

Redes sociais baseadas em jogos

Uma abordagem com redes complexas

Heitor L. Werneck¹

¹Universidade Federal de São João del-Rei (UFSJ)

heitorwerneck@hotmail.com

Abstract. *Games nowadays are increasingly present in society and have been reaching a large public, more and more people from different social classes, countries and among other factors are being included in the culture of electronic games. It is estimated that almost 60 percent of Americans play video games. Given this question, this work seeks to analyze data from a social network based on games (Steam) extracting information that can be valuable about the domain through mainly modeling the data through complex networks. Various information was taken from the social relationships of users in this type of network. It was possible to better understand how users behave on this network depending on their tastes.*

Resumo. *Jogos na atualidade estão cada vez mais presentes na sociedade e vem atingindo um grande público, cada vez mais pessoas de diversas classes sociais, países e entre outros fatores estão sendo incluídos na cultura de jogos eletrônicos. Estima-se que quase 60 por cento dos americanos jogam videogames. Dado essa questão este trabalho busca analisar dados provenientes de uma rede social baseada em jogos (Steam) extraíndo informações que podem ser valiosas sobre o domínio através principalmente de uma modelagem dos dados por meio de redes complexas. Diversas informações foram retiradas das relações sociais de usuários nesse tipo de rede. Foi possível entender melhor como usuários se comportam nessa rede dependendo de seus gostos.*

1. Introdução

Jogos na atualidade estão cada vez mais presentes na sociedade e vem atingindo um grande público, cada vez mais pessoas de diversas classes sociais, países e entre outros fatores estão sendo incluídos na cultura de jogos eletrônicos. Estima-se que quase 60 por cento dos americanos jogam videogames¹, gerando uma receita anual de mais de 25 bilhões de dólares somente para jogos de PC². Já existem diversos estudos focados em analisar o comportamento dessas pessoas que estão consumindo nesse mercado de jogos, analisando informações mais básicas como idade e situação econômica [Williams et al. 2008, Griffiths et al. 2003, Kowert et al. 2014].

Diversos métodos são usados para entender os comportamentos dos usuários nessas redes sociais baseadas em jogos (RSBJ), como por exemplo: pesquisas; entrevistas e

¹<http://www.theesa.com/facts/pdfs/ESAEF2014.pdf/>

²<http://www.gamesindustry.biz/articles/2014-01-28-pc-gaming-market-to-exceed-USD25-billion-this-year-dfc/>

análise de dados em grande escala. As entrevistas e pesquisas demonstram ter vantagens de serem capazes de entender os motivos e ponderar fatores demográficos, como sexo ou renda [Yee 2006a, Yee 2006b].

Existem atualmente diversas bases de dados extremamente grandes, que podemos até mesmo denominar como Big Data, que podem ser usadas para extrair diversas informações sobre os usuários de jogos de uma maneira robusta. A rede social baseada em jogos mais popular atualmente é a Steam, ela prove uma API que possibilita a extração dos dados de usuários e jogos de sua base de dados ³, assim possibilitando diversas possibilidades para manipulação e processamento desses dados de maneira que gere informações que podem ser interessantes sobre o domínio.

Também é de conhecimento que sistemas diversos em vários domínios podem ser descritos como redes complexas, quando a estrutura de comunidade é uma propriedade topológica das redes [Albert and Barabási 2002, Radicchi et al. 2004]. Redes complexas irão auxiliar a diversos tipos de análises para extração de informações, que podem ser valiosas sobre o domínio a ser estudado. Diversas técnicas ou métricas são interessantes de serem aplicadas em redes, como por exemplo: detecção de comunidades; métricas básicas (e.g. densidade); análise de distribuição de graus; centralidade; propagação e outros.

Uma comunidade em uma rede é um grupo de vértices que possuem conexões mais densas com os membros do grupo do que as conexões com o restante da rede [Girvan and Newman 2002]. Então, detecção de comunidade consiste em identificar tais comunidades de uma rede a fim de revelar as informações valiosas de sua estrutura e funcionalidades [Li and Zhang 2020]. Por outro lado, modularidade é uma medida popular para a estrutura de redes, pois mede a força de divisão de uma rede em comunidades [Newman 2006, Li and Zhang 2020]. Redes de alta modularidade têm conexões densas entre os vértices dentro das comunidades e conexões comparativamente esparsas entre vértices entre comunidades diferentes [Li and Zhang 2020].

