

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ARTES, CIÊNCIAS E HUMANIDADES

Yasmin Messias Lins
Thales de Fante Romão

**Análise de redes sociais: O impacto do bloqueio do X em 2024 na comunidade
brasileira de e-sports de League of Legends do Bluesky**

São Paulo
2025

Yasmin Messias Lins
Thales de Fante Romão

**Análise de redes sociais: O impacto do bloqueio do X em 2024 na comunidade
brasileira de e-sports de League of Legends do Bluesky**

Versão Original

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Escola de Artes, Ciências e Humanidades da
Universidade de São Paulo para a obtenção do título de Bacharel em Marketing.

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Ventura Freire

São Paulo
2025

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte ou logotipo do Creative Commons.

Catálogo na publicação Biblioteca
Escola de Artes, Ciências e Humanidades

aqui vai entrar a catalogação que o pessoal da biblioteca vai fazer
aqui vai entrar a catalogação que o pessoal da biblioteca vai fazer
aqui vai entrar a catalogação que o pessoal da biblioteca vai fazer
aqui vai entrar a catalogação que o pessoal da biblioteca vai fazer

Nomes: Yasmin Messias Lins e Thales de Fante Romão

Título: Análise de redes sociais: O impacto do bloqueio do X em 2024 na comunidade brasileira de e-sports de League of Legends do Bluesky

Trabalho de conclusão de curso apresentado à Escola de Artes, Ciências e Humanidades da Universidade de São Paulo para a obtenção do título de bacharel em Marketing.

Aprovado em:

Banca Examinadora

Prof. Dr.: _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Prof. Dr.: _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Prof. Dr.: _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

AGRADECIMENTOS

Agradecemos ao nosso orientador e professor Dr. Marcelo Ventura Freire, que esteve presente e nos guiou em cada etapa deste trabalho, sempre com muita dedicação, atenção e carinho. À professora Jane Aparecida Marques, por ter nos auxiliado imensamente com referências bibliográficas e contatos da área. À Branca Galdino, por ter nos disponibilizado seu tempo e fornecido insights valiosos no direcionamento da nossa pesquisa. Às nossas famílias e amigos pelo apoio constante ao longo da graduação. E, por fim, agradecemos também aos nossos companheiros animais Paçoca e Pikachu.

RESUMO

Lins, Y. M. & Romão, T. F.. **Análise de redes sociais: O impacto do bloqueio do X em 2024 na comunidade brasileira de e-sports de League of Legends do Bluesky.** 2025. Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado em Marketing) – Escola de Artes, Ciência e Humanidades, Universidade de São Paulo, 2025.

Este Trabalho de Conclusão de Curso tem como objetivo analisar o impacto do bloqueio da plataforma X (anteriormente Twitter) em setembro de 2024 sobre a comunidade brasileira de e-sports de League of Legends (LoL) na rede social descentralizada Bluesky. Com base em dados minerados do Bluesky, empregou-se de técnicas de análise de redes sociais para visualizar a evolução das dinâmicas de engajamento da comunidade de fãs do CBLOL antes, durante e depois da suspensão do X. Com base nas teorias de “políticas de reparo” e “sociedade plataformizada”, estudar os impactos do bloqueio de uma rede social em outra representou também uma oportunidade de observar a construção da expressão on-line de uma rede de relacionamentos já existente. Focando na métrica de “curtidas”, os resultados foram visualizados através de grafos direcionais, que utilizaram medidas de centralidade para identificar e destacar vértices (usuários) com um grande número de curtidas recebidas, que representam atores influentes na comunidade. A migração para o Bluesky evidenciou sua capacidade de absorver e reconfigurar dinâmicas comunitárias, destacando o papel de plataformas descentralizadas na manutenção do engajamento em contextos de crise. Os resultados contribuem para o entendimento das transformações no comportamento de comunidades digitais frente a mudanças de plataforma, oferecendo insights sobre governança, influência e engajamento em redes sociais alternativas.

Palavras-chave: Análise de Redes sociais. Marketing de Redes Sociais. Mineração de Dados. Bluesky. X. Twitter. E-sports. League of Legends. CBLOL. Influência digital. Grafos.

ABSTRACT

Lins, Y. M. & Romão, T. F.. **Social network analysis: The impact of X's ban in 2024 on Bluesky's Brazilian League of Legends esports community.** 2025. Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado em Marketing) – Escola de Artes, Ciência e Humanidades, Universidade de São Paulo, 2025.

