California, Irvine, USA, 2015.
- GODERIE, J. et al. **ETA: Estimated Time of Answer Predicting Response Time in Stack Overflow**. MSR. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- GÓMEZ, C.; CLEARY, B.; SINGER, L. **A study of innovation diffusion through link sharing on stack overflow**. . In: PROCEEDINGS OF THE 10TH WORKING CONFERENCE ON MINING SOFTWARE REPOSITORIES. IEEE Press, 2013
- GUERROUJ, L.; AZAD, S.; RIGBY, P. C. **The influence of App churn on App success and StackOverflow discussions**. SANER. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- GUPTA, N.; GILBERT, M.; FABBRIZIO, G. D. Emotion detection in email customer care. *Computational Intelligence*, v. 29, n. 3, p. 489–505, 2013.
- GUPTA, R.; REDDY, P. K. **Learning from Gurus: Analysis and Modeling of Reopened Questions on Stack Overflow**. CODS. *Anais...ACM*, 2016
- GUPTA, R.; REDDY, P. K. **Towards Question Improvement on Knowledge Sharing Platforms: A Stack Overflow Case Study**. ICBK. *Anais...IEEE*, 2017
- HALAVAIS, A. et al. **Badges of Friendship: Social Influence and Badge Acquisition on Stack Overflow**. HICSS. *Anais...IEEE Computer Society*, 2014
- HANCOCK, J. T.; LANDRIGAN, C.; SILVER, C. **Expressing emotion in text-based communication**. . In: PROCEEDINGS OF THE SIGCHI CONFERENCE ON HUMAN FACTORS IN COMPUTING SYSTEMS. ACM, 2007
- HASTIE, T.; FRIEDMAN, J.; TIBSHIRANI, R. Overview of supervised learning. In: **The elements of statistical learning**. [s.l.] Springer, 2001. p. 9–40.
- HATZIVASSILOGLOU, V.; MCKEOWN, K. R. **Predicting the semantic orientation of adjectives**. . In: PROCEEDINGS OF THE 35TH ANNUAL MEETING OF THE ASSOCIATION FOR COMPUTATIONAL LINGUISTICS AND EIGHTH



CONFERENCE OF THE EUROPEAN CHAPTER OF THE ASSOCIATION FOR COMPUTATIONAL LINGUISTICS. Association for Computational Linguistics, 1997

HONSEL, V.; HERBOLD, S.; GRABOWSKI, J. **Intuition vs. Truth: Evaluation of Common Myths about StackOverflow Posts**. MSR. *Anais...*IEEE Computer Society, 2015

HU, M.; LIU, B. **Mining and summarizing customer reviews**. . In: PROCEEDINGS OF THE TENTH ACM SIGKDD INTERNATIONAL CONFERENCE ON KNOWLEDGE DISCOVERY AND DATA MINING. ACM, 2004

JIN, Y. et al. **Quick Trigger on Stack Overflow: A Study of Gamification-Influenced Member Tendencies**. MSR. *Anais...*IEEE Computer Society, 2015

JINDAL, N.; LIU, B. **Opinion spam and analysis**. . In: PROCEEDINGS OF THE 2008 INTERNATIONAL CONFERENCE ON WEB SEARCH AND DATA MINING. ACM, 2008

JOORABCHI, A.; ENGLISH, M.; MAHDI, A. E. Automatic mapping of user tags to Wikipedia concepts: The case of a Q&A website - StackOverflow. **J. Information Science**, v. 41, n. 5, p. 570–583, 2015.

JOORABCHI, A.; ENGLISH, M.; MAHDI, A. E. Text mining stackoverflow: An insight into challenges and subject-related difficulties faced by computer science learners. **J. Enterprise Inf. Management**, v. 29, n. 2, p. 255–275, 2016.

JOSHI, N. S.; ITKAT, S. A. A survey on feature level sentiment analysis. **International Journal of Computer Science and Information Technologies**, v. 5, n. 4, p. 5422–5425, 2014.

KAVALER, D. et al. **Using and Asking: APIs Used in the Android Market and Asked about in StackOverflow**. SocInfo. *Anais...*: Lecture Notes in Computer Science.Springer, 2013

KLEINGINNA, P. R.; KLEINGINNA, A. M. A categorized list of emotion definitions, with suggestions for a consensual definition. **Motivation and emotion**, v. 5, n. 4, p. 345–379, 1981.

