

Análise Comparativa de Qualidade do Código-Fonte de Diferentes Classes de Navegadores Web para Sistemas Android

Felipe Augusto Silva Marques¹, Lesandro Ponciano¹

Bacharelado em Engenharia de Software

¹ Instituto de Ciências Exatas e Informática – PUC Minas

Ed. Fernanda. Rua Cláudio Manoel, 1.162, Funcionários, Belo Horizonte – MG – Brasil

{felipe.marques@sga.pucminas.br, lesandrop@pucminas.br}

Abstract. *While there is a wide variety of Web browsers available today that can be used by users, little is known about the quality of the source code of these browsers. The quality of software source code is important because poorly written or designed software can bring inconvenience to users, including security and privacy concerns. This study aims to conduct a comparative analysis of the quality of the source code of browsers for Android that have open source license. The study is conducted by applying source code quality metrics. The motivation of this study is due to the increase in the number of Internet access through mobile devices, in addition to the great diversity of browsers available for Android and the importance of analyzing the quality of the source code of these systems.*

key-words: Quality, Metrics, Source Code, Android

Resumo. *Enquanto existe uma ampla diversidade de navegadores Web disponíveis atualmente e que podem ser usados pelos usuários, pouco se sabe sobre a qualidade do código fonte destes navegadores. A qualidade do código-fonte de um software é importante, pois um software mal escrito ou projetado pode trazer transtornos aos usuários, envolvendo aspectos como segurança e privacidade. Este estudo tem como objetivo realizar uma análise comparativa da qualidade do código-fonte de navegadores para Android que possuem licença open source. O estudo é feito através da aplicação de métricas de qualidade de código-fonte. A motivação deste estudo deve-se ao crescimento no número de acesso à Internet através de dispositivo móveis, além da grande diversidade de navegadores disponíveis para Android e a importância de se analisar a qualidade do código-fonte destes sistemas.*

Palavras: chave: Qualidade, Métricas, Código-Fonte, Android

1. Introdução

Estima-se que o número de usuários de Internet por meio de dispositivos móveis será de 395.400 pessoas em 2020 na América Latina [Equipe Dub Soluções 2017]. Com o crescimento da utilização de dispositivos móveis cresceu juntamente a diversidade de navegadores *Web*. Navegadores são *softwares* que apresentam páginas *Web* estáticas e dinâmicas [Tanenbaum 2011]. Há navegadores com diferentes características, porque cada um deles atende uma demanda de mercado específica, como segurança e privacidade. Uma parte destes navegadores são desenvolvidos em código aberto. Exemplos destes navegadores são Mozilla Firefox, Mozilla Firefox Focus e *Tor Browsers*.

Enquanto existe uma ampla diversidade de navegadores que podem ser usados pelos usuários, pouco se sabe sobre a qualidade do código-fonte destes navegadores. **A falta de informações sobre a qualidade do código-fonte desse tipo de software é, portanto, o problema tratado neste estudo.** A qualidade de um sistema é definida como o grau em que o

sistema satisfaz os requisitos de suas várias partes interessadas e, portanto, fornece valor a essas partes interessadas ou ao cliente [International Organization for Standardization 2011]. A qualidade de código-fonte de um *software* tem efeito na qualidade de uso que ele oferece. Para que se possa avaliar a qualidade do código-fonte de navegadores, este estudo utiliza métricas que visam quantificar atributos internos do *software* e a partir disso, avaliar a sua qualidade. Tais métricas também possibilitam realizar uma análise comparativa das diferentes classes de navegadores.

A importância deste trabalho deve-se ao fato da qualidade do código-fonte do *software* estar diretamente ligada à qualidade de uso, além do seu custo de desenvolvimento e manutenção. A qualidade do código afeta diretamente a confiabilidade a que o usuário está exposto e a possibilidade de manutenção do *software*, levando-o a ser estendido sem se degradar. O crescimento da diversidade de navegadores que possuem a licença de *software* livre permite verificar a qualidade de código-fonte destes *softwares* e estabelecer critérios de comparação entre eles. O surgimento de diferentes classes de navegadores, como os focados em segurança e os focados em privacidade, mostra a necessidade de uma análise da sua qualidade interna. Considerando este cenário, torna-se necessário medir e comparar a qualidade de cada classe de navegador.

Nesse contexto, o presente estudo tem como objetivo principal realizar uma análise comparativa da qualidade do código-fonte de diferentes classes de navegadores desenvolvidos para a plataforma de dispositivos *mobile Android*. Para alcançar o objetivo principal, almeja-se atingir os seguintes objetivos específicos i) definir uma abordagem de objetivo, perguntas e métricas (GQM, do inglês *Goal Question Metric*) de avaliação de código-fonte para navegadores; ii) caracterizar dados de navegadores através de aplicações da abordagem; iii) estabelecer critérios que permitam compreender qual classe de navegador apresenta uma melhor qualidade no código-fonte. Ao final deste estudo espera-se que com a análise dos resultados seja possível verificar a qualidade do código-fonte dos navegadores e ter critérios objetivos de comparação entre eles. Além de apresentar uma análise comparativa das classes de navegadores.

O restante do texto está organizado como segue. A Seção 2 consiste na fundamentação teórica, onde apresenta-se detalhadamente conceitos e teorias que fundamentam o estudo. Na seção 3 são apresentados trabalhos relacionados ao tema abordado neste estudo. Em seguida, a seção 4 destaca os materiais e métodos.

2. Fundamentação Teórica

Esta seção apresenta conceitos e teorias que fundamentam este trabalho. Dentre os tópicos a serem abordados estão i) Navegadores *Web*; ii) Qualidade de *software*; e iii) Métricas e GQM.

2.1. Navegadores Web

Desde o início da Internet os navegadores apresentam um papel importante. Os navegadores *Web* são *softwares* responsáveis por apresentar páginas *Web* [Tanenbaum 2011]. O navegador busca a página solicitada em servidores de Sistema de Nomes de Domínios (DNS, do inglês *Domain Name System*), interpreta seu conteúdo e exibe a página, formatada de modo apropriado, na tela do computador. Com o crescimento da utilização da Internet e consequentemente da utilização de navegadores *Web* surgiram diversos navegadores. Os mesmos podem ser divididos em diferentes classes. Para este estudo os navegadores são classificados em três classes a serem analisados com base no foco de cada navegador.

Na primeira classe encontram-se os *navegadores tradicionais*. Os navegadores tradicionais apresentam funcionalidades tidas como base para os navegadores. São *softwares*

que possibilitam aos seus usuários interagirem com documentos escritos em linguagens como a Linguagem de Marcação de Hipertexto (HTML, do inglês *HyperText Markup Language*) [Tanenbaum 2011]. A segunda classe de navegador é a focada em *segurança*. São navegadores que se preocupam com que pessoas mal-intencionadas não leiam ou modifiquem mensagens trocadas através das redes de computadores ou, ainda, que o navegador seja usado para o *download* de programas maliciosos [Tanenbaum 2011]. Por último, a terceira classe de navegador inclui aqueles focados em *privacidade*. A privacidade é o direito das pessoas preservar suas informações pessoais, permitindo o controle da exposição e disponibilidade de informações acerca de si mesmo [Tanenbaum 2011]. Navegadores que se preocupam com privacidade oferecem, por exemplo, a possibilidade de navegação anônima.

2.2. Qualidade de Software

A qualidade no contexto de produção e manutenção de *software* é importante [Pressman e Maxim 2016]. No gerenciamento de qualidade de código-fonte, torna-se necessário quantificar a complexidade de se realizar alterações no código ou acréscimo de novas funcionalidades. Este monitoramento da qualidade do código-fonte pode ser realizado por meio de técnicas de revisão e inspeção de qualidade de código, que tem como objetivo melhorar a qualidade de *software* [Sommerville 2011].

O desenvolvimento de código aberto como uma abordagem de desenvolvimento de *software* baseia-se em publicar o código-fonte de um *software* e voluntários são convidados a participar do processo de desenvolvimento [Sommerville 2011]. Uma das vantagens de projetos de código aberto é o compartilhamento do código fonte, o que pode melhorar a qualidade [Meireles 2013]. Isso se deve ao maior número de desenvolvedores e usuários envolvidos com a revisão e validação do *software*. Em outras palavras, um número maior de desenvolvedores, com diferentes perspectivas e necessidades, é capaz de identificar melhorias e corrigir mais erros em menos tempo e, conseqüentemente, promover refatorações que, geralmente, levam à melhoria da qualidade do código.

