

Inferindo traços de personalidade com base em aplicativos móveis

Chaubert da Silva Ferreira¹, Leonardo Júnio Alves dos Santos², Fabrício Aguiar Silva¹

¹Universidade Federal de Viçosa (UFV) - Campus Florestal
Rodovia LMG 818, km 06, s/n, Florestal - MG, 35690-000

²Universidade Federal de Viçosa (UFV) - Campus Viçosa
Av. Peter Henry Rolfs, s/n - Campus Universitário, Viçosa - MG, 36570-900

{chaubert.ferreira,leonardo.j.alves,fabricio.asilva}@ufv.br

Resumo. *Conhecer o perfil dos clientes é uma forma eficiente de oferecer serviços melhores e mais personalizados, aumentar a satisfação e, com isso, manter os mesmos engajados com a empresa. Um item muito relevante do perfil é a personalidade do usuário, que pode ser dividida em cinco traços distintos. Porém, inferir a qual traço um usuário pertence não é uma tarefa trivial. Neste trabalho, é investigado se os traços de personalidade podem ser inferidos com base nas categorias dos aplicativos instalados no dispositivo móvel de um usuário. Foram criados modelos de classificação e regressão, e os resultados são promissores, sendo possível identificar os traços com uma margem de erro aceitável.*

1. Introdução

Conhecer os traços de personalidade de um usuário é interessante pois permitem resumir, prever e explicar a conduta de um indivíduo [Silva and Nakano 2011]. Com esse conhecimento, empresas conseguem melhorar seus produtos e serviços, de forma que seus clientes se sintam mais satisfeitos e, conseqüentemente, mantendo seus clientes fiéis e melhorando sua visibilidade.

Porém, extrair os traços de personalidade de um indivíduo é uma tarefa complexa. Até o momento, vários trabalhos já vem buscando resolver esse problema de diversas formas, sendo que muitas vezes usam de mecanismos invasivos que demandam informações sensíveis dos usuários. Em relação à extração dos traços de personalidade de usuários de serviços móveis, algumas soluções requerem que o usuário seja monitorado constantemente, exigindo um comprometimento do mesmo.

A hipótese deste trabalho é que é possível extrair os traços de personalidade dos usuários com base nas categorias de seus aplicativos instalados com precisão considerável, sem que haja a necessidade de invadir a privacidade do usuário, exigir que o usuário responda a questionários extensos e que o usuário se comprometa a continuamente contribuir para a pesquisa. O objetivo do trabalho é validar essa hipótese e, para isso, serão coletados dados de aplicativos instalados de usuários voluntários, assim como as respostas a algumas perguntas referentes à sua personalidade.

Um diferencial deste trabalho em relação aos existentes é que é preciso apenas os aplicativos instalados e, para obter a lista de aplicativos que o indivíduo possui em seu dispositivo, não é necessário a requisição de nenhuma permissão [M. C. Grace and Sadeghi 2012]. Foram desenvolvidos modelos preditivos de

classificação e de regressão. Os resultados mostraram que foi possível classificar um usuário em termos de seus traços de personalidade com uma precisão considerável utilizando apenas as categorias dos aplicativos instalados.

Este trabalho está organizado da seguinte forma. Na Seção 2 são apresentados os conceitos e estudos relacionados. A Seção 3 apresenta a base de dados utilizada. Em seguida, na Seção 4 são explicados os modelos preditivos gerados e os seus resultados. Por fim, as conclusões e os trabalhos futuros são apresentados na Seção 5.

2. Conceitos Fundamentais

Para o entendimento deste estudo, primeiramente é necessário apresentar quais são os traços de personalidade de referência, chamados de *Big Five* [McCrae and Jr. 1999]:

- Aberto a Novas Experiências: Pessoas abertas a novas experiências, são pessoas criativas, mente aberta, independente e sempre estão procurando por diferentes experiências;
- Agradabilidade: Pessoas agradáveis, são cortezas, gentis, confiáveis, tolerantes e mais propensas a ajudar os outros;
- Conscienciosidade: Indivíduos deste traço são bem organizados, possuem autocontrole, são cuidadosos, persistentes e confiáveis;
- Estabilidade Emocional: Pessoas emocionalmente estáveis são bem humoradas, não costumam sentir ansiedade, não são nervosas, possuem autoconfiança e tendem a não ter uma reação negativa diante diferentes situações da vida;
- Extroversão: Pessoas extrovertidas, são comumente pessoas que gostam de se comunicar, ativas socialmente.

Conhecer os traços de personalidade do usuário é importante para correlacioná-los com seus interesses em produtos e serviços. Existem várias maneiras de prever esses traços e outras características dos usuários, sendo que algumas envolvem o uso de aplicativos e suas categorias, outras envolvem o uso do *smartphone* pelos usuários além de outras informações sobre o mesmo.