KO, Y.; SEO, J. **Automatic text categorization by unsupervised learning**. . In: PROCEEDINGS OF THE 18TH CONFERENCE ON COMPUTATIONAL LINGUISTICS-VOLUME 1. Association for Computational Linguistics, 2000

KOCHHAR, P. S. **Mining testing questions on stack overflow**. SoftwareMining@ASE. *Anais...*ACM, 2016

KOMAMIZU, T. et al. **Exploring Identical Users on GitHub and Stack Overflow**. SEKE. *Anais...*KSI Research Inc. and Knowledge Systems Institute Graduate School, 2017

LATORRE, N. et al. **SODA: the stack overflow dataset almanac**. MUD@ICSME. *Anais...*IEEE Computer Society, 2015

LEE, S. Y. M. et al. **Emotion Cause Events: Corpus Construction and Analysis**. . In: LREC. 2010

LEZINA, G.; KUZNETSOV, A. **Predict Closed Questions on StackOverflow**. SYRCoDIS. **Anais...**: CEUR Workshop Proceedings.CEUR-WS.org, 2013

LIN, B.; SEREBRENIK, A. **Recognizing gender of stack overflow users**. MSR. **Anais...**ACM, 2016

LIN, W.-H. et al. **Which side are you on?: identifying perspectives at the document and sentence levels**. . In: PROCEEDINGS OF THE TENTH CONFERENCE ON COMPUTATIONAL NATURAL LANGUAGE LEARNING. Association for Computational Linguistics, 2006

LIU, B. Sentiment analysis and opinion mining. **Synthesis lectures on human language technologies**, v. 5, n. 1, p. 1–167, 2012.

LIU, B. **Sentiment Analysis - Mining Opinions, Sentiments, and Emotions**. [s.l.] Cambridge University Press, 2015.

LIU, B.; ZHANG, L. A survey of opinion mining and sentiment analysis. In: **Mining text data**. [s.l.] Springer, 2012. p. 415–463.

MARDER, A. **Stack Overflow Badges and User Behavior: An Econometric Approach**. MSR. **Anais...**IEEE Computer Society, 2015

MEDHAT, W.; HASSAN, A.; KORASHY, H. Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. **Ain Shams Engineering Journal**, v. 5, n. 4, p. 1093–1113, 2014.

MELDRUM, S.; LICORISH, S. A.; SAVARIMUTHU, B. T. R. **Crowdsourced Knowledge on Stack Overflow: A Systematic Mapping Study**. EASE. **Anais...**ACM, 2017

MIZOBUCHI, Y.; TAKAYAMA, K. **Two improvements to detect duplicates in Stack Overflow**. SANER. **Anais...**IEEE Computer Society, 2017

MOHAMMAD, S. M.; TURNEY, P. D. Crowdsourcing a word–emotion association lexicon. **Computational Intelligence**, v. 29, n. 3, p. 436–465, 2013.

MONDAL, A. K.; RAHMAN, M. M.; ROY, C. K. **Embedded Emotion-based Classification of Stack Overflow Questions Towards the Question Quality Prediction**. SEKE. **Anais...**KSI Research Inc. and Knowledge Systems Institute Graduate School, 2016

MORAES, R.; VALIATI, J. F.; NETO, W. P. G. Document-level sentiment classification: An empirical comparison between SVM and ANN. **Expert Systems with Applications**, v. 40, n. 2, p. 621–633, 2013.

MORRISON, P.; MURPHY-HILL, E. R. **Is programming knowledge related to age? an exploration of stack overflow**. MSR. **Anais...**IEEE Computer Society, 2013