This research aims to analyze the impact of X's ban (formerly Twitter) in September 2024 on the Brazilian League of Legends (LoL) e-sports community in the decentralized social network Bluesky. Based on data mined from Bluesky, social network analysis techniques were used to visualize the evolution of the engagement dynamics of the CBLOL fan community before, during, and after the suspension of X. Based on the theories of “repair politics” and “platformized society,” studying the impacts of blocking one social network on another also provided an opportunity to observe the construction of the online expression of an existing network of relationships. Focusing on the metric of “likes,” the results were visualized through directed graphs, which used centrality measures to identify and highlight vertices (users) with a large number of likes received, representing influential actors in the community. The migration to Bluesky demonstrated its ability to absorb and reconfigure community dynamics, highlighting the role of decentralized platforms in maintaining engagement in crisis contexts. The results contribute to the understanding of changes in the behavior of digital communities in the face of platform changes, offering insights into governance, influence, and engagement in alternative social networks.

Keywords: Social Network Analysis. Social Media Marketing. Data Mining. Bluesky. X. Twitter. E-sports. League of Legends. CBLOL. Digital Influence. Graphs.

Sumário

Sumário	1
1 INTRODUÇÃO	3
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	5
2.1 Suspensão de Plataformas no Brasil	5
2.2 Marketing de Redes Sociais	6
2.2.1 Influenciadores digitais ou <i>Social Media Influencers</i>	7
2.3 Indústria de <i>Games</i> enquanto Indústria Criativa	8
2.4 Indústria de <i>E-Sports</i>	8
2.4.1 League of Legends	9
2.5 Ciência de Dados	10
3 PROBLEMA DE PESQUISA	13
4 OBJETIVOS	15
4.1 Objetivo Geral	15
4.2 Objetivos Específicos	15
5 JUSTIFICATIVA	17
6 METODOLOGIA	19
6.1 Tecnologias Utilizadas	20
6.1.1 Ambiente Computacional Estatístico R	20
6.2 Fonte dos Dados	20
6.2.1 Mineração de Dados	20
6.2.2 Tratamento dos dados	21
6.2.3 Análise de Dados em Rede	21
6.2.4 Análise de Dados em Rede - Visualizações	22
7 RESULTADOS	23
7.1 Descritivas	23
7.1.1 Medidas descritivas — Posts da query “CBLOL”	23
7.1.2 Medidas descritivas — Likes extraídos desses posts	25
7.1.2.1 Matriz de likes	25
7.1.2.2 Medidas de estrutura da rede	27
7.1.3 Grafos	28
7.1.4 Medidas descritivas - graus	28
7.1.5 Períodos	31
8 CONCLUSÃO	37
8.1 Principais achados	37

8.2	Limitações e Trabalhos Futuros	37
9	REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA	39
Appendices		41
A	APÊNDICES	41
A.1	Apêndice A – Scripts desenvolvidos	41
A.1.1	Script 1-extracao.qmd	42
A.1.2	Script 2-tratamento-dados.qmd	43
A.1.3	Script 3-critica-likes.qmd	44
A.1.4	Script 4-metricas-rede.qmd	45
A.1.5	Script 5-grafos-likes.qmd	46
B	ANEXOS	47
B.1	Anexo A – Material complementar ????	47

1 Introdução

As telecomunicações são grandes destruidoras de distância, permitindo que o contato entre pessoas seja estabelecido e mantido independentemente de sua distância no mundo real, facilitando novas formas de organização social e dando voz a grupos periféricos e descentralizados da sociedade (Short; Williams; Christie, 1976). Uma das mais relevantes formas de telecomunicação na atualidade são as redes sociais, grupos de aplicativos hospedados na internet (Kaplan; Haenlein, 2010), que causaram grandes mudanças nos padrões comunicativos e nos métodos de construção de relacionamentos sociais, através da capacidade de comunicação e autoexpressão sem precedentes que fornecem aos usuários (Khalifa; Basha; Fayez, 2025).