Alguns trabalhos encontrados na literatura utilizam a lista de aplicativos ou suas respectivas categorias, e seus respectivos usos, para prever os traços de personalidade do usuário. [Runhua Xu and Ilic 2016] utilizaram somente as categorias dos aplicativos mais frequentes entre os usuários para correlacionar com os traços de personalidade através de algoritmos de classificação. Já em [Runhua Xu and Ilic 2015] somente 13 aplicativos das categorias de redes sociais, comunicação, viagens, leitores de textos e compras foram utilizados. O trabalho de [Raihana Ferdous and Mayora 2015] considera somente 5 categorias diferentes para aplicativos e com o objetivo é prever o nível de estresse no ambiente de trabalho. O presente estudo considera apenas as categorias dos aplicativos instalados pelo usuário, sem a necessidade de mais dados, para prever os traços de personalidade.

Outros trabalhos utilizam informações de contexto para estimar os traços do usuário, tais como: nível de bateria do celular, quando o dispositivo está carregando, quando o usuário está conectado em uma rede *WiFi*, quantidade de pessoas com bluetooth ativado perto do usuário, dentre outros. O estudo [Aline Carneiro Viana and Stefa 2018] utiliza essas informações e mostra que existem correlações com os traços de personalidade. Além de traços, estudos provaram que existem certos padrões de comportamento ao uso de aplicativos dependendo do local em que o usuário se encontra

[Trinh Minh Tri Do and Gatica-Perez 2011]. SWB (*Subjective Well-Being*) é uma medida que indica o grau de satisfação e felicidade auto-reportada pelo usuário. O artigo [Yusong Gao and Zhu 2014] tenta prever o SWB levando em consideração os aplicativos utilizados juntamente com os logs de SMS, GPS, mudança de *wallpaper*, contatos, dentre outros, sendo que os resultados mostraram que os usuários com diferentes níveis de SWB possuem comportamentos diferentes em relação à utilização de aplicativos, como por exemplo, usuários com níveis altos de SWB utilizam mais aplicativos relacionados a comunicação e usam menos aplicativos relacionados a câmera. [Gokul Chittaranjan and Gatica-Perez 2011] utilizou informações de contexto (*bluetooth*, SMS, ligações) juntamente com as classificações de aplicativos; porém, neste trabalho os traços de personalidade são de acordo com o *Big Five* e o questionário utilizado foi o TIPI (*Ten-Item Personality Inventory*) e na modelagem foram usados somente dois classificadores (SVM e C4.5). Em [Yves-Alexandre de Montjoye and Pentland 2013], os autores utilizam a quantidade de vezes que o usuário mandou mensagens, realizou ligações e ambos juntos para correlacionar com os traços de personalidade; além disso, um estudo mais aprofundando sobre informações de contexto foi realizado, levando em consideração o tempo que o usuário demora para responder as mensagens, com que frequência o usuário responde às mensagens e ligações, alcançando resultados com precisão de 29% à 59% melhor do que um palpite aleatório.

Através das redes sociais, é possível inferir os traços do usuário baseando-se em como o mesmo se comporta nessas redes. Em [Ryan and Xenos 2011], os autores mostraram que isso é verdade utilizando o Facebook, encontrando que pessoas extrovertidas possuem uma correlação maior com as atividades sociais e com interações sociais em tempo real. Outra pesquisa envolvendo o Facebook [Jianqiang Shen and Liu 2014] foi feita, porém focando somente nos traços Neuroticismo e Extroversão; os resultados mostraram que pessoas com alto grau de Neuroticismo tendem a fazer postagens maiores contendo palavras negativas e criam mais álbuns, pessoas com alto grau de Extroversão possuem comportamentos sociais mais ativos, tais como: compartilhar fotos, vídeos e atualizar seu status. O trabalho [Doyle and Youn 2000] utilizou dados de um questionário anual que engloba vários aspectos do indivíduo, tais como: interesses, opiniões, atividades e traços de personalidade. Os grupos foram divididos em duas dimensões: Extrovertidos/Introvertidos e Emocional/Racional, sendo que o foco foi medir o nível de felicidade dos usuários e seus resultados mostraram que pessoas Extrovertidas são mais felizes do que Introvertidos, e pessoas Emocionais são mais felizes do que pessoas Racionais. Com os dados sobre a mobilidade do usuário, o trabalho [Aline Carneiro Viana and Stefa 2018] usou a mobilidade como forma de prever os traços de personalidade do indivíduo. Os dados foram divididos em dois grupos: Mobilidade Temporal (quando o indivíduo está em casa, trabalho ou se deslocando de um para o outro, quando o indivíduo está fora de casa à noite) e Mobilidade Espacial (distância que o indivíduo se locomoveu, velocidade em que ele se locomoveu, distância do local que ele se encontra em relação a sua casa). Os traços Aberto a Novas Experiências, Agradabilidade e Extroversão são bem correlacionados com o grupo de Mobilidade Temporal, enquanto o traço Conscienciosidade se mostrou correlacionado com o grupo de Mobilidade Espacial.