Qualquer que seja a metodologia de desenvolvimento, monitorar a qualidade do software é fundamental. Em um processo de coleta das métricas é necessário seguir as seguintes etapas i) identificar as metas; ii) identificar o que se deseja aprender; iii) identificar suas submetas; iv) identificar as entidades e atributos relacionados as submetas; v) formalizar suas metas de medição; vi) identificar questões quantificáveis e os indicadores, visando atingir os objetivos; vii) identificar os elementos de dados que vão ser coletados para construir os identificadores; viii) identificar as medidas a serem usadas e tornar essas definições operacionais; ix) identificar as ações que você tomará para implementar as medidas; x) preparar um plano para implantar as medidas [Pressman e Maxim 2016].

2.3. Métricas de Software e QM

A medição de *software* preocupa-se com a derivação de um valor numérico ou o perfil para um atributo de um componente de *software*, sistema ou processo [Sommerville 2011]. Há uma necessidade de medir e controlar a complexidade do *software* [Pressman e Maxim 2016]. E, se é difícil obter um valor único desta complexidade de um *software*, pode-se desenvolver um modelo de qualidade que agrega diferentes atributos internos do *software*. Com isso, as métricas auxiliam a quantificar a complexidade do *software*. Há diversas métricas de *software*. Elas podem ser categorizadas como: métricas de tamanho, métricas estruturais e métricas de acoplamento. Essas categorias são descritas nos parágrafos a seguir.

As *métricas de tamanho* são métricas que buscam estimar ou verificar o tamanho de um *software* [Pressman e Maxim 2016]. Apesar de nem sempre indicar a complexidade de um *software*, elas possibilitam verificar informações importantes como o percentual do código

escrito para interface, qual o módulo com maior número de linhas de código, verificar se o código está bem dividido em métodos, entre outras medições.

As *métricas estruturais* têm como objetivo mensurar questões estruturais do código. Por exemplo, mensurar questões relacionadas às classes no caso da programação orientada a objeto [Meirelles 2013]. Dentre os elementos a serem mensurados por estas métricas estão número de atributos públicos, número de métodos públicos, média do número de parâmetros por método, profundidade da árvore de herança, número de filhos de uma classe, média da complexidade ciclomática por método e número de atributos de uma classe.

Métricas de acoplamento são medidas de como uma classe está ligada a outras classes no *software* [Meirelles 2013]. Altos valores de acoplamento indicam uma maior dificuldade para alterar uma classe do sistema, pois uma mudança em uma classe pode ter um impacto em todas as outras classes que são acopladas a ela [Meirelles 2013]. Em outras palavras, se o acoplamento é alto, o *software* tende a ser menos flexível, mais difícil de se adaptar e modificar e mais difícil de entender. Exemplos de métricas de acoplamento são acoplamento entre objetos (CBO, do inglês *Coupling Between Classes*), fator de acoplamento (COF, do inglês *Coupling Factor*) e conexões aferentes de uma classe (ACC, do inglês *Aferent Connections per Class*).

Métricas de coesão permitem medir a diversidade de assuntos que uma classe implementa [Meirelles 2013]. Altos valores de coesão indicam se o foco de uma classe está em um único aspecto do sistema [Meirelles 2013]. Enquanto uma baixa coesão indica que a classe trata de diferentes aspectos. Tendo em vista essa definição, uma classe deve ser coesa. Exemplos de métricas de coesão são ausência de coesão de métodos (LCOM, do inglês *Lack of Cohesion in Methods*) e complexidade estrutural (SC, do inglês *Structural Complexity*).

O GQM é uma abordagem que auxilia na seleção das métricas. GQM permite identificar métricas significativas para qualquer parte do processo de *software* [Pressman e Maxim 2016]. O GQM enfatiza a necessidade de (1) estabelecer um objetivo de medição explícita que é específico para a atividade do processo ou característica de produto que deve ser avaliada, (2) definir um conjunto de questões que devem ser respondidas para atingir o objetivo e (3) identificar métricas bem formuladas que ajudam a responder a essas questões [Pressman e Maxim 2016].

3. Trabalhos Relacionados

Nesta seção são discutidos trabalhos que realizam pesquisas semelhantes ou relacionadas ao tema abordado nesta proposta. Tratam-se, em particular, de estudos sobre métricas de *software* e qualidade de *software*.

Meirelles (2013) apresenta uma abordagem para a observação das métricas de código-fonte, estudando-as através de suas distribuições e associações. Também discutem-se as relações de causalidade e implicações práticas-gerenciais para monitoramento das mesmas. São avaliadas as distribuições e correlações dos valores das métricas de trinta e oito projetos de *software* livre. Dentre as principais contribuições desse estudo, pode-se destacar uma análise detalhada, em relação ao comportamento, valores e estudos de caso de quinze métricas de código-fonte. O estudo também propõe uma abordagem que visa diminuir as contradições das análises das métricas.

Com o crescimento da utilização de métodos ágeis, faz-se necessário definir uma forma eficaz de aplicação de métricas nestes métodos. Sato (2007) cita que a Programação Extrema (XP, do inglês *Extreme Programming*) propõe uma atividade para guiar a equipe em direção à melhoria, a atividade é conhecida como *tracking*. O papel do *tracker* é coletar métricas para auxiliar a equipe a entender o andamento do projeto. O estudo investiga o uso de métricas no

acompanhamento de projetos utilizando métodos ágeis de desenvolvimento de *software*. Um estudo de caso da aplicação de XP em sete projetos válida algumas dessas métricas e avalia o nível de aderência às práticas propostas, com o objetivo de auxiliar o *tracker* de uma equipe ágil. Algumas das métricas consideradas nesse estudo também serão utilizadas no presente estudo.

Júnior (2015) apresenta um estudo cujo o objetivo é o monitoramento de métricas estáticas de código fonte na interface de programação de aplicações (API, do inglês *Application Programming Interface*) do sistema operacional *Android*. Também é apresentado um estudo da evolução de seus valores nas diferentes versões da API, realizando uma apresentação entre as semelhanças com aplicativos do sistema.

Amara e Rabai (2017) apresentam um estudo onde o objetivo foi propor uma análise completa dos processos de medição de confiabilidade de software. São apresentadas tendências de medição *software* atuais, métricas de *software*, sendo proposto um novo quadro de medição de confiabilidade com base em métricas de *software*. O estudo apresenta as etapas do processo básico e do processo proposto para medição de confiabilidade, além de suas respectivas vantagens e desvantagens. No processo proposto, são duas etapas principais, a primeira é a de aplicação e teste, que consiste na utilização de modelos de confiabilidade, métricas semânticas. A segunda fase é a de validação de confiabilidade que visa verificar se o objetivo da confiabilidade foi atingido.

A predição de módulos propensos a falhas atrai muito interesse, devido ao impacto significativo na garantia de qualidade de software. Um dos objetivos mais importantes de tais técnicas é prever os módulos onde as falhas tendem a se esconder e busca-se fazer essa previsão o mais cedo possível no ciclo de vida de desenvolvimento. Tendo em vista este cenário Jiang et al. (2008) realizam um estudo comparativo do desempenho entre os modelos preditivos que usam métricas de nível de *design*, métricas no nível do código, e aquelas que usam os dois. Analisa-se um conjunto de treze dados do programa de métricas da NASA que oferecem modelos de métricas de código e de *design*. Ambos tipos de modelos provam ser úteis, pois podem ser utilizados em diferentes fases do processo de desenvolvimento.

Pantiuchina, Lanza e Bavota (2018) apresentam um estudo que visa investigar empiricamente se as métricas de qualidade são capazes de capturar a melhoria da qualidade do código conforme a percepção dos desenvolvedores. Para estabelecer um comparativo de qualidade a partir da percepção dos desenvolvedores e a aplicação das métricas, foi realizado perguntas aos usuários e medição de qualidade, através de aplicação das métricas. O estudo mostra que há casos em que métricas de qualidade não são capazes de capturar a melhoria da qualidade conforme percebida pelos desenvolvedores. Um exemplo disto foi quando o desenvolvedor afirma que “melhorou a coesão da classe C”, mas não foi constatada a melhoria de qualidade através da aplicação da métrica.

Souza et al. (2017) apresentam um estudo que visa verificar a eficácia dos valores de referências das métricas para detecção de *bad smells*. No estudo são utilizados dezoito métricas e seus valores de referências para detecção de cinco *bad smells* em doze *softwares*. O resultado destas métricas é comparado com os resultados obtidos pelas ferramentas *JDeodorant* e *JSPiRIT*, usados para identificar *bad smells*. Com base nos resultados obtidos, pode-se dizer que as métricas foram significativamente eficazes no apoio à detecção de *bad smells*.