- MOVSHOVITZ-ATTIAS, D. et al. **Analysis of the reputation system and user contributions on a question answering website: StackOverflow**. ASONAM. *Anais...ACM*, 2013
- MUNEZERO, M. D. et al. Are they different? Affect, feeling, emotion, sentiment, and opinion detection in text. *IEEE transactions on affective computing*, v. 5, n. 2, p. 101–111, 2014.
- MURGIA, A. et al. **Do developers feel emotions? an exploratory analysis of emotions in software artifacts**. . In: PROCEEDINGS OF THE 11TH WORKING CONFERENCE ON MINING SOFTWARE REPOSITORIES. ACM, 2014
- NAGY, C.; CLEVE, A. **Mining Stack Overflow for discovering error patterns in SQL queries**. ICSME. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- NASEHI, S. M. et al. **What makes a good code example?: A study of programming Q&A in StackOverflow**. ICSM. *Anais...IEEE Computer Society*, 2012
- NESHATI, M. On early detection of high voted Q&A on Stack Overflow. *Inf. Process. Manage.*, v. 53, n. 4, p. 780–798, 2017.
- NIRALDO NASCIMENTO. **Comportamento organizacional aula4**, 2012. Disponível em: <<https://pt.slideshare.net/nirosldshare/comportamento-organizacional-aula4>>. Acesso em: 13 jun. 2018
- NOVIELLI, N.; CALEFATO, F.; LANUBILE, F. **Towards discovering the role of emotions in stack overflow**. SSE@SIGSOFT FSE. *Anais...ACM*, 2014
- NOVIELLI, N.; CALEFATO, F.; LANUBILE, F. **The challenges of sentiment detection in the social programmer ecosystem**. Proceedings of the 7th International Workshop on Social Software Engineering, SSE 2015, Bergamo, Italy, September 1, 2015. *Anais...2015* Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2804381.2804387>>
- ODIETE, O. et al. **Recommending Programming Languages by Identifying Skill Gaps Using Analysis of Experts. A Study of Stack Overflow**. UMAP (Adjunct Publication). *Anais...ACM*, 2017
- OJOKOH, B. A.; KAYODE, O. A feature-opinion extraction approach to opinion mining. *Journal of web engineering*, v. 11, n. 1, p. 51–63, 2012.
- PANG, B.; LEE, L. Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends® in Information Retrieval*, v. 2, n. 1–2, p. 1–135, 2008.
- PANG, B.; LEE, L.; VAITHYANATHAN, S. **Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques**. Proceedings of the 2002 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2002, Philadelphia, PA, USA, July 6-7, 2002. *Anais...2002* Disponível em: <<https://aclanthology.info/papers/W02-1011/w02-1011>>
- PAPOUTSOGLOU, M.; MITTAS, N.; ANGELIS, L. **Mining People Analytics from StackOverflow Job Advertisements**. SEAA. *Anais...IEEE Computer Society*, 2017

- PINTO, G. H. L.; KAMEI, F. **What programmers say about refactoring tools?: an empirical investigation of stack overflow**. WRT@SPLASH. *Anais...ACM*, 2013
- PONZANELLI, L. et al. **Mining StackOverflow to turn the IDE into a self-confident programming prompter**. MSR. *Anais...ACM*, 2014
- PONZANELLI, L.; BACCHELLI, A.; LANZA, M. **Seahawk: stack overflow in the IDE**. ICSE. *Anais...IEEE Computer Society*, 2013
- QIU, G. et al. DASA: Dissatisfaction-oriented Advertising based on Sentiment Analysis. *Expert Syst. Appl.*, v. 37, n. 9, p. 6182–6191, 2010.
- RAHMAN, M. M.; ROY, C. K. **An Insight into the Unresolved Questions at Stack Overflow**. MSR. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- RAVI, K.; RAVI, V. A survey on opinion mining and sentiment analysis: Tasks, approaches and applications. *Knowl.-Based Syst.*, v. 89, p. 14–46, 2015.
- REILLY, J.; SEIBERT, L. Language and emotion. *Handbook of affective sciences*, p. 535–559, 2003.
- REYES, A.; ROSSO, P. Making objective decisions from subjective data: Detecting irony in customer reviews. *Decision Support Systems*, v. 53, n. 4, p. 754–760, 2012.
- RILOFF, E.; WIEBE, J. **Learning Extraction Patterns for Subjective Expressions**. Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2003, Sapporo, Japan, July 11-12, 2003. *Anais...2003*Disponível em: <<https://aclanthology.info/papers/W03-1014/w03-1014>>
- ROSEN, C.; SHIHAB, E. What are mobile developers asking about? A large scale study using stack overflow. *Empirical Software Engineering*, v. 21, n. 3, p. 1192–1223, 2016.
- SAHA, A. K.; SAHA, R. K.; SCHNEIDER, K. A. **A discriminative model approach for suggesting tags automatically for stack overflow questions**. MSR. *Anais...IEEE Computer Society*, 2013
- SAHA, R. K.; SAHA, A. K.; PERRY, D. E. **Toward understanding the causes of unanswered questions in software information sites: a case study of stack overflow**. ESEC/SIGSOFT FSE. *Anais...ACM*, 2013
- SANCHEZ, H.; WHITEHEAD, J. **Source Code Curation on StackOverflow: The Vesperin System**. ICSE (2). *Anais...IEEE Computer Society*, 2015
- SHAO, B.; YAN, J. **Recommending Answerers for Stack Overflow with LDA Model**. ChineseCSCW. *Anais...ACM*, 2017
- SHELLY, R. K. Emotions, sentiments, and performance expectations. In: **Theory and research on human emotions**. [s.l.] Emerald Group Publishing Limited, 2004. p. 141–165.