Todos estes trabalhos conseguiram estabelecer uma conexão entre os traços de um indivíduo (personalidade, felicidade, comportamento) e alguma informação contextual de perfil do usuário (social, mobilidade, uso de dispositivos móveis e aplicativos).

Este trabalho tem como objetivo prever os traços de personalidade do indivíduo levando em consideração apenas as categorias de aplicativos que o mesmo tem instalado em seu *smartphone*. Diferentemente dos outros trabalhos, a informação sobre as categorias dos aplicativos é mais fácil de obter e menos invasiva em termos de privacidade do usuário. Ou seja, utilizar somente as categorias de aplicativos diminui a complexidade do modelo gerado e mostra que é possível inferir os traços de personalidade de um usuário com precisão considerável.

3. Base de Dados

Para obter a base de dados necessária para este trabalho, foi desenvolvido um aplicativo, denominado *APPProfile*, para dispositivos com sistema operacional Android usando as tecnologias *Flutter* e *Java*. Neste aplicativo, o usuário informa sua idade, gênero e responde a dez itens do formulário TIPI (*Ten-Item Personality Inventory*) [Samuel D. Gosling and Jr 2003], e ao final, suas respostas são enviadas para um banco de dados junto com a lista de aplicativos instalados no aparelho móvel do usuário. Neste trabalho optamos por utilizar o *Firestore Realtime Database*, que é um banco de dados hospedado na nuvem. Os dados são armazenados como JSON e sincronizados em tempo real com todos os usuários conectados.

O aplicativo *APPProfile* foi divulgado em algumas redes sociais (*Facebook* e *Instagram*) e por *e-mail*. O tempo da coleta dos dados foi de aproximadamente um mês (entre Maio de 2020 e Junho de 2020) e foram alcançados um total de 98 usuários, onde 57 são do sexo masculino e 41 do sexo feminino. A média de idade foi de 22.6 anos, com o desvio padrão igual à 7.15, máximo igual à 63 e mínimo igual à 14. A figura 1a mostra a distribuição das idades de um modo geral e a figura 1b mostra como as idades estão distribuídas em relação ao sexo. Para remover possíveis usuários que tenham respondido sem o propósito de ajudar o trabalho, foram considerados somente os usuários que levaram ao menos 45 segundos para responder ao questionário (no qual foi desconsiderado somente um usuário).

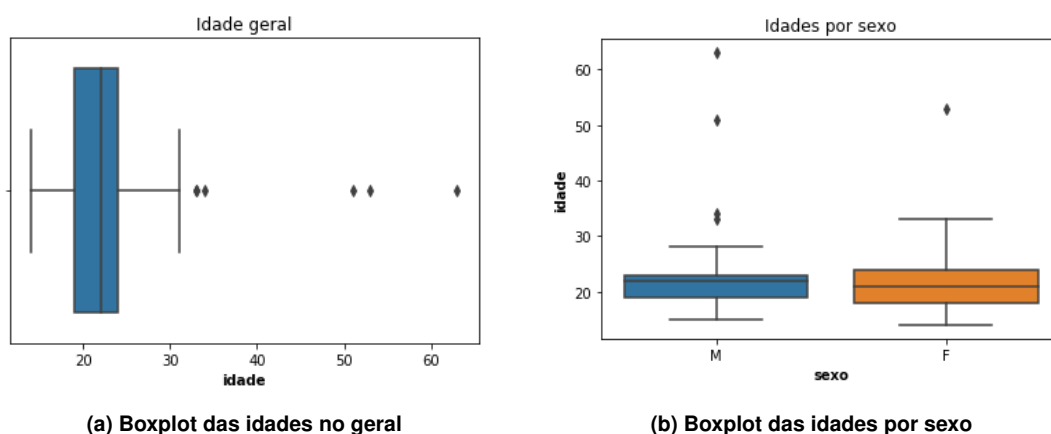
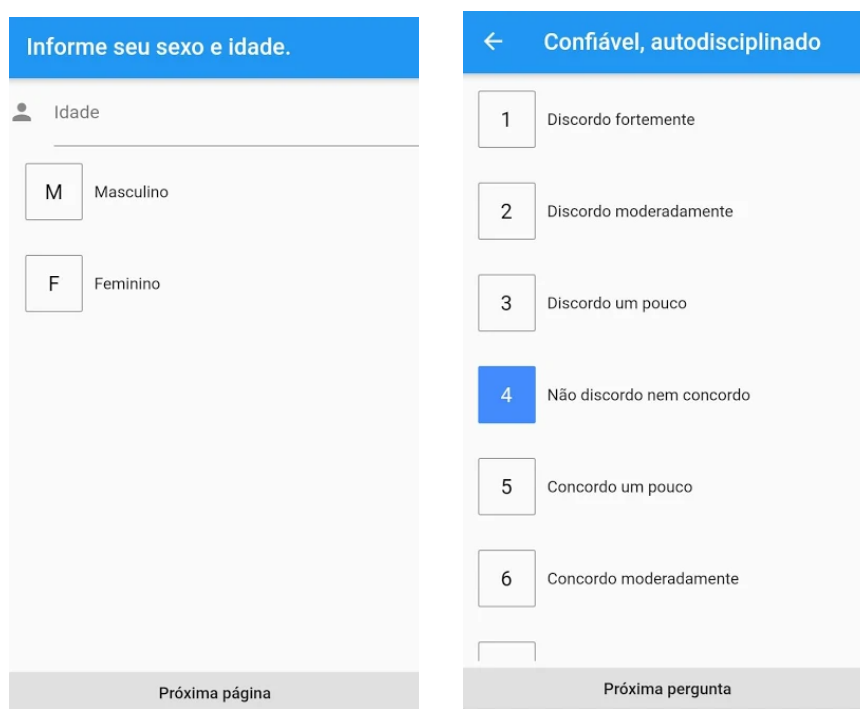