Então, neste trabalho, foi desenvolvido uma análise de redes sociais baseadas em jogos através de principalmente uma modelagem por meio de redes complexas, os dados utilizados na modelagem são de usuários e suas relações de amizade, com isso foi capaz de inferir algumas informações sobre o domínio.

2. Trabalhos relacionados

A Steam já vem sendo analisada em diversos estudos. Becker et al. analisa o papel dos jogos e grupos na Steam e apresenta a evolução da rede ao longo do tempo [Becker et al. 2012]. O'Neill et al. também investigou a comunidade de usuários da Steam, porém se concentrou mais nos comportamentos dos usuários (jogadores) em termos de sua conectividade social, tempo de jogo, jogos obtidos, afinidade de gênero e despesas monetárias [O'Neill et al. 2016]. Já Blackburn et al. foca mais especificamente no comportamento de trapaça [Blackburn et al. 2011], popularmente conhecido como *cheating*. Existem muitos outros estudos que também investigam perspectivas mais diversas de comportamento dos jogadores na Steam. Sifa et al. investiga o envolvimento dos jogadores e o comportamento do jogo cruzado, analisando suas diferentes distribuições

³<https://steamcommunity.com/dev>

de frequência de tempo de jogo [Sifa et al. 2014, Sifa et al. 2015]. Baumann et al. estuda as categorias comportamentais dos jogadores "hardcore" com base em seus perfis do Steam [Baumann et al. 2018]. Lim e Harrell examinam a identidade social dos jogadores e a relação entre seus comportamentos de manutenção de perfil e o tamanho de sua rede social [22]. Enquanto isso, outros estudiosos também estudam outras perspectivas do Steam, como sistemas de recomendação [Bertens et al. 2018], mecanismo de early access [Lin et al. 2018], estratégias de atualização de jogos [Lin et al. 2017], análises de jogos [Lin et al. 2019], caracterização de jogadores com base em dados de perfil [Li et al. 2019] e assim por diante.

3. Coleta de dados

Para a coleta de dados foi utilizado a loja da Steam⁴ para obter informações sobre os jogos e *reviews* sobre eles, assim como a Steam API³ para obtenção de jogos possuídos pelos usuários, relações sociais e a base de jogos da Steam.

A coleta de dados de usuários foi feita partindo de uma pré-seleção de alguns jogos populares que são diversos entre si em relação a suas categorias, os jogos selecionados foram: DOOM; Unturned e TES III: Morrowind.

A partir dos jogos pré-selecionados foram coletados todos *reviews* sobre eles, assim foi obtido usuários e suas respectivas revisões sobre os jogos. A partir dessas revisões foi feito a coleta das relações de amizades dos usuários e os jogos que eles possuem.

Os dados dos jogos foram obtidos através da loja da Steam⁴, os dados obtidos foram: palavras-chave; preço; data de publicação e desenvolvedoras.

A tabela 1 mostra os dados dos jogos pré-selecionados.

Tabela 1. Jogos pré-selecionados para coleta.

Jogo	Data publicação	Genêro	Monetização
DOOM	13/5/2016	Gore, Ação, Sci-fi, Single-player	R\$ 61,50
Unturned	7/7/2017	Sobrevivência, Zumbis, Multiplayer	Free to Play
TES III: Morrowind	29/4/2002	RPG, Mundo aberto, Fantasia, Single-player	R\$ 32,99

É possível ver que um dos jogos tem uma base de jogadores maior, muito disso pode ser inferido que é devido a ser Multiplayer e Free to Play, e o outro já é um jogo que tem potencial de possuir um outro tipo de base de jogadores. Outro ponto a se notar na tabela 2 é que os jogos tem uma base de jogadores quase que disjunta. No geral, espera-se que os usuários selecionados (dos jogos) consigam gerar boas representações da base de jogadores da Steam.

Tabela 2. Dados gerais obtidos dos jogos pré-selecionados.