4. Metodologia

A pesquisa apresentada neste documento é do tipo quantitativa. Este estudo é quantitativo porque busca realizar uma análise comparativa da qualidade do código-fonte de diferentes classes de navegadores desenvolvidos para a plataforma de dispositivos *mobile Android*. A medição da qualidade se dá através da aplicação de métricas quantitativas de código-fonte.

4.1. Métricas

GQM é utilizado para auxiliar na seleção das métricas. Com a aplicação do *GQM* chegamos ao objetivo de analisar a qualidade de código fonte de diferentes classes de navegadores com a finalidade de realizar uma análise comparativa da qualidade destas classes com relação a qualidade do *software* do ponto de vista dos envolvidos com o desenvolvimento e manutenção destes *softwares* no contexto de *softwares* livres. Com base neste objetivo foram levantadas as seguintes questões:

1. Qual a classe de navegador apresenta uma melhor qualidade das classes e funções?
2. Qual classe de navegador apresenta uma melhor distribuição do código por pacotes?
3. Qual classe de navegador apresenta uma melhor coesão?
4. Qual classe de navegadores apresenta um melhor acoplamento?
5. Levando em consideração a preocupação com a segurança, os navegadores focados em segurança apresentam melhor índices de qualidade?

Com base no objetivo e questões definidos, pode-se selecionar as métricas candidatas, sendo que as mesmas são apresentadas na Tabela 1. As métricas apresentadas nesta tabela são candidatas a serem utilizadas na avaliação dos navegadores. Para seleção métricas candidatas foi utilizado como referência o estudo realizado por Meirelles (2013), onde este estudo realiza um levantamento de métricas a serem utilizadas para avaliação de qualidade de código-fonte em *softwares* livre.

Tabela 1. Lista de Métricas Candidatas

Métricas	Descrição	Classes das Métricas	GQM - Perguntas a serem respondidas
CBO - <i>Coupling Between Objects</i>	Mede quantas classes são utilizadas pela classe analisada;	Métrica de Acoplamento	1, 2 e 5;
CF - <i>Coupling Factor</i>	Acoplamento é uma indicação das conexões entre elementos do projeto orientado a objeto;	Métrica de Acoplamento	1 e 2;
LCOM - <i>Lack of Cohesion between Methods</i>	Número de métodos que acessam um ou mais dos mesmos atributos;	Métrica de Coesão	1 e 4;
NOC - <i>Number Of Children</i>	Número total de filhos de uma classe;	Métrica Estruturais	1 e 2

RFC - Response For a Class	Número de métodos dentre todos os métodos que podem ser invocados em resposta a uma mensagem enviada por um objeto de uma classe;	Métricas Estruturais	1 e 2;
WMC - Weighted Methods per Class	Soma ponderada de todos os métodos da classe;	Métrica Estruturais	1 e 2;
LOC - Lines Of Code	Número de linha que não seja linha em branco ou comentário, independentemente do número de declarações por linha;	Métrica de Tamanho	3;
LOC por pacote - <i>Lines Of Code per package</i>	Número de linhas médias por pacote;	Métrica de Tamanho	3;
LOC por linguagem - <i>Lines Of Code per programming language</i>	Número de linhas por Linguagens;	Métrica de Tamanho	3;
DIT - <i>Depth of Inheritance Tree</i>	Mede o número de ancestrais de uma classe;	Métrica Estruturais	1 e 2;
AHF - <i>Attribute Hiding Factor</i>	Razão entre a soma de todos os atributos herdados de todas as classes do sistema em consideração ao número total de atributos das classes disponíveis;	Métrica Estruturais	1 e 2;
AIF - <i>Attribute Inheritance Factor</i>	Razão entre a soma dos atributos herdados em todas as classes do sistema e o número total de atributos disponíveis na classe;	Métrica Estruturais	1 e 2;
MHF - <i>Method Hiding Factor</i>	Razão entre a soma de todos os métodos invisíveis em todas as classes em relação ao número total de métodos definidos em um determinado sistema;	Métrica Estrutural	1 e 2;

MIF - <i>Method Inheritance Factor</i>	Razão entre a soma dos métodos herdados em todas as classes e o número total de métodos disponíveis em todas as classes;	Métrica Estrutural	1 e 2;
PF - <i>Polymorphism Factor</i>	Razão entre o número atual de possibilidades de polimorfismos de uma classe e o número máximo de possíveis polimorfismos distintos da referida classe;	Métrica Estrutural	1 e 2;

4.2. Navegadores

Para a seleção dos navegadores foi realizado um levantamento dos navegadores para *Android* que possuem uma licença *open source*, sendo feito posteriormente uma classificação em navegadores focados em privacidade, segurança e tradicionais de acordo com suas características. Após a classificação foi realizado um levantamento dos dez navegadores mais utilizados de acordo com sua classificação.

A Tabela 2 apresenta os navegadores candidatos a serem utilizados neste estudo, juntamente do repositório do código-fonte de cada navegador. Foi realizado um levantamento dos navegadores de cada classe, onde foram selecionados os dez navegadores que obtiveram maior número de *downloads* de cada categoria. Durante a seleção dos navegadores foi realizado um levantamento dos navegadores na plataforma *Google Play*, plataforma responsável por disponibilizar *softwares*, onde após este levantamento foram selecionados os dez navegadores com maior número de *downloads*.

Tabela 2. Lista de Navegadores Candidatos

Navegador	Classes	Repositório do Código Fonte
F L OSS Browser	Tradicional	https://github.com/scoute-dich/browser.git
Firefox	Tradicional	https://hg.mozilla.org/mozilla-central
Lightning Browser	Tradicional	https://github.com/anthonycr/Lightning-Browser.git
<i>Midori Web Browser</i>	Tradicional	https://github.com/midori-browser/midori-android.git
Zirco	Tradicional	https://github.com/darvin/zirco-browser.git
Chromium	Tradicional	https://github.com/chromium/chromium.git
Kiwi Browser	Tradicional	https://github.com/kiwibrowser/android.git
Lucid Browser	Tradicional	https://github.com/powerpoint45/Lucid-Browser.git
Pale Moon	Tradicional	https://github.com/MoonchildProductions/Pale-Moon.git
JumpGo Browser	Tradicional	https://github.com/JTechMe/JumpGo.git
Keepass2Android	Privacidade	https://github.com/PhilippC/keepass2android.git
Lynket Browser	Privacidade	https://github.com/arunkumar9t2/lynket-browser.git
Opera com VPN gratuita	Privacidade	https://operasoftware.github.io/upstreamtools/

Privacy Browser	Privacidade	https://git.stoutner.com/?p=PrivacyBrowser.git;a=summary
Tor-Browser	Privacidade	https://github.com/n8fr8/tor-android.git
IceCatMobile	Privacidade	https://f-droid.org/en/packages/org.gnu.icecat/
Waterfox	Privacidade	https://github.com/MrAlex94/Waterfox.git
Firefox Focus	Privacidade	https://github.com/mozilla-mobile/focus-android
Yuzu Browser	Privacidade	https://github.com/hazuki0x0/YuzuBrowser.git
Cliqz	Privacidade	https://github.com/cliqz-oss/browser-android.git
Fennec F-Droid	Segurança	https://github.com/f-droid/fdroidclient.git
Ungoogled Chromium	Segurança	https://github.com/Eloston/ungoogled-chromium.git
Firefox Nightly	Segurança	https://hg.mozilla.org/mozilla-central/
Iridium Browser	Segurança	https://github.com/iridium-browser/iridium-browser-dev.git
Kiwi Browser - Fast & Quiet	Segurança	https://github.com/kiwibrowser/android.git
Orfox Browser	Segurança	https://github.com/guardianproject/Orfox.git
Brave	Segurança	https://github.com/brave/browser-android-tabs.git
<i>UFO Web Browser</i>	Segurança	https://github.com/anthonycr/Lightning-Browser.git
Smart Browser	Segurança	https://github.com/scoute-dich/browser.git
Ducky Browser - Safe Browsing	Segurança	https://github.com/duckduckgo/android

4.3. Ferramentas Utilizadas

Uma das ferramentas utilizadas é o *Android Studio*, onde esta ferramenta é Ambiente de Desenvolvimento Integrado (IDE, do inglês *Integrated Development Environment*) para desenvolver para a plataforma *Android*, onde auxilia na medição das métricas. Com esta IDE e o *plugin MetricsReloaded* é possível a coleta das métricas utilizadas neste estudo. Por último, o *MetricsReloaded* é ferramenta que fornece métricas de código automatizadas para as plataformas de desenvolvimento baseadas em *IntelliJ IDEA* e *IntelliJ*. Esta ferramenta é utilizada para coleta das métricas selecionadas. Para realizar a etapa de análise estatística foi utilizado a ferramenta *RStudio*, onde este é um software livre de ambiente de desenvolvimento integrado para R, uma linguagem de programação para gráficos e cálculos estatísticos.