Figura 1. Distribuição das idades

Primeiramente o usuário instala o *APPProfile* pela *Google Play Store*; ao abrir o aplicativo o usuário se depara com uma mensagem de boas vindas caso tenha conexão com a Internet ou com uma mensagem de aviso dizendo para se conectar à Internet, caso

o usuário esteja desconectado. Os primeiros campos que o usuário precisa preencher são de idade e sexo (figura 2a) e posteriormente o usuário responde aos dez itens do *TIPI* (figura 2b). Quando o usuário escolher enviar suas respostas, é feita a coleta dos aplicativos instalados no smartphone e todas essas informações são enviadas para o banco de dados *Firebase Realtime Database*, onde é possível gerar um arquivo *JSON* contendo todos estes dados de cada usuário voluntário.



(a) Tela inicial para o preenchimento de Idade e Sexo

(b) Tela contendo um dos dez itens

Figura 2. Algumas telas do aplicativo desenvolvido

Para calcular a nota do usuário em determinado traço de personalidade, é necessário pegar a resposta de uma pergunta, somar com o reverso (há um mapeamento entre os valores, caso o usuário tenha respondido com o valor 7 em uma pergunta, este valor será mapeado para o valor 1. Caso tenha respondido com o valor 6, será mapeado para o valor 2 e assim sucessivamente) da resposta de outra pergunta e dividir por dois. Por exemplo, para calcularmos o resultado do usuário no traço Extroversão, utilizamos a resposta dele no primeiro item (Extrovertido, entusiasta) e o reverso da resposta no sexto item (Reservado, quieto) [Samuel D. Gosling and Jr 2003].

Inicialmente, foram coletados dados de 1.423 aplicativos diferentes instalados. Para identificar em qual categoria cada aplicativo pertence, foi utilizada uma base de dados coletada da *Google Play Store*, que permitiu que fossem mapeados 874 aplicativos em 45 categorias distintas. Porém, restaram 549 aplicativos sem categorização, sendo que alguns deles foram instalados por muitos usuários. Para solucionar parcialmente este problema, foi feita manualmente a categorização dos aplicativos que possuíssem pelo menos quatro usuários, totalizando um total de 41 aplicativos. Após a categorização manual, a base continha um total de 915 aplicativos categorizados e 508 aplicativos sem

categorização, sendo que esses últimos foram desconsiderados por estarem presentes em poucos usuários.

Após a coleta dos dados e o enriquecimento dos aplicativos com suas respectivas categorias, os resultados dos traços de personalidades dos usuários também foram agregados. A Tabela 1 ilustra a matriz completa dos dados após todas as agregações e agrupamentos, sendo que os valores das categorias indicam quantos aplicativos daquela categoria um determinado usuário possui, e o valor de cada traço é a nota do usuário para aquele traço específico, que varia de 1 a 7.

Tabela 1. Exemplificação dos dados finais para três usuários fictícios

Identificador Usuário	Categoria de Aplicativo					Traço de Personalidade				
	C1	C2	C3	...	C45	T1	T2	T3	T4	T5
0001	5	3	10	...	0	1	5.5	2.5	6	4.5
0002	4	8	1	...	2	4.5	5	4	1	1.5
0003	0	2	3	...	0	7	3.5	1	2	3

A figura 3 apresenta a quantidade de usuários que possui pelo menos um aplicativo daquela categoria, sendo que a categoria que possui mais usuários é a de Comunicação, no qual 96 dos 97 usuários (corresponde a 98.97%) possuem pelo menos um aplicativo desta categoria. As categorias que possuem menos usuários são: Música, Clima e Bibliotecas e demos, com somente um usuário (corresponde à 0.01%).