Jogo	#Jogadores únicos
Unturned	349922
DOOM	57729
TES III: Morrowind	12497
Total	417132

⁴<https://store.steampowered.com/>

4. Análise de dados

Para ser feito a análise, como dito anteriormente, algumas filtragens foram feitas.

4.1. Modelagem dos dados com redes complexas

A rede que será explorada é a de relações de amizades entre usuários, ou seja, os vértices são os usuários e as arestas representam a relação de amizade entre dois usuários, esse é um grafo acíclico.

Com isso foi extraído as seguintes informações dos grafos da base de usuários de cada jogo:

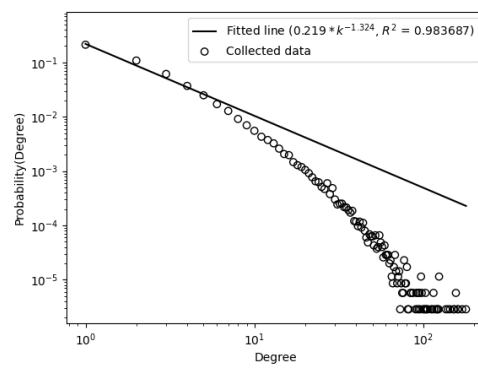
1. #Vertices: Número de usuários;
2. #Arestas: Número de relações de amizade;
3. Grau médio;
4. Menor grau;
5. Maior grau;
6. Densidade: é a proporção do número de arestas com relação ao número máximo de arestas;
7. Esparsidade: inverso da densidade;
8. Cintura: comprimento do menor ciclo do grafo;
9. Coeficiente de clustering: mede a redundância ou correlação das arestas ao redor de um vértice, neste caso o coeficiente é calculado para cada vértice e após isso a média é feita;
10. Centralidade por autovetor: a centralidade de autovetor é uma visão mais sofisticada da centralidade, um nó com poucas conexões pode ter uma centralidade de autovetor muito alta se essas poucas conexões são para nós bem conectados.

Devido ao tamanho da rede coletada não foi possível a aplicação de algumas métricas de redes devido ao tempo de execução ser muito longo. Porém com as métricas apresentadas já é possível dar uma ideia da rede.

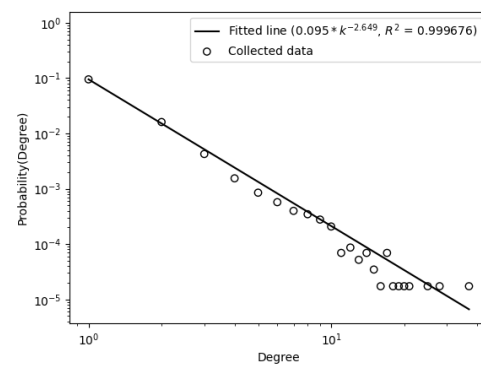
Na tabela 3 é possível observar que o grafo sem nenhum tipo de tratamento é difícil de ser interpretado, porém um ponto que pode ser observado é que jogos single-player apresentam menor taxa de relações sociais, até mesmo a média de grau é menor (isso pode ter influência devido ao número de jogadores, porém de qualquer maneira mostra que não há incentivo para amigos jogarem esse mesmo jogo, pois o mesmo é feito para ser jogado sozinho). Essa interpretação é reforçada pelas medidas de centralidade que apresentam um valor baixo. Outro ponto a se notar é que a esparsidade é extremamente alta.

Para podermos interpretar melhor esses dados, será observado agora a distribuição de graus de cada base de dados. Como normalmente é apresentado um comportamento de power-law em distribuição de graus em relações sociais, então foi utilizado a função para tentar fazer uma regressão para ver se as relações sociais nessas bases se encaixam nesse comportamento. Pela figura 1 podemos ver que as bases apresentam uma power-law (então são livres de escala), já que a função utilizada para a regressão conseguiu capturar bem o comportamento.