4.4. Etapas

Esta seção apresenta as etapas que foram executadas visando atingir o objetivo definido na introdução deste estudo. As etapas são listadas a seguir:

i. **Coleta dos códigos nos repositórios:** é realizada a coleta do código-fonte dos navegadores selecionados para realização deste estudo. Os códigos fontes são coletados e armazenados para apuração dos valores das métricas.

ii. **Preparação do ambiente:** realiza a instalação e configuração *Android Studio* e do *plugin MetricsReloaded*. Os códigos obtidos na etapa anterior são importados para o *Android Studio* e realizado testes iniciais.

iii. **Processamento do código para obtenção dos valores das métricas:** são realizados os cálculos das métricas através das ferramentas *Android Studio* e o *plugin MetricsReloaded*, sendo estas ferramentas apresentadas na etapa anterior. Nesta etapa gera-se um arquivo *Excel* com os valores das métricas por navegador.

iv. **Análise estatística:** os dados são analisados através da geração dos gráficos, onde será possível realizar a análise comparativa dos navegadores. Com isso será possível verificar qual das classes analisadas possui uma melhor qualidade de código fonte. Para realização da análise estatísticas será feito um levantamento de técnicas estatísticas a serem utilizadas, posteriormente será feita uma análise separada de cada classe de navegadores, buscando identificar diferentes resultados dentro de uma mesma classe de navegadores, após isto será realizado um comparativo entre as classes.

v. **Escrita do documento:** Após a análise dos dados, será realizado a documentação da análise e conclusão do estudo no texto a ser gerado neste estudo. O texto será atualizado, com o objetivo reforçar os resultados, as discussões e conclusões.

5. Resultados

Esta seção apresenta os resultados obtidos após a execução deste estudo. A partir dos resultados gerados a partir da execução desta pesquisa, busca-se verificar a qualidade do código fonte em diferentes classes de navegadores, através de análise estatística aplicadas em métricas de qualidade de código. Para verificar a qualidade do código dos navegadores, este estudo busca responder questões levantadas na subseção 4.1. As subseções apresentadas a seguir apresentam os resultados através dos gráficos gerados.

5.1. Correlação

A Tabela 1, apresenta os resultados da média e o desvio padrão das correlações das métricas. A correlação mede o grau da correlação (e a direção dessa correlação - se positiva ou negativa) entre duas variáveis de escala métrica. O desvio padrão é uma medida que expressa o grau de dispersão de um conjunto de dados, onde esta medida visa verificar a dispersão dos valores coletados das métricas. Neste estudo os resultados negativos foram transformados em positivos para calcular a média, pois o intuito destes resultados é verificar a correlação das métricas com as demais. Estes resultados serviram de base para seleção das métricas, as quais foram utilizadas para gerar as métricas. As métricas selecionadas foram as que obtiveram uma média menor ou igual que 0,45 na coluna que apresenta a média de todas as classes de navegadores.

Métricas	Tradicional		Privacidade		Segurança		Todas	
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
LOC (Média por pacote)	0,39	0,28	0,33	0,25	0,54	0,36	0,38	0,27
L(Groovy)	0,34	0,23	0,28	0,26	0,30	0,24	0,25	0,22
L(HTML)	0,39	0,26	0,42	0,26	0,57	0,35	0,45	0,27
L(Java)	0,62	0,22	0,49	0,26	0,56	0,37	0,50	0,31
L(Kotlin)	0,24	0,23	0,40	0,27	0,22	0,24	0,26	0,22
L(XML)	0,47	0,25	0,34	0,30	0,56	0,36	0,41	0,30
LOC	0,58	0,24	0,38	0,30	0,58	0,35	0,47	0,31
AHF (%)	0,27	0,27	0,38	0,25	0,32	0,23	0,21	0,26

AIF (%)	0,59	0,28	0,49	0,22	0,54	0,30	0,43	0,27
CF (%)	0,65	0,25	0,49	0,26	0,55	0,37	0,48	0,32
MHF (%)	0,51	0,24	0,35	0,28	0,24	0,29	0,23	0,27
MIF (%)	0,60	0,27	0,32	0,23	0,42	0,21	0,32	0,23
PF (%)	0,62	0,28	0,36	0,22	0,55	0,28	0,46	0,24
CBO – Média	0,39	0,30	0,52	0,25	0,52	0,34	0,46	0,26
DIT – Média	0,56	0,31	0,38	0,26	0,35	0,26	0,35	0,22
LCOM – Média	0,39	0,31	0,43	0,32	0,32	0,28	0,35	0,28
NOC – Média	0,46	0,30	0,44	0,30	0,53	0,31	0,42	0,27
RFC – Média	0,58	0,29	0,41	0,30	0,28	0,30	0,28	0,31
WMC – Média	0,37	0,28	0,44	0,33	0,33	0,27	0,33	0,29

Tabela 1: Média e Desvio Padrão das Métricas por Classes de Navegadores

Realizando uma análise do desvio padrão das categorias de métricas, pode-se verificar que ao menos uma métrica de cada categoria foi retirada da execução dos experimentos, pois seus valores apresentaram valores superiores a 0,45. Na categoria de tamanho, as métricas *Line Of Code* (LOC) e *Line Of Code – Java* (LOC da linguagem Java) foram as métricas que foram retiradas da próxima análise. Considerando as métricas da categoria de acoplamento, as métricas *Coupling Factor* (CF) e *Coupling Between Classes* (CBO) foram as métricas que atingiram valores maiores do que o valor máximo estipulado. Por último, na categoria de acoplamento, a métrica *Polymorphism Factor* (PF) foi a única a obter valor maior que o estipulado, com isso não será utilizada na análise de distribuição. Com base nestes dados apresentados, não são gerados gráficos das métricas de acoplamento, pois ambas as métricas são correlacionadas com outras métricas.

5.2. Distribuição Acumulada

Nesta subseção são apresentados os gráficos gerados da distribuição acumulada das métricas coletada. A distribuição acumulada apresenta a probabilidade de um valor de uma variável x assumir determinados valores. Os gráficos são apresentados separados pelas categorias de métricas que foram descritas na subseção 2.3. Em alguns casos, a apresentação dos gráficos é realizada de forma agrupadas de acordo com características semelhantes em relação às métricas analisadas.

5.2.1. Distribuição Acumulada das Métricas Estruturais

A Figura 1 apresenta os gráficos gerados sobre as métricas *Attribute Hiding Factor* (AHF) e *Attribute Inheritance Factor* (AIF).

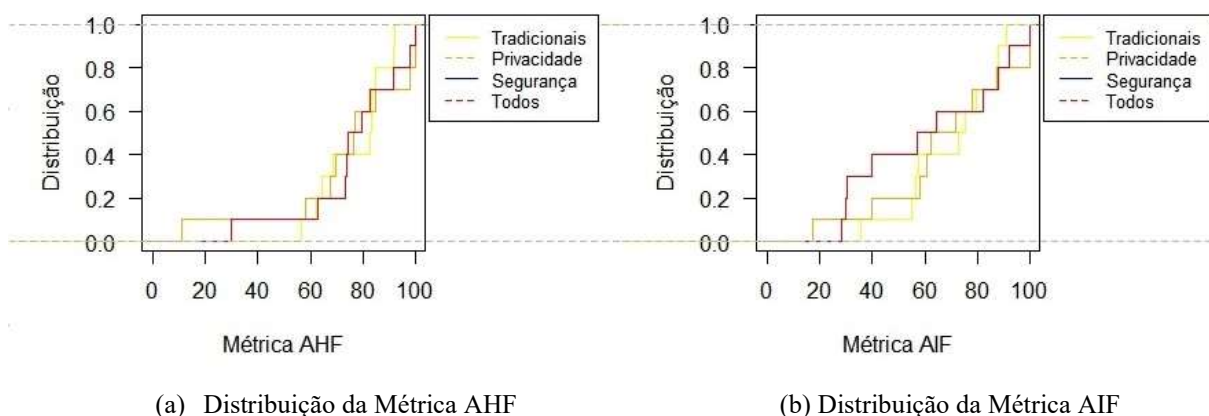


Figura 1: Gráficos de Distribuição Acumulada das Métricas *Attribute Hiding Factor* (AHF) e *Attribute Inheritance Factor* (AIF)