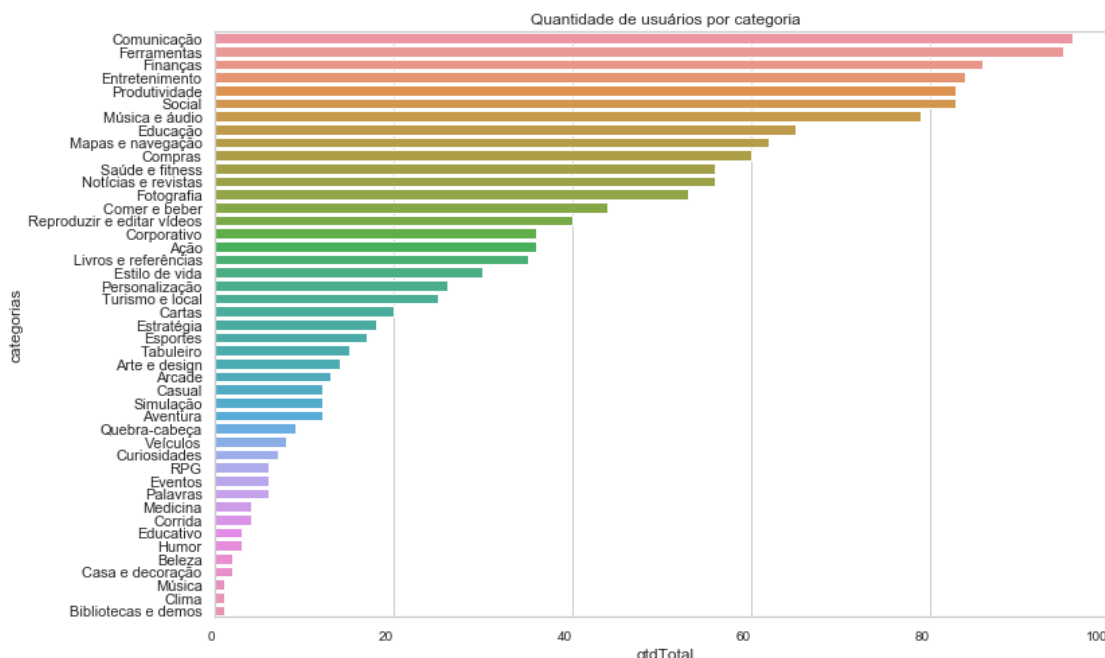


Figura 3. Quantidade de usuários por categorias

4. Modelos Preditivos

Para validar a hipótese do trabalho, foram testadas duas abordagens: classificadores para prever se o usuário possui ou não o traço de personalidade e modelo de regressão para prever qual o nível daquele indivíduo em um determinado traço.

4.1. Modelos de Classificação

Para as entradas dos modelos de classificação, foi realizado um mapeamento para os traços de personalidade, sendo 1 caso o usuário possua nota maior ou igual a 5.0, e 0 caso contrário. Para corrigir o desbalanceamento da entrada, foi aplicada a técnica de *Undersampling*, que consiste em pegar amostras do maior grupo e deixá-lo com o mesmo tamanho do grupo menor. Para evitar que o uso desta técnica afete os resultados, todo o processo foi repetido 30 vezes para cada combinação de entrada. Além disso, a técnica PCA (Análise de Componentes Principais) foi aplicada para eliminar possíveis categorias que seriam prejudiciais à predição.

Foi criado um modelo classificador binário para cada um dos 5 traços de personalidade. Com o objetivo de encontrar os melhores resultados, foram testados 6 algoritmos diferentes: LR (Regressão Logística), RF (*Random Forest*), NB (Naive Bayes), KNN (*K-Nearest Neighbors*), GB (*Gradient Boosting*) e RN (Rede Neural). Ao utilizar os modelos preditivos, dividimos os dados em três grupos: treino, validação e teste. Para separar as amostras entre treino e validação foi utilizado o *K-Fold*, totalizando em 30 amostras de treino e 30 amostras de validação (uma amostra para cada população gerada no *Undersampling*) e as amostras de teste foram retiradas antes do processo realizado para o treino e validação, foram retirados 5 usuários que pertencem ao traço de personalidade e 5 usuários que não pertencem ao traço de personalidade, totalizando em um grupo de teste com 10 indivíduos para cada traço de personalidade.

A figura 4 apresenta a distribuição da precisão para as 30 execuções e para cada um dos cinco traços e cada um dos seis algoritmos. Na figura 4a, temos os resultados da precisão para o traço Aberto à Novas Experiências; observando as médias todos os classificadores tiveram resultados parecidos, mas o classificador NB teve um resultado ligeiramente melhor com uma precisão de 63.35%, revocação de 72.26%, f1-score de 65.16% e acurácia de 60.21%. Na figura 4b temos os resultados da precisão para o traço Agradabilidade; considerando a precisão, o classificador NB obteve o melhor desempenho com 57.05%, segundo melhor revocação com 56.97%, segundo melhor f1-score com 53.88% e melhor acurácia com 61.72%. Na figura 4c, temos os resultados da precisão para o traço Conscienciosidade, em que o classificador NB foi superior em todas as métricas: 66.96% em precisão, 78.88% em revocação, 71.14% em f1-score e 66.20% em acurácia. Na figura 4d, temos os resultados da precisão para o traço de personalidade Estabilidade Emocional, em que o classificador NB foi superior na maioria das métricas, a precisão ficou em 68.54%, 44.08% em revocação, 49.5% em f1-score e 62.27% em acurácia. Na figura 4e temos os resultados da precisão para o traço de personalidade Extroversão, em que o classificador NB foi superior em precisão com 61.71%, terceira melhor revocação com 47.34%, segundo melhor f1-score com 49.76% e melhor acurácia com 62.08%.