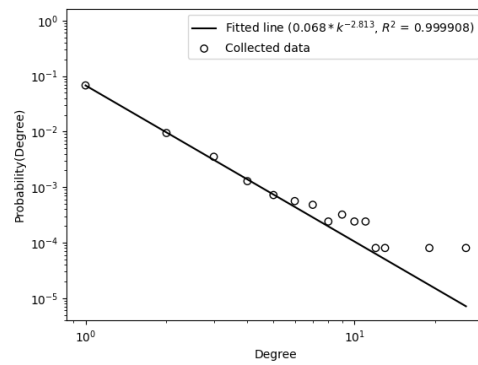
Na imagem 2 podemos ver a distribuição acumulada de probabilidade de graus das bases, é possível observar que nas bases de jogos single-players mais de 88% dos



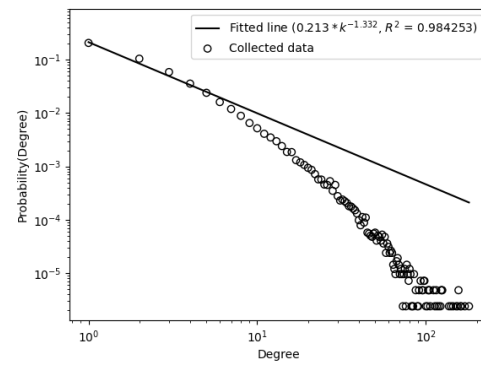
(a) Unturned



(b) DOOM



(c) TES III: Morrowind



(d) Todos

Figura 1. Distribuição de graus em escala logarítmica.

Tabela 3. Dados das redes sem filtragem.

Métricas/Jogos	Unturned	DOOM	TES III: Morrowind	Todos
#Vertices	349922	57729	12497	417132
#Arestas	332266	4960	802	374850
Grau médio	1.89909	0.171837	0.128351	1.79727
Menor grau	0	0	0	0
Maior grau	179	37	26	180
Densidade	5.42719e-06	2.97667e-06	1.02714e-05	4.30865e-06
Esparsidade	0.999995	0.999997	0.99999	0.999996
Cintura	3	3	3	3
Coefficiente de clustering	0.0306461	0.00323961	0.00142391	0.0289137
Centralidade por autovetor	8.57334e-05	0.000293077	0.00192847	0.000823627

jogadores não possuem amigos, diferentemente da base de jogadores do Unturned que possui 50% dos jogadores sem relações de amizade.

Com essa visão da base de dados sem filtragem agora podemos introduzir a filtragem, pois na modelagem com redes complexas, para garantir o funcionamento dos algoritmos, é interessante extrair a componente gigante do grafo para ser feito as análises. Na 4 podemos ver inicialmente que as medidas de centralidade tem um aumento do seu valor, também a esparsidade diminui, tudo como esperado. Há um número reduzido drasticamente de usuários no DOOM e no TES, isso provavelmente se deve a ideia já explorada de serem jogos pouco sociais.

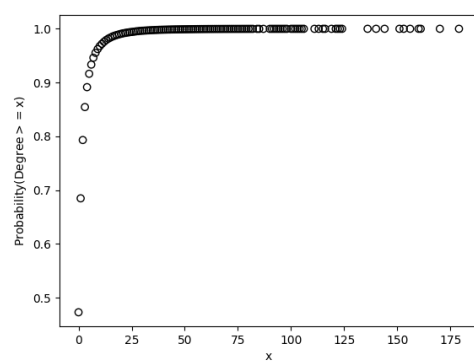
Tabela 4. Dados das redes com a componente gigante.

Métricas/Jogos	Unturned	DOOM	TES III: Morrowind	Todos
#Vertices	154814	1197	290	176984
#Arestas	314094	1577	370	353767
Grau médio	4.0577	2.63492	2.55172	3.99773
Menor grau	1	1	1	1
Maior grau	179	37	26	180
Densidade	2.62103e-05	0.00220311	0.0088295	2.25882e-05
Esparsidade	0.999974	0.997797	0.991171	0.999977
Cintura	3	3	3	3
Coefficiente de clustering	0.0613016	0.0510859	0.0429698	0.0604662
Centralidade por autovetor	0.00215113	0.0141345	0.0831036	0.0019412