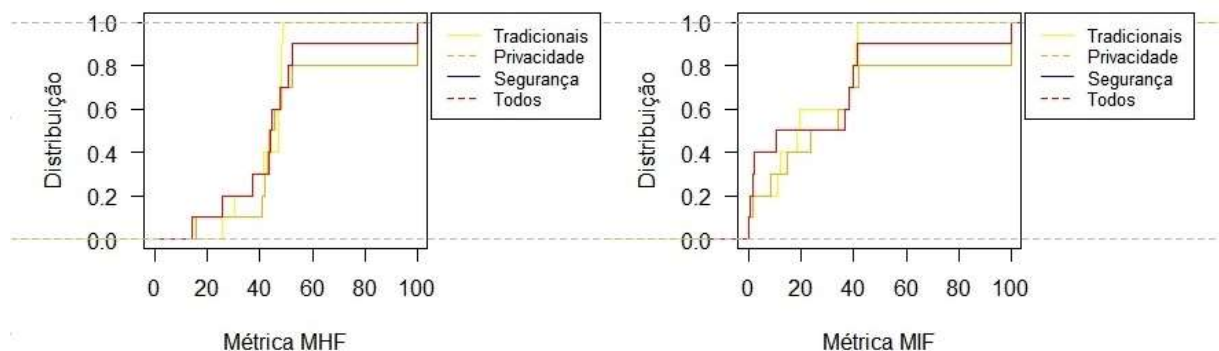
A Figura 1(a) apresenta os resultados da métrica AHF, onde verifica-se que as classes apresentam um crescimento semelhante nas distribuições de seus resultados. Neste gráfico, pode-se observar que em todas as classes, os valores das métricas até sessenta concentram-se em até dez por cento. Onde os valores das métricas começam em cerca de dez, chegando até sessenta, não apresentando valores anteriores à vinte. Neste ponto, a classe de navegadores de segurança é a que apresenta uma maior concentração de resultado nesta faixa de até dez por cento. As probabilidades dos resultados superiores a sessenta estão distribuídas em valores superiores a dez por cento.

Com relação à análise dos resultados da classe, observa-se que a classe de segurança se concentra os valores em uma distribuição menor. Já a classe de navegadores tradicionais apresenta os resultados distribuídos em uma maior porcentagem da distribuição. Com isto, observa-se que os navegadores da classe tradicional apresentam melhores resultados, pois um valor alto para esta métrica, indica que as classes possuem maior número de atributos ocultos para as outras classes, ou seja, são atributos definidos como *private*.

A Figura 1(b) apresenta os resultados de distribuição acumulativa da métrica AIF. Nesta figura, observa-se que os resultados da classe de segurança começam em trinta, e a partir disto apresenta um crescimento linear. A sua distribuição apresenta-se maior do que as demais classes no decorrer dos valores obtidos por esta métrica. A classe tradicional inicia os resultados próximos a quarenta, e seus concentram-se abaixo de quarenta por cento. Os valores concentrados em até quarenta por cento, inicia-se em um valor próximo a quarenta, chegando a um valor próximo a oitenta.

Esta métrica visa medir o fator de herança de atributos, onde os valores altos indicam um alto acoplamento, sendo assim é mais indicado valores mais baixos. Com isto, pode-se observar que a classe de segurança apresenta uma maior concentração dos resultados nos valores mais baixos. A classe tradicional, ao contrário da classe de segurança, possui valores concentrados nos valores mais altos da métrica. Tendo em vista esta análise, pode-se dizer que os navegadores pertencentes a classe de segurança possui os melhores resultados. A classe tradicional, apresentam valores que devem ser melhorados, pois seus valores estão concentrados nos valores mais altos.

Na Figura 2 são apresentados os gráficos das métricas de *Method Hiding Factor* (MHF) e *Method Inheritance Factor* (MIF). A métrica MHF, é uma métrica que apresenta o nível de encapsulamento dos métodos, nesta métrica quanto maior os valores desta métrica, melhor o grau de encapsulamento dos métodos. Enquanto isso, a métrica MIF é responsável por medir a relação entre os métodos herdados com relação aos métodos de uma classe. Altos valores da métrica MIF indicam herança excessiva, conduzindo assim a um maior acoplamento e reduzindo a possibilidade de reutilização e valores baixos indicam falta de herança.



(a) Distribuição da Métrica MHF

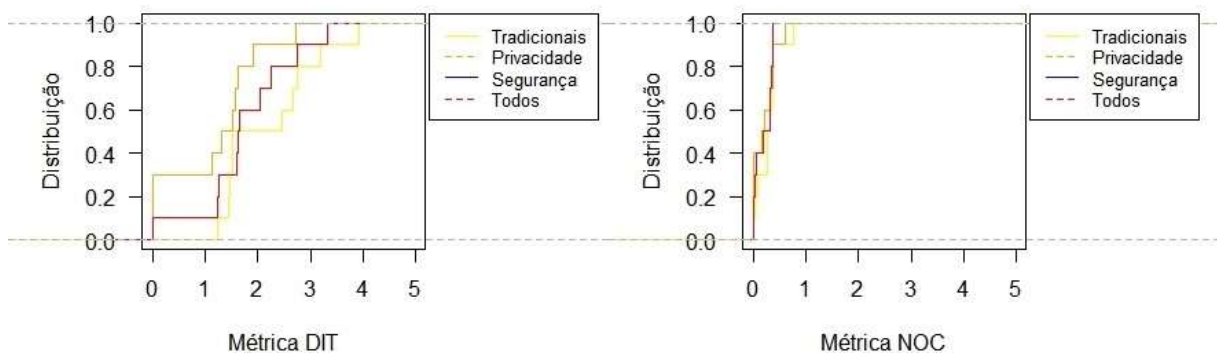
(b) Distribuição da Métrica MIF

Figura 2: Gráficos de Distribuição Cumulativa das *Method Hiding Factor* (MHF) e *Method Inheritance Factor* (MIF)

Na Figura 2(a) os resultados da métrica MHF iniciam-se a partir de dez, apresentando um aumento gradual até cerca de cinquenta. Este aumento linear da distribuição dos valores que vão de dez a cinquenta, atinge até oitenta por cento da distribuição dos valores da métrica. Analisando as classes de navegadores, a classe dos navegadores focados em segurança apresentou uma porcentagem de distribuição menor que as demais. A classe de navegadores tradicionais, apresentam uma maior distribuição, principalmente nos valores mais altos da métrica. Com isto, é possível verificar que os navegadores da classe tradicional apresentam melhor polimorfismo, já a classe segurança necessitam melhorar o polimorfismo em seus códigos.

Com relação a métrica MIF apresentado na Figura 2(b), a classe tradicional novamente apresentou valores mais altos de distribuição dos resultados, principalmente nos valores da métrica superior a vinte. A classe de navegadores focados em privacidade apresentou uma concentração maior nos valores desta métrica. Ilustrando isto, os valores entre quarenta e cerca de noventa, concentram-se em oitenta por cento da distribuição dos valores. Com base nestes resultados, pode-se considerar que a classe de privacidade apresenta os melhores resultados. A classe tradicional é a classe que apresenta resultados que devem ser melhorados nesta métrica.

A Figura 3, apresentada a seguir, é responsável por apresentar as métricas *Depth of Inheritance Tree* (DIT) e *Number Of Children* (NOC). A métrica DIT é responsável por contabilizar o número de superclasse de cada classe de um sistema. Para esta métrica foi calculada o a média das classes de cada classe de navegadores. Quanto maior o valor desta métrica, maior o número de métodos e atributos herdados, aumentando também a sua complexidade. Quando os resultados atingem o valor até dois é considerado como um bom resultado, já quando os resultados atingem o valor entre dois e quatro é considerado como regular, a cima de quatro é considerado um valor ruim. A métrica NOC apresenta o número de filhos de uma classe, à medida que esta métrica aumenta, a quantidade de testes também aumentará.



(a) Distribuição da Métrica DIT

(b) Distribuição da Métrica NOC

Figura 3: Gráficos de Distribuição Acumulativa das *Depth of Inheritance Tree* (DIT) e *Number Of Children* (NOC)

A Figura 3(a) apresenta os resultados obtidos pela métrica DIT. Para esta métrica a classe privacidade apresenta os melhores resultados, onde os resultados estão concentrados em nos menores valores coletados. Já os valores das classes tradicional possuem valores concentrados nos maiores valores desta métrica, sendo necessário que a classe melhore seus valores. A Figura 3(b) apresenta os resultados para as métricas NOC. A classe segurança é a classe que apresenta melhores resultados, concentrando os seus valores abaixo de 1. A classe

tradicional é a que apresenta os resultados a serem melhorados, pois esta classe apresenta os maiores resultados.