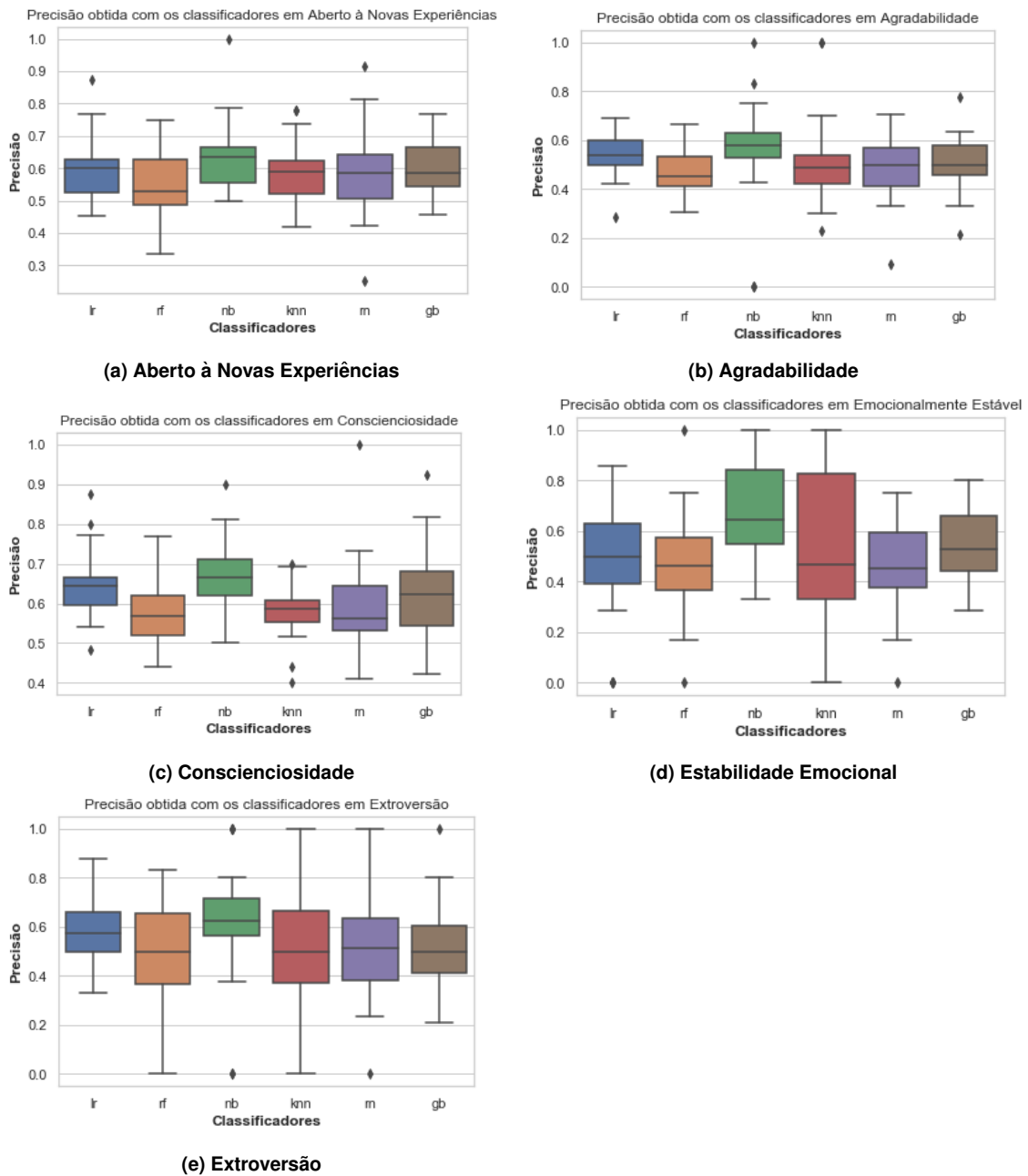


Figura 4. Resultados das validações dos modelos para cada traço de personalidade

Afim de simplificar a discussão dos resultados, o algoritmo *Naive Bayes* foi escolhido por possuir, em geral, os melhores resultados de precisão, revocação e f1-Score. Portanto, esse classificador foi utilizado para a realização dos testes (amostras que não fizeram parte do treino e validação) e os resultados da precisão podem ser vistos na figura 5a, revocação na figura 5b e f1-score na figura 5c. A melhor precisão obtida foi no traço de personalidade Agradabilidade (62.5%) e a pior precisão obtida foi no traço Estabilidade Emocional e Extroversão (ambos com 50%). O possível motivo dessa diferença é que ambos os traços, Estabilidade Emocional e Extroversão, são os que menos possuem usuários de acordo com a separação feita entre pertencentes e não-pertencentes ao traço,

e isto resultou em um modelo com menos informações dos usuários em comparação com os outros.