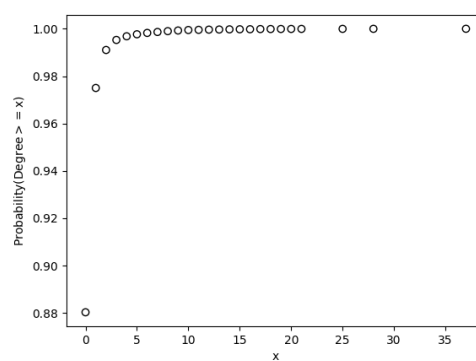
Com isso podemos fazer uma detecção de comunidades de cada rede. A figura 3 apresenta representações de gráficos da rede, assim como as comunidades detectadas. As comunidades foram detectadas utilizando o algoritmo de Louvain. Podemos ver que existem pequenas comunidades, que se parecem mais disjuntas nos jogos single-player, enquanto no Unturned há grandes comunidades. Poderemos observar isso melhor em outros gráficos. A modularidade de GirvanNewman foi utilizada para medir a modularidade das comunidades.

Como podemos ver a modularidade ficou um pouco maior para o jogo DOOM, isso pode ter sido por conta de que mesmo com poucas pessoas tendo relações sociais, estas pessoas se fecham mais em grupos nesse tipo de jogo (que é derivado de um clássico e também é single-player).

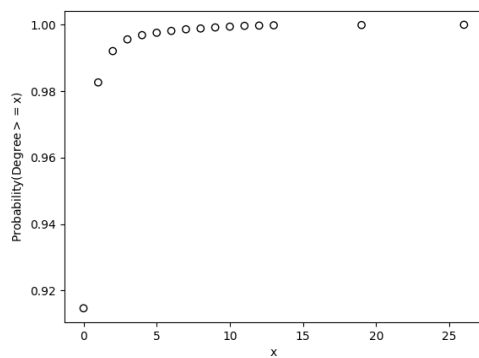
Para observar ainda mais as comunidades o gráfico na figura 4 apresenta um acumulado de porcentagem de tamanhos de comunidades. Com essa figura é possível ter uma ideia dos tamanhos das comunidades. Primeiro temos que o jogo Unturned possui uma base de jogadores com algumas comunidades grandes e várias comunidades peque-