A internet, que inicialmente surgiu como uma rede para publicação de documentos técnicos, tornou-se uma infraestrutura essencial para comércio. Nesse contexto, grandes empresas controlam plataformas digitais que intermediam grande parte do discurso *on-line*, concentrando poder econômico e informacional (Barabas; Narula; Zuckerman, 2017). Em resposta ao fortalecimento da influência das plataformas, governos nacionais têm adotado iniciativas destinadas a limitar o poder dessas *Big Techs* e a proteger sua soberania (Pereira; Júnior, 2024), levando à tentativas diversas de regulação das plataformas digitais.

Em uma tentativa de regulação de uma plataforma digital, a rede social X, anteriormente conhecida como Twitter, sofreu uma suspensão no Brasil em 30 de agosto de 2024, impedindo o acesso à plataforma em todo o território nacional. A medida foi determinada pelo ministro Alexandre de Moraes, do Supremo Tribunal Federal, após o descumprimento da ordem de nomear um representante legal no país no prazo estabelecido (PET 12.404 DF). A suspensão durou cerca de quarenta dias e foi encerrada em 8 de outubro de 2024, quando a plataforma cumpriu as determinações judiciais e pagou multa de 28,6 milhões de reais. Durante o bloqueio, verificou-se uma migração expressiva de usuários para alternativas como o Bluesky, que registrou mais de um milhão de novos cadastros em três dias, impulsionados majoritariamente pelo público brasileiro (Camarotti; Falcão, 2024).

No mesmo período em que a plataforma X permanecia suspensa no Brasil, acontecia o encerramento do segundo split do Campeonato Brasileiro de League of Legends (CBLOL) 2024, um dos maiores e mais influentes eventos de *e-sports* do Brasil e de grande relevância mundial. League of Legends, desenvolvido pela Riot Games, figura consistentemente entre os jogos mais assistidos na Twitch em 2025 (TwitchMetrics, 2025) e mobiliza uma comunidade altamente engajada no Brasil (Cauteruccio; Kou, 2023). A coincidência temporal entre a suspensão da rede social e as etapas decisivas do torneio afetou diretamente a circulação de conteúdo e o engajamento dos espectadores brasileiros, tradicionalmente ativos na cobertura em tempo real de partidas, debates e produções comunitárias relacionadas ao campeonato.

A relevância científica deste evento reside em sua natureza paradigmática para estudar dinâmicas culturais digitais. Como argumenta Rogers (2009), objetos de estudo digitais refletem mudanças tecnológicas que tornam muitas metodologias de pesquisa irreplicáveis. A suspensão do X e a migração resultante para o Bluesky constituem um fenômeno que reflete mudanças culturais concretas, oportunizando o diagnóstico de transformações societárias através da internet como fonte de dados. A comunidade gamer é um dos maiores contribuidores de conteúdo gerado por usuários em redes sociais (Taylor, 2019). League of Legends destaca-se como um dos *e-sports* mais assistidos, gerando investimentos afetivos significativos entre espectadores (Cauteruccio; Kou, 2023; Cheung; Huang, 2011). No Brasil, dados da Pesquisa Games Brasil (2024) evidenciam

que 81,2% dos respondentes jogam *e-sports* e 88,3% assistem a campeonatos (Group *et al.*, 2024). Essa proeminência configura League of Legends como objeto privilegiado para analisar dinâmicas de engajamento e produção de conteúdo, especialmente em momentos de reconfiguração infraestrutural como o bloqueio do X.

Diante desse cenário, o presente trabalho propõe investigar de que maneira o bloqueio da rede social X no Brasil influenciou as dinâmicas de engajamento e produção de conteúdo relacionadas aos *e-sports* de League of Legends na rede social Bluesky.

Para responder a essa questão, realizou-se uma análise de redes sociais por meio da mineração de dados do Bluesky nos períodos anterior, durante e posterior ao bloqueio do X. A métrica principal adotada foi a quantidade de curtidas em postagens com o termo CBLOL, considerada indicadora de engajamento ativo, enquanto o acesso aberto à API da plataforma permitiu a extração estruturada de informações. Técnicas de detecção de comunidades, baseadas na representação em grafos, foram empregadas para identificar mudanças nas dinâmicas de engajamento e produção de conteúdo durante a migração forçada entre plataformas