As últimas métricas estruturais a serem apresentadas na Figura 4 são *Response For a Class* (RFC) e *Weighted Methods per Class* (WMC). A métrica RFC é um conjunto de métodos que podem potencialmente ser executados em resposta a uma mensagem recebida por um objeto daquela classe. Conforme a RFC aumenta, o trabalho necessário para o teste também aumenta porque a sequência de testes cresce. A métrica WMC é a soma ponderada de uma classe. A métrica WMC é também uma medida ponderada do tamanho da classe. Valores altos indicam que uma classe pode ter muita responsabilidade. Isso reduzirá a reutilização da classe e complicará a implementação e o teste.

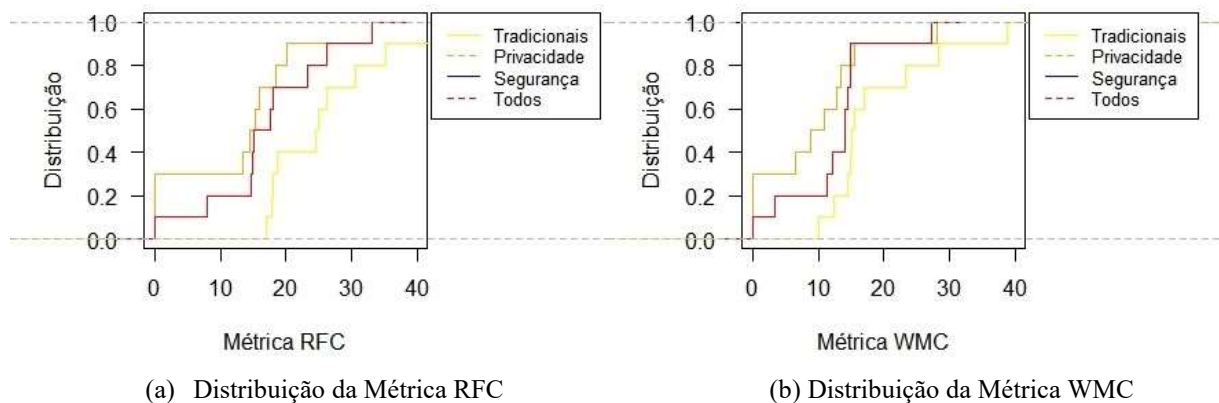


Figura 4: Gráficos de Distribuição Acumulativa das Métricas *Response For a Class* (RFC) e *Weighted Methods per Class* (WMC)

A Figura 4(a) apresenta os resultados das classes para a métrica RFC. A classe tradicional inicia seus valores a partir valores próximos a vinte, onde os valores iniciais até um valor próximo à vinte e cinco possuem cerca de quarenta por cento da distribuição. A classe tradicional chega a atingir valores próximos a quarenta no restante da distribuição, ou seja, a sua distribuição se concentra nos valores mais altos da métrica. A classe dos navegadores focados em privacidade são os que apresentaram uma concentração dos resultados nos valores mais baixos, e consequente os melhores resultados. Cerca de noventa por cento dos resultados está concentrado nos valores de zero a quinze. A classe de navegadores tradicionais necessita de melhorias nesta métrica, já a classe de privacidade são os navegadores que apresentaram melhores resultados.

A Figura 4(b) apresenta os resultados da métrica WMC. Os valores da classe de navegadores tradicionais concentram os valores em oitenta por cento de seus resultados entre dez e quarenta, tendo o restante dos resultados entre quarenta e cinquenta. Assim como a métrica RFC, a classe de privacidade apresentou os menores resultados, tendo os seus resultados concentrados inferior a cinco. Com base nestes resultados, pode-se dizer que os navegadores tradicionais concentram valores altos para esta métrica, indicando que as classes desta classe são muito grandes, necessitando distribuir o seu código em outras classes, dividindo a suas responsabilidades. A classe dos navegadores focados em privacidade apresentou os melhores valores para esta métrica.

5.2.2. Distribuição Acumulativa da Métrica de Coesão

Nesta subseção é apresentado a métrica de coesão *Lack of Cohesion in Methods* (LCOM), onde esta métrica é o número de métodos que acessam um ou mais dos mesmos atributos. Se o

resultado do LCOM for alto, métodos podem ser acoplados uns aos outros via atributos. Isso aumenta a complexidade do projeto de classe. Os resultados obtidos para esta métrica é apresentado na Figura 5.

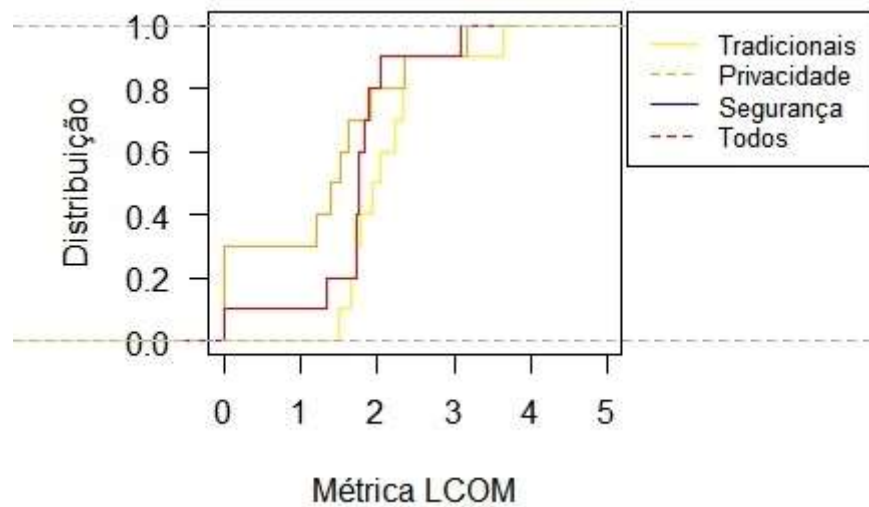


Figura 5: Gráficos de Distribuição Acumulativa das Métricas de *Lack of Cohesion in Methods* (LCOM)

Neste gráfico pode-se observar que a classe dos navegadores tradicionais quando atinge a distribuição de noventa por cento, os valores ficam distribuídos de dois a quase quatro, indicando que os valores estão concentrados nos valores mais altos. Considerando a linha da classe de navegadores focados em segurança, percebe-se que os valores estão concentrados nos valores inferiores. Com isto, pode-se considerar que a classe tradicional apresenta classes mais complexas. A classe de segurança apresenta valores mais baixos e com isso menos complexas.

5.2.3. Distribuição Acumulativa das Métricas de Tamanho

A seguir são apresentados os gráficos da distribuição das métricas de tamanho. A Figura 1 representa os resultados da linguagem Kotlin, que é uma linguagem de programação da plataforma *Android*, sendo uma linguagem de *BackEnd*.