SILGE, J.; ROBINSON, D. **Text Mining with R: A tidy approach**. [s.l.] O'Reilly Media, Inc., 2017.

SILVESTRI, G. et al. **Linking Accounts across Social Networks: the Case of StackOverflow, Github and Twitter**. KDWeb. *Anais...*: CEUR Workshop Proceedings.CEUR-WS.org, 2015

SLAG, R.; WAARD, M. DE; BACCHELLI, A. **One-Day Flies on StackOverflow - Why the Vast Majority of StackOverflow Users Only Posts Once**. MSR. *Anais...*IEEE Computer Society, 2015

SOKOLOVA, M.; LAPALME, G. Learning opinions in user-generated web content. **Natural Language Engineering**, v. 17, n. 4, p. 541–567, 2011.

SOLIMAN, M. et al. **Architectural Knowledge for Technology Decisions in Developer Communities: An Exploratory Study with StackOverflow**. WICSA. *Anais...*IEEE Computer Society, 2016

SQUIRE, M. **“Should We Move to Stack Overflow?” Measuring the Utility of Social Media for Developer Support**. ICSE (2). *Anais...*IEEE Computer Society, 2015

SQUIRE, M.; FUNKHOUSER, C. **“A Bit of Code”: How the Stack Overflow Community Creates Quality Postings**. HICSS. *Anais...*IEEE Computer Society, 2014

SRBA, I.; BIELIKOVÁ, M. Why is Stack Overflow Failing? Preserving Sustainability in Community Question Answering. **IEEE Software**, v. 33, n. 4, p. 80–89, 2016.

STOREY, M.-A. **Msr 2012 keynote: The evolution of the social programmer**. . In: MINING SOFTWARE REPOSITORIES (MSR), 2012 9TH IEEE WORKING CONFERENCE ON. IEEE, 2012

STRAPPARAVA, C.; VALITUTTI, A. **Wordnet affect: an affective extension of wordnet**. . In: LREC. Citeseer, 2004

TAVAKOLI, M.; HEYDARNOORI, A.; GHAFARI, M. **Improving the quality of code snippets in stack overflow**. SAC. *Anais...*ACM, 2016

THET, T. T.; NA, J.-C.; KHOO, C. S. Aspect-based sentiment analysis of movie reviews on discussion boards. **Journal of information science**, v. 36, n. 6, p. 823–848, 2010.

TREUDE, C.; BARZILAY, O.; STOREY, M.-A. **How do programmers ask and answer questions on the web?: Nier track**. . In: SOFTWARE ENGINEERING (ICSE), 2011 33RD INTERNATIONAL CONFERENCE ON. IEEE, 2011

TREUDE, C.; ROBILLARD, M. P. **Augmenting API documentation with insights from stack overflow**. ICSE. *Anais...*ACM, 2016

VASILESCU, B.; CAPILUPPI, A.; SEREBRENIK, A. **Gender, Representation and Online Participation: A Quantitative Study of StackOverflow**. SocialInformatics. *Anais...*IEEE Computer Society, 2012