2 Revisão Bibliográfica

2.1 Suspensão de Plataformas no Brasil

No século XXI, o capitalismo está centrado na extração e uso de um tipo de material em particular: dados, cuja recordação se torna cada vez mais acessível por tecnologias que digitalizam atividades e dão lugar para novas indústrias centradas em plataformas digitais (Srnicek, 2017). Segundo Dijck, Poell e Waal (2019), plataformas digitais são arquiteturas programáticas desenhadas para organizar interações entre usuários, alimentadas por dados, automatizadas e organizadas por algoritmos e interfaces, formalizadas através de relações de posse impulsionadas por modelos de negócios e regidas por termos de uso. Sobre o papel das plataformas digitais nos mercados emergentes de extração de dados, é possível observar que:

Ao fornecer um espaço digital para que outras pessoas interajam, as plataformas se posicionam de forma a extrair dados de processos naturais (condições climáticas, ciclos de cultivo etc.), de processos de produção (linhas de montagem, fabricação em fluxo contínuo etc.) e de outras empresas e usuários (rastreamento na web, dados de uso etc.). Elas são um aparato extrativo de dados (Srnicek, 2017, 32 tradução nossa).

A adoção em larga escala de plataformas é capaz de moldar as interações e causar disrupções societais, ao mesmo tempo que estas são moldadas pelo ecossistema em que ganham forma (Dijck; Poell; Waal, 2019). O potencial de influência dessas é evidente em acontecimentos como a adoção de dados de usuários do Facebook pela Cambridge Analytica para influenciar a eleição de 2016 dos Estados Unidos, bem como a disseminação de notícias falsas que o Projeto de Lei 2630/2020, conhecido por “PL das *Fake News*”, busca combater (Pereira; Júnior, 2024).

Em resposta à crescente influência das plataformas, os Estados Nacionais buscam tomar medidas para proteger sua soberania nacional da influência dessas *Big Techs* globais (Pereira; Júnior, 2024), com as legislações europeia e francesa buscando definir uma categoria específica para as plataformas digitais desde 2015 (Seto, 2021). Urupa e Valente (2020) destacam como sendo motivadores a regulação de plataformas digitais três fatores principais: o crescimento do poder desses agentes, os problemas envolvendo a relação assimétrica com usuários e a insuficiência dos instrumentos normativos para lidar com problemas, garantir competição e assegurar direitos e deveres legais. Nesse contexto, um dos principais desafios para a regulação é o fato de estados competirem entre si por controle sobre o meio digital com seus poderes assimétricos, de forma que, embora tenham a capacidade de determinar a natureza e velocidade da mudança, as organizações globais mantêm o poder de controlar a direção da mudança através das plataformas digitais (Floridi, 2019). Em função disso, as Nações Unidas lançaram em 2019 o “Painel de Alto Nível para a Cooperação Digital”, que inclui recomendações como o asseguramento de bens públicos, o combate às violações de direitos humanos e o estabelecimento de um sistema de governança que inclua também usuários e não seja formado apenas por agentes privados (como as plataformas) (Urupa; Valente, 2020).

No contexto brasileiro, a Lei do Marco Civil da *Internet*, que entrou em vigor em 2014, surge da necessidade de definir os fundamentos de disciplina do uso da internet após uma intensa revolução digital, fundamentando-se em três pilares: neutralidade da rede, privacidade de usuários e liberdade de expressão do pensamento (Leite, 2016). Ainda assim, Barbosa (2023) descreve a regulação de casos envolvendo plataformas digitais no Brasil como mais conservadora em comparação às medidas regulatórias digitais tomadas pela União Europeia,

cujas normas buscam extensivamente proibir práticas abusivas e proteger a competitividade. Similarmente, [Seto \(2021\)](#) destaca através da revisão de literatura a possibilidade pouco discutida de o Estado oferecer alternativas públicas ao serviço de plataformas privadas e incentivar iniciativas cidadãs, em vez de somente buscar regular a atuação das existentes.