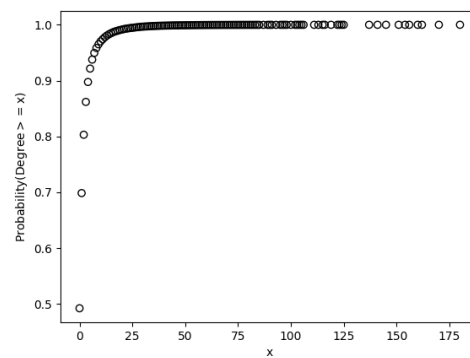
(a) Unturned



(b) DOOM

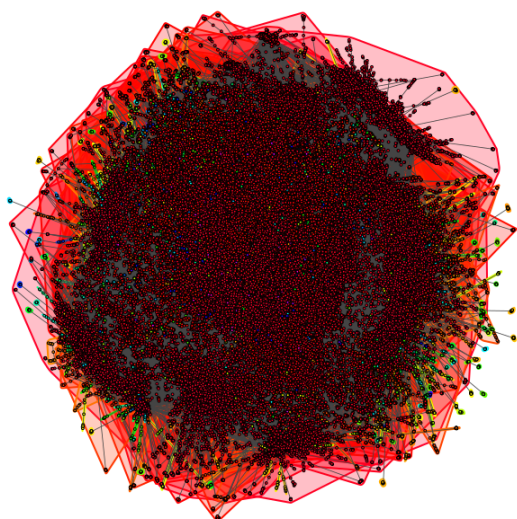


(c) TES III: Morrowind

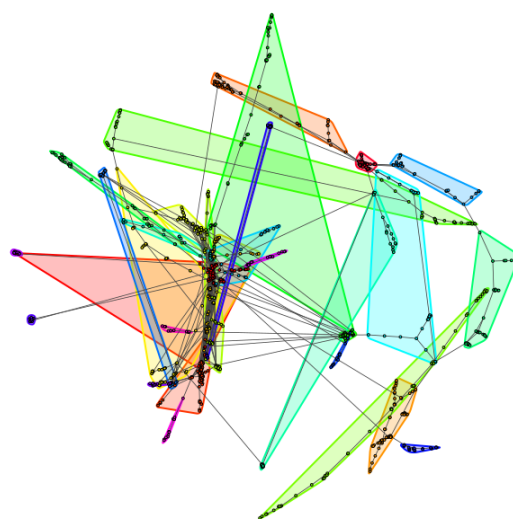


(d) Todos

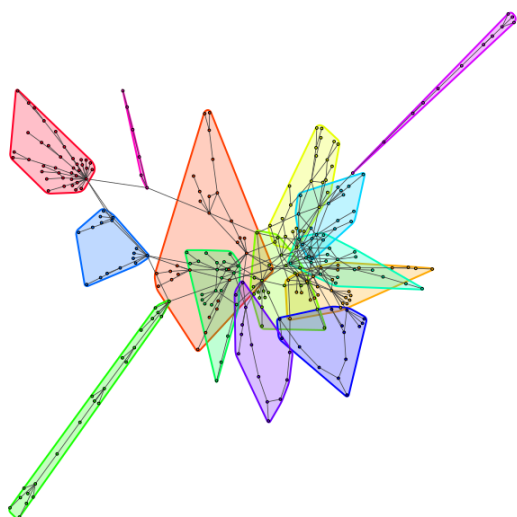
Figura 2. Função de distribuição acumulada de graus.



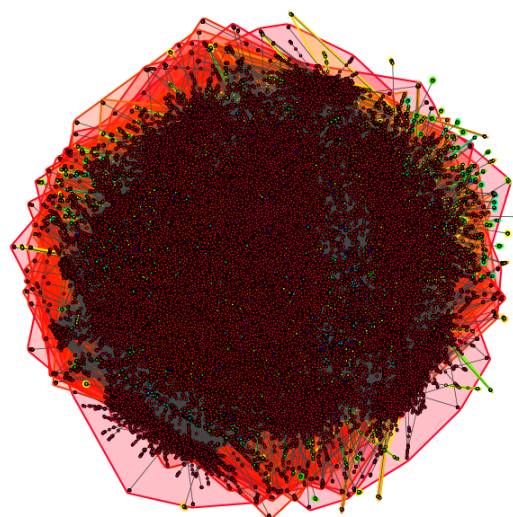
(a) Unturned (modularidade de 0.773)



(b) DOOM (modularidade de 0.841)



(c) TES III: Morrowind (modularidade de 0.757)



(d) Todos (modularidade de 0.780)

Figura 3. Representação dos grafos.