4.2. Modelo de Regressão

Na modelagem da regressão, o método escolhido foi o de Mínimos Quadrados Ordinários (OLS). Foi criado um modelo de regressão para cada traço de personalidade, em que a variável a ser predita é a nota (1 a 7) do usuário naquele traço. Para as variáveis preditoras, foi considerado a quantidade de aplicativos instalados em cada uma das 45 categorias.

Alguns resultados sobre a regressão podem ser encontrados na tabela 2. Pode-se perceber que o R^2 está acima de 0.82 para todos os traços, o que indica que o modelo explica bem a variância da nota de personalidade se comparada com a média. Mesmo quando o R^2 é ajustado de acordo com o número de variáveis, esse valor ainda é significativo, sendo acima de 0.66 para todos os traços. Por fim, pelos resultados do F-Test, a probabilidade abaixo de 0.05 indica que as variáveis preditoras utilizadas no modelo são relevantes para a estimativa da nota de personalidade com um nível de confiança de 95%.

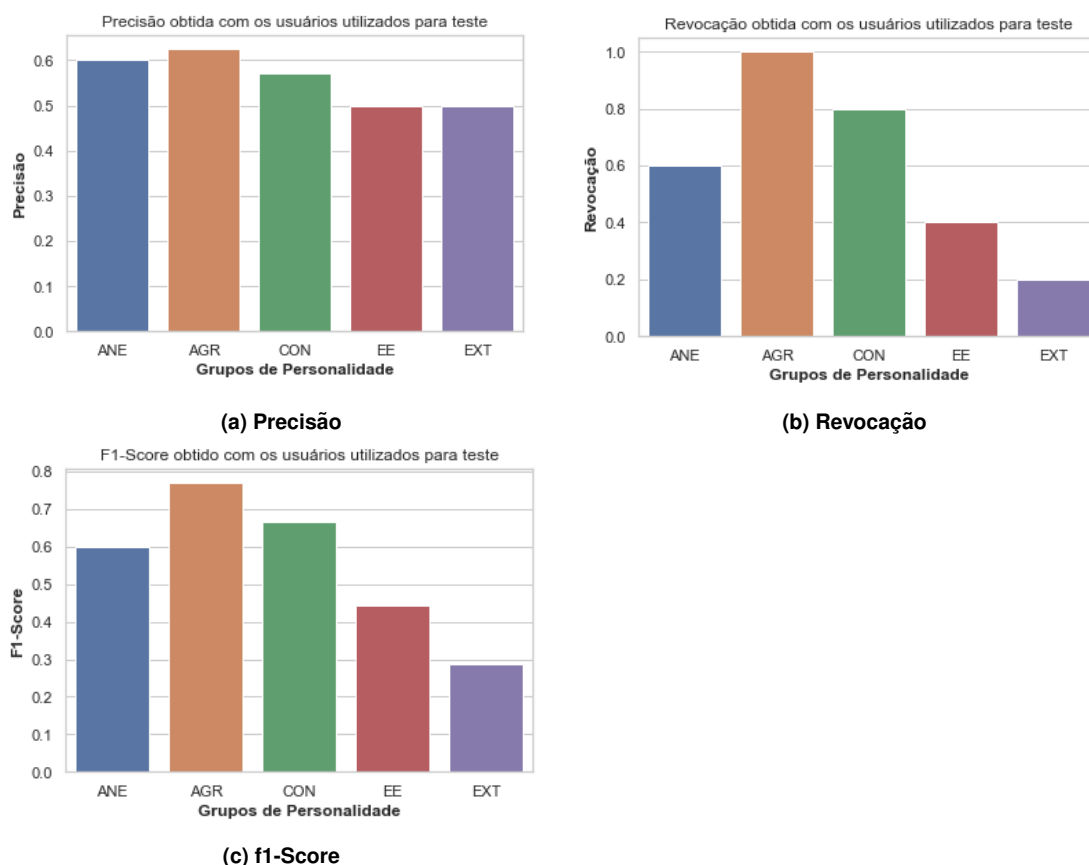


Figura 5. Resultados dos testes dos modelos para cada traço de personalidade utilizando o *Naive Bayes*

Neste trabalho todos os traços de personalidade se mostraram positivamente associados a aplicativos da categoria Finanças (considerando um nível de confiança de 95%), isso indica que independentemente do traço, os usuários estão adotando a prática de *internet banking*, cartões virtuais e por pagamentos online. Todos os traços de personalidade

se mostraram negativamente associados a aplicativos da categoria Estilo de Vida (considerando um nível de confiança de 95%), que incluem aplicativos de encontros (*Tinder*, *happn*, etc.), meditação, dieta, dentre outros. O possível motivo disto seria essa época de pandemia, onde as pessoas deixam de utilizar estes aplicativos de encontros e abandonam suas rotinas habituais devido a quarentena.