No Brasil, casos de regulação de plataformas digitais são esparsos, porém de grandes proporções: em janeiro de 2007, a Justiça de São Paulo bloqueou o acesso ao YouTube por 48 horas após um processo movido por Renato Malzoni, que pedia a remoção permanente de um vídeo com cenas íntimas entre ele e a apresentadora de TV Daniela Cicarelli, filmados em uma praia da Espanha por um *paparazzi* e postado na plataforma sem autorização do casal ([Folha de S.Paulo, 2007](#)). Similarmente, em outubro de 2013, um juiz de São Paulo intimou a bloquear o acesso ao Facebook em todo o país se a plataforma não removesse publicações consideradas ofensivas da modelo e apresentadora de TV Luíze Altenhofen, porém o Facebook cumpriu a ordem e o bloqueio não ocorreu ([Estadão, 2013](#)). Em dezembro de 2015, o aplicativo de mensagens WhatsApp foi suspenso por 12 horas após decisão judiciária da juíza Sandra Regina Nostre Marques, da 1ª Vara Criminal de São Bernardo do Campo, em razão da plataforma não ter atendido a uma ordem judicial que solicitava dados referentes à uma investigação do Primeiro Comando da Capital (PCC) ([Estadão, 2015](#)). Analogamente, o Telegram foi bloqueado nacionalmente por 48 horas em março de 2022 por descumprir determinações judiciais, cujas exigências incluíam a nomeação de um representante legal no Brasil, a apresentação de um plano de combate à desinformação e a remoção de links do canal oficial de Jair Messias Bolsonaro que davam acesso a documentos de um inquérito sigiloso. O cumprimento dessas ordens pelo fundador do aplicativo, Pavel Durov, levou ao fim imediato da suspensão ([Losekann; Rodrigues, 2022](#)). Nestes casos, o Marco Civil da *Internet* que a defende como sendo “essencial ao exercício da cidadania” ([BRASIL, 2014](#)) é colocado em questão pelo poder do Estado de realizar o desligamento repentino de aplicativos ou plataformas digitais, poder esse que pode ser visto como equivalente ao que [Wu \(2010\)](#) descreve como “*master switch*” ou chave mestra da comunicação, um alerta sobre o perigo da existência de tamanho poder para as democracias.

O caso mais recente de suspensão de plataformas digitais foi o bloqueio da rede social X (antigo Twitter), em função do descumprimento de ordens judiciais pela nomeação de um representante legal no Brasil ([Camarotti; Falcão, 2024](#)). O bloqueio durou cerca de 5 semanas, uma das suspensões mais longas de plataformas digitais no país. Esse acontecimento, suas consequências e relevância serão abordados com maior aprofundamento no decorrer da redação.

2.2 Marketing de Redes Sociais

De acordo com [Kaplan e Haenlein \(2010\)](#), redes sociais são um grupo de aplicativos hospedados na *Internet*, que se baseiam nos fundamentos ideológicos e tecnológicos da Web 2.0 e que permitem a criação e o intercâmbio de conteúdo gerado pelos usuários. Dessa forma, as redes sociais virtuais se destacam como um mecanismo de comunicação que permite um maior alcance de informações e interações do que aqueles possíveis em canais anteriores à era digital, mudando a forma com a qual pessoas interagem entre si e com marcas. Em particular, a natureza interativa desses canais transformou os consumidores de observadores passivos de conteúdo em participantes ativos que agora criam grandes quantidades de conteúdo por meio de suas conversas, interações e comportamentos on-line ([Malthouse et al., 2013](#)).

O termo rede social é abrangente em definição, reunindo ambientes virtuais com funcionalidades muito diferentes entre si. Em vista disso, os autores [Kaplan e Haenlein \(2010\)](#) definem seis tipos de redes sociais de acordo com a forma em que os processos sociais ocorrem nestas: projetos colaborativos (como Wikipedia),

blogs e microblogs (como X, antigo Twitter), comunidades de conteúdo (como YouTube e Twitch), sites de networking social (como Facebook e LinkedIn), mundos de jogos virtuais e mundos sociais virtuais (como Second Life). Redes sociais que surgiram depois de 2010, como TikTok e Instagram, ainda podem ser categorizadas dentre os seis tipos estabelecidos pelos autores como comunidade de conteúdo e site de networking social, respectivamente, de acordo com suas estruturas. Dessas, as mais comumente referidas pelo termo “redes sociais” são os sites de networking social e as plataformas de microblogs, com redes sociais como X e BlueSky unindo características de ambas as categorias em suas funcionalidades.

O acesso rápido e amplo aos consumidores-alvo, até mesmo em nível internacional, é uma vantagem das redes sociais para esforços de marketing (Ravi *et al.*, 2021), com campanhas promocionais digitais estando entre as estratégias mais comuns para agências e organizações de publicidade ou comunicação. Essas estratégias, conhecidas como *Social Media Marketing* (SMM), têm como principal atrativo o retorno rápido ao mesmo tempo que permitem informar consumidores da marca, construir posicionamento e adquirir *feedback* a custos mais baixos que através de canais físicos.