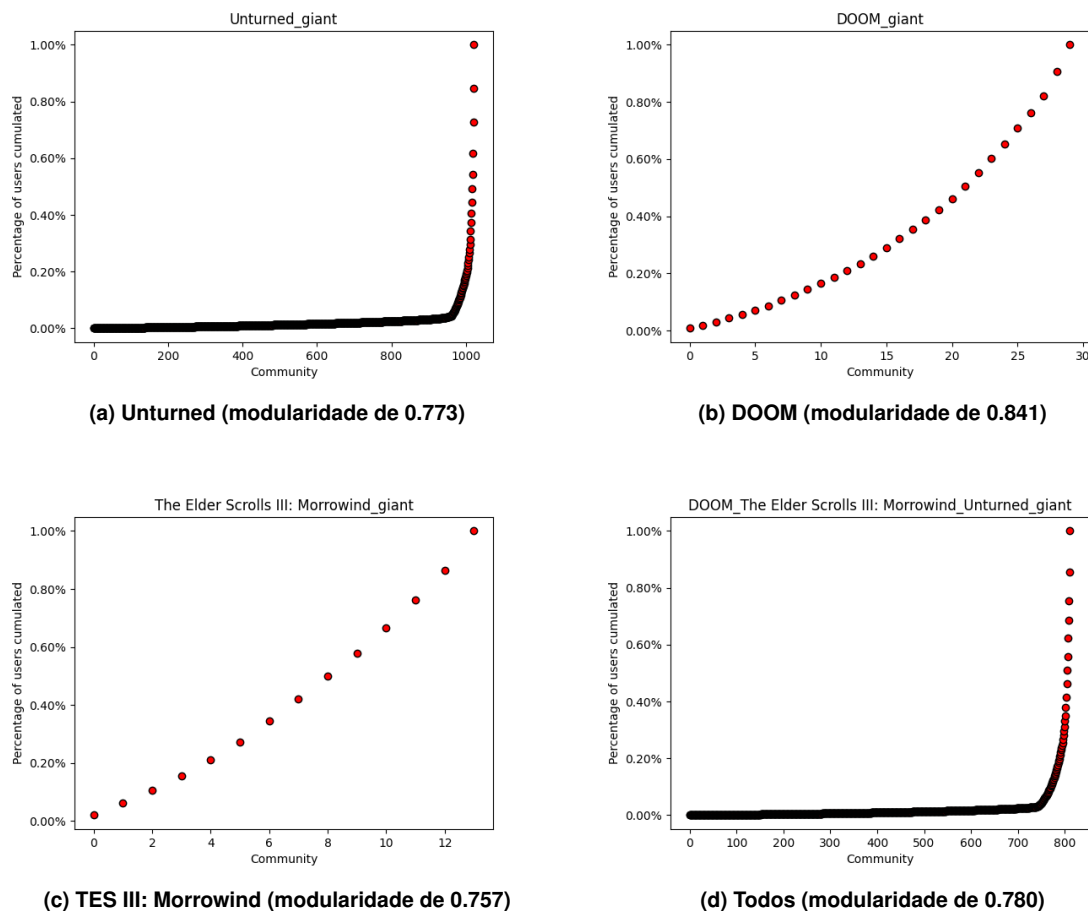


Figura 4. Acumulado de tamanho de comunidades.

nas. Pelo gráfico parece haver comunidades que englobam 15% dos jogadores (é não são poucos jogadores), que é algo bem significativo, mostrando o aspecto social do jogo. O DOOM apresenta pequenas comunidades de tamanho uniforme, demonstrando a falta de comunidade nesse tipo de jogo, também podemos ver que o TES apresenta comunidades supostamente grandes, que porém não são já que estão sendo representadas como porcentagem de usuários, espera-se que se a base de jogadores de TES fosse maior, então as comunidades ficariam com porcentagens do total de usuários menores.

5. Conclusão

Com esse trabalho foi possível explorar técnicas de redes complexas e analisar um domínio obtendo inferências que podem ser produtivas para especialista da área. Algumas ideias que parecem intuitivas foram demonstradas na prática nas bases coletadas. A modelagem com grafos se mostrou eficiente para analisar dados desse domínio, porém não é uma "ferramenta" que resolve tudo (que já é algo conhecido e entendido).

Também foi possível observar que jogos single-player possuem usuários com menos relações de amizade comparado a jogos multiplayer. As rede social da Steam também demonstrou ser bem esparsa, algo esperado. Os usuários na média parecem também não ter muitas relações, uma boa parcela (>40%) dos usuários parecem gostar de jogar jogos sozinhos, independentemente se forem multiplayer ou single-player. A medida de cen-

tralidade desta rede também não foi muito grande. E também jogos derivados de clássicos parecem ter jogadores que se comportam de maneira diferente de outros jogos, porém é claro que essas conclusões não são definitivas pois não é completamente robusto a análise feita para avaliar esse tipo de questão, porém podemos gerar algumas ideias. de outros jogos, porém é claro que essas conclusões não são definitivas pois não é completamente robusto a análise feita para avaliar esse tipo de questão, porém podemos gerar algumas ideias.

Outra questão interessante observada é que jogos singleplayer criam comunidades menores comparadas a jogos multiplayer que conseguem reunir uma comunidade que reuni aproximadamente 15% de jogadores e outras grandes comunidades também.

Os maiores problemas enfrentados na produção desse trabalho foi a dificuldade na execução de algoritmos na base de dados grande criada, porém com a base de dados grande foi possível inferir e realizar experimentações mais robustas.