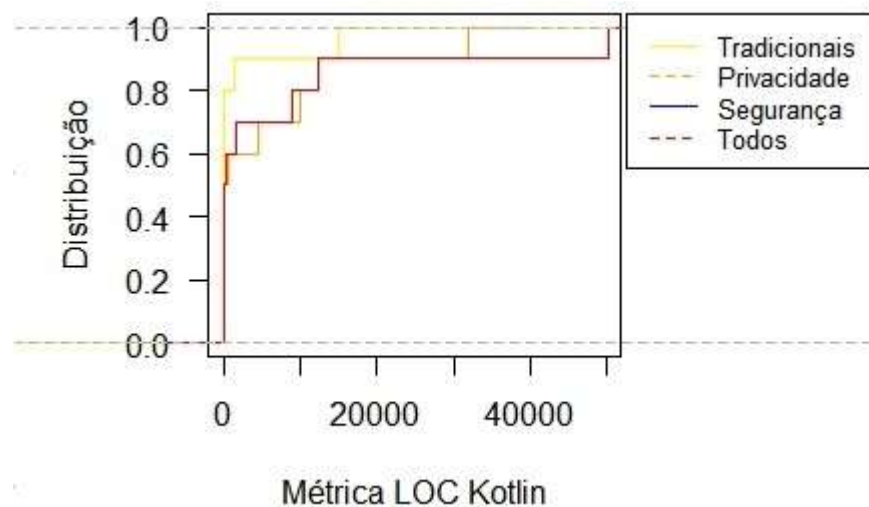
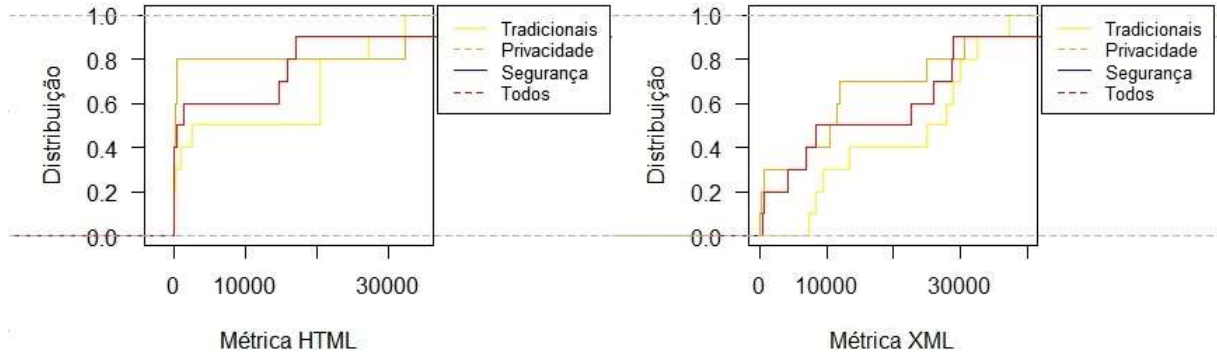


Figura 6: Gráficos de Distribuição Cumulativa das Métricas de Tamanho da Linguagens Kotlin

No gráfico da métrica de tamanho da linguagem de programação *Kotlin* mostra que os navegadores da classe tradicional possuem 90% do código estão em até 15.000 linhas de códigos escritas em *Kotlin*. A classe tradicional é a que possui maior número de linhas de

códigos escritas em *Kotlin*. A classe de navegadores focados em segurança possui os menores valores de linha de código escrita em *Kotlin*.

A Figura 7 apresenta os gráficos das linguagens de *frontend* utilizadas no desenvolvimento dos navegadores.



(a) Distribuição da Métrica LOC HTML

(b) Distribuição da Métrica LOC XML

Figura 7: Gráficos de Distribuição Cumulativa das Métricas de Tamanho das Linguagens de *Frontend*

O gráfico apresentado na Figura 7(a) apresenta as distribuições da métrica de tamanho da linguagem de programação *HTML*. Neste gráfico, observa-se na classe de navegadores focados em privacidade, 80% da distribuição da linguagem *HTML* está em até cerca de 25.000 linhas de código. Na classe tradicional cerca de 45% do código está concentrado entre cerca de 5.000 até 20.000 linhas de código. O gráfico apresentado na Figura 4 (b) apresenta a métrica LOC para a linguagem *XML*. A classe de navegadores tradicionais concentra-se em 40% das suas linhas entre cerca de 13.000 a 25.000 linhas de código para a linguagem *XML*. A classe de navegadores focados em segurança apresenta cerca de 70% das suas linhas de código na faixa de 11.000 e 25.000 linhas. Nestes gráficos observa-se que a linguagem *HTML* o tamanho da linha de código da classe de privacidade é maior, já na linguagem *XML*, a classe tradicional apresenta um maior número de linha de código.

Por último, será apresentado o gráfico da média de linhas de códigos por pacote na Figura 8. Esta métrica busca apresentar o quão o código está distribuído entre o pacote dos sistemas. Nesta métrica, quanto maior as linhas de código, maior a distribuição do mesmo entre os pacotes. Quanto menor o valor desta métrica, menor sua distribuição.

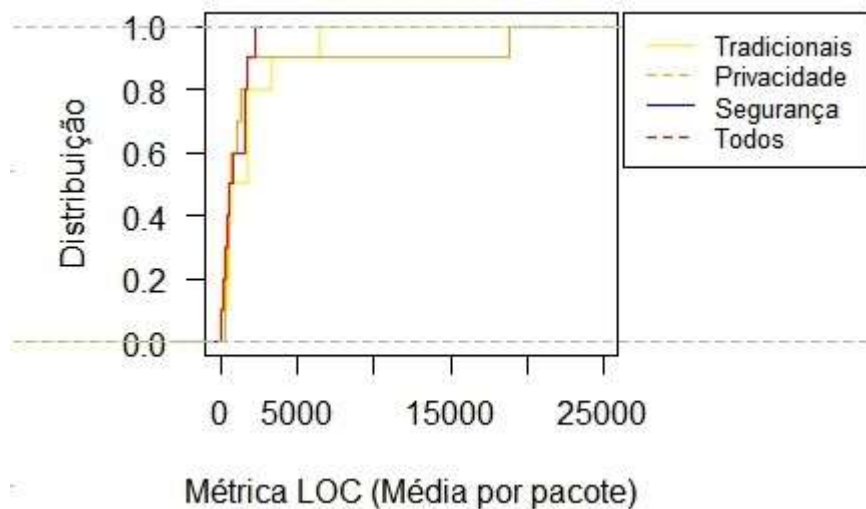


Figura 8: Gráficos de Distribuição Cumulativa das Métricas de Média de Linha de Código por Pacote

No gráfico apresentado na Figura 8, pode-se observar na classe de segurança cerca de 90% está entre 2.000 e 6.000. A classe de navegadores tradicionais apresenta 80% das médias entre 2.000 e 4.000 linhas de código por pacote. Com isto, observa-se que a classe de navegadores focados em segurança são melhores distribuídos nos pacotes.

5.3. Discussão

Esta seção é responsável por apresentar uma análise dos resultados apresentados de cada categoria das métricas. Além de fazer reflexões sobre questões levantadas por este estudo em relação as classes de navegadores.

A primeira análise a ser feita é sobre a categoria de métricas de acoplamento, onde nesta métrica, a classe de navegadores privacidade apresentou melhores resultados em metade das métricas avaliadas, seguido pela classe de navegadores focados em segurança. A classe tradicional apresentou os resultados a serem melhorados em mais da metade dos resultados, principalmente nas métricas referentes a acoplamento e complexidade das classes. Indicando que o código das classes deve ser melhorado e melhor distribuídos entre as mesmas. A segunda classe de navegadores que apresentou os piores resultados foi a classe de navegadores de segurança. Com isto, pode considerar que a classe de privacidade foi a que apresentou os melhores resultados.

A categoria de métricas de coesão permitem medir a diversidade de assuntos que uma classe implementa. Para medir esta categoria foi utilizada a métrica LCOM. Nesta métrica pode-se observar que a classe de navegadores focados em segurança apresentou os melhores resultados, onde pode-se dizer que o código das classes são os menos complexos. Já a classe tradicional apresentou os melhores resultados, sendo assim o código das classes destes navegadores sendo as menos complexas.

Por último será realizado a análise da categoria de métricas de tamanho. Com relação a linguagem de programação *Kotlin*, observa-se que a classe que possui maior número de linhas escritas nesta linguagem é a de navegadores tradicionais. A classe que apresentou as menores linhas de código nesta linguagem foi a dos navegadores focados em segurança. Isto pode responder o por que a classe de navegadores tradicionais, apresenta valores altos para as métricas de acoplamento e complexidade de suas classes, devido a ser uma linguagem mais recente e muitos dos desenvolvedores não terem amplo conhecimento na mesma.

Com relação as linguagens que tratam da camada de apresentação das aplicações, a classe de navegadores focados em privacidade tem um número de linha de código maior na linguagem HTML, já a classe de navegadores tradicional apresenta o maior número de linhas de código na linguagem XML.

Com isto, pode-se dizer que a classe de navegadores focados em segurança possui classes menos complexas e que possui uma qualidade em seu código fonte, apesar disto existem pontos a serem melhorados, como em questões de polimorfismo. A classe de segurança apresentou bons resultados, mas pode-se dizer que a classe de navegadores focado em privacidade apresentaram resultados mais constantes e com isso, uma melhor qualidade.

Nesta pesquisa, foram levantados também alguns questionamentos, utilizando a abordagem GQM para definição das métricas que seriam usadas para medir a qualidade das classes dos navegadores que foram utilizados nesta pesquisa. A seguir é apresentado a Tabela 2, onde são apresentadas as respostas levantadas no GQM, visando apresentar a qualidade do software.