No trabalho [Runhua Xu and Ilic 2016], algumas hipóteses foram validadas, tais como: Extroversão é negativamente associado com aplicativos de jogos; Agradabilidade é negativamente associado com aplicativos de personalização; Conscienciosidade é negativamente associado com aplicativos de música e vídeo; Conscienciosidade é negativamente associado com aplicativos de fotografia; Conscienciosidade é negativamente associado com aplicativos de personalização. Este trabalho, por outro lado, embora tenha os coeficientes negativos para as mesmas categorias, o *p-value* obtido não é suportado para a validação destas hipóteses dentro do nível de confiança de 95%.

Traço	R^2	R^2 Ajust.	F-statistic	Prob (F-statistic)
ANE	0.872	0.761	7.853	7.13×10^{-12}
AGR	0.843	0.706	6.185	7.28×10^{-10}
CON	0.833	0.688	5.749	2.81×10^{-09}
EE	0.822	0.667	5.320	1.13×10^{-08}
EXT	0.845	0.710	6.279	5.50×10^{-10}

Tabela 2. Tabela contendo alguns resultados obtidos com a regressão

5. Conclusão e Trabalhos Futuros

Este trabalho investigou a possibilidade de prever os traços de personalidades de um usuário móvel com base nas categorias de seus aplicativos instalados. Os resultados obtidos foram promissores, com bons resultados em termos de precisão, revocação e f1-score para a maioria dos traços analisados. Os resultados de uma regressão também foram interessantes, com valores altos de R^2 . Com isso, foi possível mostrar que somente utilizando as categorias dos aplicativos é possível prever os traços de personalidade dos usuários com uma margem de erro aceitável.

Como trabalhos futuros, pretende-se levar em consideração as datas em que os aplicativos foram atualizados, para que o perfil do usuário em termos de interesses mais recentes sejam considerados. Ao utilizar dados como idade e sexo, pode ser possível estabelecer correlações com os traços de personalidade, assim sendo possível dizer que pessoas com determinada idade tendem a ter mais características de algum traço, e pessoas do determinado sexo tendem a ter mais características de algum traço, ou mesmo uma analisar uma correlação em conjunto.

Referências

Aline Carneiro Viana, Adriano Di Luzio, K. J.-R. A. M. and Stefa, J. (2018). Accurately inferring personality traits from the use of mobile technology. In *HAL Archives Ouvertes*.

- Doyle, K. O. and Youn, S. (2000). Exploring the traits of happy people. In *Social Indicators Research*.
- Gokul Chittaranjan, J. B. and Gatica-Perez, D. (2011). Who's who with big-five: Analyzing and classifying personality traits with smartphones. In *15th Annual International Symposium on Wearable Computers*, pages 29–36.
- Jianqiang Shen, O. B. and Liu, J. (2014). A study of facebook behavior: What does it tell about your neuroticism and extraversion? In *Computers in Human Behavior*.
- M. C. Grace, W. Zhou, X. J. and Sadeghi, A.-R. (2012). Unsafe exposure analysis of mobile in-app advertisements. In *5th conference on Security and Privacy in Wireless and Mobile Networks*, pages 101–112.
- McCrae, R. R. and Jr., P. T. C. (1999). A five-factor theory of personality. In *Handbook of personality: Theory and research*, pages 139–153.
- Raihana Ferdous, V. O. and Mayora, O. (2015). Smartphone app usage as a predictor of perceived stress levels at workplace. In *International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*.
- Runhua Xu, Remo M. Frey, D. V. and Ilic, A. (2015). Towards understanding the impact of personality traits on mobile app adoption - a scalable approach. In *European Conference on Information Systems*.
- Runhua Xu, Remo Manuel Frey, E. F. and Ilic, A. (2016). Understanding the impact of personality traits on mobile app adoption – insights from a large-scale field study. In *Computers in Human Behavior*, pages 244–256.
- Ryan, T. and Xenos, S. (2011). Who uses facebook? an investigation into the relationship between the big five, shyness, narcissism, loneliness, and facebook usage. In *Computers in Human Behavior*.
- Samuel D. Gosling, P. J. R. and Jr, W. B. S. (2003). In *Journal of Research in Personality*, pages 504–528.
- Silva, I. B. and Nakano, T. C. (2011). Modelo dos cinco grandes fatores da personalidade: Análise de pesquisas. In *Avaliação Psicológica*, pages 51–62.
- Trinh Minh Tri Do, J. B. and Gatica-Perez, D. (2011). Smartphone usage in the wild: a large-scale analysis of applications and context. In *International Conference on Multimodal Interaction*.
- Yusong Gao, H. L. and Zhu, T. (2014). Predicting subjective well-being by smartphone usage behaviors. In *International Conference on Health Informatics*.
- Yves-Alexandre de Montjoye, Jordi Quoidbach, F. R. and Pentland, A. S. (2013). Predicting personality using novel mobile phone-based metrics. In *SBP 2013*, pages 48–55.