Como trabalhos futuros temos como a junção de outras informações na base para inferência de informações, como por exemplo tempo de jogo, reviews positivo ou negativo, e outros. Também é interessante a modelagem de outros tipos de entidades desse domínio como redes complexas (como por exemplo os próprios jogos).

Referências

- Albert, R. and Barabási, A.-L. (2002). Statistical mechanics of complex networks. *Reviews of modern physics*, 74(1):47.
- Baumann, F., Emmert, D., Baumgartl, H., and Buettner, R. (2018). Hardcore gamer profiling: Results from an unsupervised learning approach to playing behavior on the steam platform. *Procedia Computer Science*, 126:1289–1297.
- Becker, R., Chernihov, Y., Shavitt, Y., and Zilberman, N. (2012). An analysis of the steam community network evolution. In *2012 IEEE 27th Convention of Electrical and Electronics Engineers in Israel*, pages 1–5. IEEE.
- Bertens, P., Guitart, A., Chen, P. P., and Perianez, A. (2018). A machine-learning item recommendation system for video games. In *2018 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG)*, pages 1–4. IEEE.
- Blackburn, J., Simha, R., Kourtellis, N., Zuo, X., Long, C., Ripeanu, M., Skvoretz, J., and Iamnitchi, A. (2011). Cheaters in the steam community gaming social network. *arXiv preprint arXiv:1112.4915*.
- Girvan, M. and Newman, M. E. (2002). Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, 99(12):7821–7826.
- Griffiths, M. D., Davies, M. N., and Chappell, D. (2003). Breaking the stereotype: The case of online gaming. *CyberPsychology & behavior*, 6(1):81–91.
- Kowert, R., Festl, R., and Quandt, T. (2014). Unpopular, overweight, and socially inept: Reconsidering the stereotype of online gamers. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 17(3):141–146.
- Li, X., Lu, C., Peltonen, J., and Zhang, Z. (2019). A statistical analysis of steam user profiles towards personalized gamification. In *3rd International GamiFIN Conference, GamiFIN 2019*. CEUR-WS.

- Li, X. and Zhang, B. (2020). A preliminary network analysis on steam game tags: another way of understanding game genres. In *Proceedings of the 23rd International Conference on Academic Mindtrek*, pages 65–73.
- Lin, D., Bezemer, C.-P., and Hassan, A. E. (2017). Studying the urgent updates of popular games on the steam platform. *Empirical Software Engineering*, 22(4):2095–2126.
- Lin, D., Bezemer, C.-P., and Hassan, A. E. (2018). An empirical study of early access games on the steam platform. *Empirical Software Engineering*, 23(2):771–799.
- Lin, D., Bezemer, C.-P., Zou, Y., and Hassan, A. E. (2019). An empirical study of game reviews on the steam platform. *Empirical Software Engineering*, 24(1):170–207.
- Newman, M. E. (2006). Modularity and community structure in networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, 103(23):8577–8582.
- O’Neill, M., Vaziripour, E., Wu, J., and Zappala, D. (2016). Condensing steam: Distilling the diversity of gamer behavior. In *Proceedings of the 2016 internet measurement conference*, pages 81–95.
- Radicchi, F., Castellano, C., Cecconi, F., Loreto, V., and Parisi, D. (2004). Defining and identifying communities in networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, 101(9):2658–2663.
- Sifa, R., Bauckhage, C., and Drachen, A. (2014). The playtime principle: Large-scale cross-games interest modeling. In *2014 IEEE conference on computational intelligence and games*, pages 1–8. IEEE.
- Sifa, R., Drachen, A., and Bauckhage, C. (2015). Large-scale cross-game player behavior analysis on steam. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment*, volume 11.
- Williams, D., Yee, N., and Caplan, S. E. (2008). Who plays, how much, and why? debunking the stereotypical gamer profile. *Journal of computer-mediated communication*, 13(4):993–1018.
- Yee, N. (2006a). The demographics, motivations, and derived experiences of users of massively multi-user online graphical environments. *Presence: Teleoperators and virtual environments*, 15(3):309–329.
- Yee, N. (2006b). Motivations for play in online games. *CyberPsychology & behavior*, 9(6):772–775.