Pergunta	Resposta	Explicação
----------	----------	------------

Qual a classe de navegador apresenta uma melhor qualidade das classes e funções?	As classes de segurança e privacidade apresentaram os melhores resultados, considerando as métricas de coesão e estruturais.	As métricas de coesão e estruturais, visam medir questões de qualidade e complexidade das classes e seus atributos. Cada uma das classes de navegadores apresentou valores melhores em 4 das 9 métricas avaliadas.
Qual classe de navegador apresenta uma melhor distribuição do código por pacotes?	A classe com melhor distribuição de linhas de código por pacote foi a de segurança.	Esta classe apresentou os maiores valores, onde cerca de 90% está entre 2.000 e 6.000.
Qual classe de navegador apresenta uma melhor coesão?	A classe de segurança foi a classe que apresentou melhores resultados para a coesão.	A métrica responsável por medir a coesão foi a métrica LCOM, onde esta métrica é o número de métodos que acessam um ou mais dos mesmos atributos. Altos valores para esta métrica, indica que os métodos podem ser acoplados uns aos outros via atributos. Isso aumenta a complexidade do projeto de classe. Com isto, a classe de navegadores focados em segurança apresentou os melhores resultados.
Qual classe de navegadores apresenta um melhor acoplamento?	As classes que obtiveram melhores resultados foram as de navegadores focados em privacidade e segurança.	Para avaliar esta questão foram utilizadas as métricas MIF, AIF, DIT e NOC. A classe de segurança apresentou melhores resultados nas métricas de AIF e NOC. A classe de privacidade apresentou os melhores resultados nas métricas MIF e DIT.
Levando em consideração a preocupação com a segurança, os navegadores focados em segurança apresentam melhor índices de qualidade?	Não	A classe de segurança apresentou bons resultados, mas pode-se dizer que a classe de navegadores focado em privacidade apresentaram resultados mais constantes e com isso, uma melhor qualidade. O principal ponto a ser melhorado pela classe de segurança, refere-se ao polimorfismo dos códigos da classe.

Tabela 2: Respostas às perguntas levantadas no GQM

Tendo em vista a primeira análise, onde foram apresentadas as análises feitas focadas nos resultados de cada categoria e a segunda análise que focava os questionamentos levantados pelo GQM, pode-se dizer que as classes de privacidade e segurança foram as que apresentaram melhores resultados respectivamente. A classe de navegadores tradicionais apresentou resultados a serem melhorados na maior parte das métricas coletadas.

Referências

Android Studio (2019) “Android Studio” Disponível em:

<<https://developer.android.com/studio/?hl=pt-br>> Acesso em: 24/04/2019

- AMARA, Dalila. RABAI, Latifa Ben Arfa. 2017 "Towards a new framework of software reability measurement based on software metrics" *Procedia Computer Science* 2017. pp. 81-90.
- AMRUTKAR, Chaitrali. Traynor, Patrick. Oorschot, Paul C. van (2010) "*An Empirical Evaluation of Security Indicators in Mobile Web Browsers*" in *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 14, no. 5, pp. 889-903, May 2015.
- Ó Cinnéide, M., Hemati Moghadam, I., Harman, M. (2017) "*An experimental search-based approach to cohesion metric evaluation*" *Empir Software Eng* 22: 292–329.
- DE FIGUEIREDO, João Pedro Pacheco. "Indicadores de Desempenho em Equipes de Desenvolvimento de *Software*". 2018. 103f. Mestrado Integrado em Engenharia Informática e Computação - Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto, 2018.
- Equipe Dub Soluções. (2017) "Estatísticas de uso de aplicativos no Brasil", Disponível em: <<https://www.dubsolucoes.com/single-post/estatisticas-de-uso-de-aplicativos-no-Brasil>> Acesso em: 24 fev. 2019.
- International Organization for Standardization (2011). ISO/IEC 25010:2011, *Systems and software engineering -- Systems and software Quality Requirements and Evaluation (SQuaRE) - System and software quality models*, International Organization for Standardization.
- JIANG, Yue. CUKI, Bojan. MENZIES, Tim. BARTLOW, Nick. 2008. "*Comparing Design and Code Metrics for Software Quality Prediction*" In *Proceedings of the Fourth International Workshop on Predictor Models in Software Engineering*. New York, NY, pp. 11-18
- JÚNIOR, Marcos Ronaldo Pereira. "Estudo de métricas de código fonte no sistema *Android* e seus aplicativos" 82f. Trabalho de Conclusão de Curso - Graduação em Engenharia de *Software* - Universidade de Brasília, Brasília
- KAF, Ali Al. ISMAIL, Talal Al. Baggili, Ibrahim. Marrington, Andrew. (2018) "*Portable web browser forensics: A forensic examination of the privacy benefits of portable web browsers*" 2012 International Conference on Computer Systems and Industrial Informatics, Sharjah, 2012, pp. 1-6.
- PANTIUCHINA, Jevgenija. LANZA, Michele. BAVOTA Gabriele. 2018 "*Improving Code: The (Mis) Perception of Quality Metrics*" *IEEE International Conference on Software Maintenance and Evolution*. Madrid. pp. 80-91.
- PRESSMAN, Roger S. MAXIM, R. Bruce. *Engenharia de Software: uma abordagem profissional*. 8. ed. São Paulo: Pearson Makron Books, 2016.
- ROSHAN, Shashi. KUMAR, S Vinay. KUMAR, Manish. (2017) "Performance evaluation of web browsers in iOS platform" *2017 Third International Conference on Research in Computational Intelligence and Communication Networks (ICRCICN)*, Kolkata, 2017, pp. 74-78.
- MDN WEB DOC. (2018) "Firefox" Disponível em: <<https://developer.mozilla.org/pt-BR/docs/Mozilla/Firefox>> Acesso em: 20 abr. 2019

- MEIRELLES, Paulo R. Miranda. "Monitoramento de métricas de código-fonte em projetos de *software* livre". 2013. 161f. Tese de Doutorado em Ciência da Computação Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2013
- MENDIVELSO, Luis F. Garcés, Kelly Casallas, Rubby (2018) "*Metric-centered and technology-independent architectural views for software comprehension*" Journal of Software Engineering Research and Development, 2018
- MOHAN, Michael. (2018) "*A survey of search-based refactoring for software maintenance*" Disponível em: <<https://jserd.springeropen.com/articles/10.1186/s40411-018-0046-4>> Acesso em: 24 fev. 2019
- Mozilla Firefox Focus. (2017) "O que é o Firefox Focus?", Disponível em: <<https://support.mozilla.org/pt-BR/kb/o-que-e-o-firefox-focus>> Acesso em: 24 fev. 2019.
- SATO, Danilo Toshiaki. "Uso Eficaz de Métricas em Métodos Ágeis de Desenvolvimento de *Software*". 2007.155f. Dissertação de Mestrado em Ciências - Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018.
- SOMMERVILLE, Ian. Engenharia de *Software*. 9. ed. São Paulo: Pearson Addison Wesley, 2011.
- Souza, Priscila P. and Sousa, Bruno L. and Ferreira, Kecia A. M. and Bigonha, Mariza A. S. 2017. "Applying Software Metric Thresholds for Detection of Bad Smells" In Proceedings of the 11th Brazilian Symposium on Software Components, Architectures, and Reuse (SBCARS '17). ACM, New York, NY, USA, Article 6, 1-10 pp.
- STATCOUNTER. (2019) "Website analytics made easy." Disponível em: <<https://statcounter.com/>> Acesso em: 20 abr. 2019
- STATCOUNTER STATISTICS. (2019) "Mobile & Tablet Browser Market Share Worldwide" Disponível em: <<http://gs.statcounter.com/browser-market-share/mobile-tablet/worldwide/#yearly-2018-2018-bar>> Acesso em: 20 mar. 2019
- STERLING, C. Managing Software Debt: Building for Inevitable Change. 1. Ed. New Jersey: Addison-Wesley, 2010.
- TANENBAUM, A. S. Redes de Computadores 5ª ed. São Paulo: Pearson, 2011.
- Tor. (2017) "What is Tor Browser?", Disponível em: <<https://www.torproject.org/projects/torbrowser.html.en>> Acesso em: 24 fev. 2019.
- TOURE, Fadel. (2018) "A metrics suite for JUnit test code: a multiple case study on open source *software*" Journal of Software Engineering Research and Development, 2018 2ª ed.
- W3COUNTER "Browser & Platform Market Share" Disponível em: <<https://www.w3counter.com/globalstats.php>> Acesso em: 20 mar. 2019
- YE, Peng. (2010) "Research on mobile browser's model and evaluation" 2010 IEEE 2nd Symposium on Web Society, Beijing, 2010, pp. 712-715.