- VASILESCU, B.; FILKOV, V.; SEREBRENIK, A. **StackOverflow and GitHub: Associations between Software Development and Crowdsourced Knowledge.** SocialCom. Anais...IEEE Computer Society, 2013
- VÁSQUEZ, M. L. et al. **How do API changes trigger stack overflow discussions? a study on the Android SDK.** ICPC. Anais...ACM, 2014
- VÁSQUEZ, M. L.; DIT, B.; POSHYVANYK, D. **An exploratory analysis of mobile development issues using stack overflow.** MSR. Anais...IEEE Computer Society, 2013
- VENKATESH, P. K. et al. **What Do Client Developers Concern When Using Web APIs? An Empirical Study on Developer Forums and Stack Overflow.** ICWS. Anais...IEEE Computer Society, 2016
- VILLANES, I. K. et al. **What are Software Engineers asking about Android Testing on Stack Overflow?** SBES. Anais...ACM, 2017
- WANG, S.; LO, D.; JIANG, L. **An empirical study on developer interactions in StackOverflow.** SAC. Anais...ACM, 2013
- WANG, T. et al. **Automatic Knowledge Sharing Across Communities: A Case Study on Android Issue Tracker and Stack Overflow.** SOSE. Anais...IEEE Computer Society, 2015
- WILSON, T.; WIEBE, J.; HOFFMANN, P. **Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis.** . In: PROCEEDINGS OF THE CONFERENCE ON HUMAN LANGUAGE TECHNOLOGY AND EMPIRICAL METHODS IN NATURAL LANGUAGE PROCESSING. Association for Computational Linguistics, 2005
- XIONG, Y. et al. **Mining Developer Behavior Across GitHub and StackOverflow.** SEKE. Anais...KSI Research Inc. and Knowledge Systems Institute Graduate School, 2017
- YADOLLAHI, A.; SHAHRAKI, A. G.; ZAIANE, O. R. Current state of text sentiment analysis from opinion to emotion mining. **ACM Computing Surveys (CSUR)**, v. 50, n. 2, p. 25, 2017.
- YANG, D. et al. **Stack overflow in github: any snippets there?** MSR. Anais...IEEE Computer Society, 2017
- YANG, X. et al. What Security Questions Do Developers Ask? A Large-Scale Study of Stack Overflow Posts. **J. Comput. Sci. Technol.**, v. 31, n. 5, p. 910–924, 2016.
- YE, D. et al. **Software-specific part-of-speech tagging: an experimental study on stack overflow.** SAC. Anais...ACM, 2016
- YE, D.; XING, Z.; KAPRE, N. The structure and dynamics of knowledge network in domain-specific Q&A sites: a case study of stack overflow. **Empirical Software Engineering**, v. 22, n. 1, p. 375–406, 2017.

ZAGALSKY, A. et al. **How the R community creates and curates knowledge: a comparative study of stack overflow and mailing lists.** MSR. *Anais...ACM*, 2016

ZAJONC, R. B. Feeling and thinking: Preferences need no inferences. **American psychologist**, v. 35, n. 2, p. 151, 1980.

ZENG, Z. et al. A survey of affect recognition methods: Audio, visual, and spontaneous expressions. **IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence**, v. 31, n. 1, p. 39–58, 2009.

ZHANG, Y. et al. Multi-Factor Duplicate Question Detection in Stack Overflow. **J. Comput. Sci. Technol.**, v. 30, n. 5, p. 981–997, 2015.

ZHU, J. et al. **Building a Large-scale Software Programming Taxonomy from Stackoverflow.** SEKE. *Anais...KSI Research Inc. and Knowledge Systems Institute Graduate School*, 2015

ZHU, J.; WANG, H.; SHEN, B. **Software.zhishi.schema: A Software Programming Taxonomy Derived from Stackoverflow.** International Semantic Web Conference (Posters & Demos). *Anais...: CEUR Workshop Proceedings.CEUR-WS.org*, 2015

ZOU, J. et al. **Which Non-functional Requirements Do Developers Focus On? An Empirical Study on Stack Overflow Using Topic Analysis.** MSR. *Anais...IEEE Computer Society*, 2015

ZOU, J. et al. Towards comprehending the non-functional requirements through Developers' eyes: An exploration of Stack Overflow using topic analysis. **Information & Software Technology**, v. 84, p. 19–32, 2017.