Com a instalação das redes sociais no cotidiano dos consumidores, Tuten e Solomon (2015) alegam que um novo “P” pode ser adicionado ao mix de marketing, resultando nos 5 “P”s de praça, produto, promoção, preço e participação em marketing de redes sociais:

Os canais de redes sociais oferecem aos consumidores um acesso sem precedentes. Os consumidores discutem, contribuem, colaboram e compartilham — com as marcas e entre si. A cultura do marketing mudou para uma cultura informal, focada na crença de que os clientes estão no controle. O guru do marketing Peter Drucker disse uma vez a famosa frase: “O objetivo de uma empresa é criar um cliente”. Com o alcance e a influência da comunidade nas mídias sociais, podemos expandir essa definição: o objetivo de uma empresa é criar clientes que criem outros clientes. Essa participação no processo é o novo quinto P do marketing (op.cit., p. 21, tradução nossa).

2.2.1 Influenciadores digitais ou *Social Media Influencers*

Em explorar como as relações sociais são construídas em ambientes virtuais, Baym (2010) descrevem como um espaço (plataforma) e práticas (linguagem, hábitos, nacionalidade ou interesses) em comum contribuem para a formação de comunidades em redes sociais, que desenvolvem normas próprias e as perpetuam através da interação entre membros. Sites de networking social como o Facebook tendem a incentivar o surgimento de comunidades na incorporação de ferramentas para auto-apresentação, que fornecem categorias com as quais criar identidades, incluindo dados demográficos como idade, local de residência e interesses gerais. Tais ferramentas também podem ter o resultado não-intencional de facilitar a construção de identidades falsas ou alteradas, levando a um entendimento geral construído ao longo do tempo da distinção entre personalidades *on-line* e *off-line* (Baym, 2010).

A honestidade percebida na forma em que uma personalidade virtual se porta em relação a sua comunidade é crucial para sua reputação e influência, fazendo com que outros usuários a vejam como semelhantes a eles e considerem mais valiosas suas opiniões ou recomendações (Forbes, 2016). Esse princípio, sustentado pela teoria de aprendizagem social, é o que dá origem aos influenciadores de redes sociais (social media influencer - SMI), representando um novo tipo de endossantes independentes que moldam as atitudes do público por meio de blogs, postagens e do uso de outras mídias sociais (Freberg *et al.*, 2011). Atuando como pseudo-celebridades altamente segmentadas, estes influenciadores digitais representam para o marketing de influência uma ferramenta de relações públicas bem-sucedida que permite que as marcas e os consumidores se conectem em um nível mais pessoal (Glucksman, 2017).

Os relacionamentos parassociais, inicialmente conceituados por [Horton e Wohl \(1956\)](#), descrevem vínculos unilaterais com figuras da mídia. Na atualidade e através das redes sociais, esses relacionamentos são cada vez mais comuns, com o número de seguidores e a autoridade percebida dessas personalidades ampliando o impacto das mensagens emocionais propagadas por estes ([Giles, 2002](#)). Outros aspectos, como conhecimento e experiência, auto-confiança, articulação na fala e grau de identificação com o consumidor-alvo demonstrados são características importantes de um influenciador, que afetam a confiabilidade de seu *word-of-mouth* (marketing boca-a-boca) eletrônico ([Forbes, 2016](#)). Sendo assim, a multitude de atributos de um influenciador digital, moldados ou não a partir de sua identidade verdadeira, afetam a eficácia do marketing de influência proporcionalmente à sua compatibilidade com a imagem que a marca deseja propagar, juntamente de características gerais que estão diretamente relacionadas à capacidade de influenciar.

2.3 Indústria de *Games* enquanto Indústria Criativa

Jogos eletrônicos ou *games*, além de servirem como passa-tempo e atividade de lazer, representam um ambiente de dados empíricos valiosos para a criação de conhecimento, exercendo papel central na mídia, redes e cenário sociotécnico da atualidade ([Taylor, 2019](#)). Segundo dados do 12º Relatório PGB ([Group et al., 2025](#)), desenvolvido pela Go Gamers e SX Group em parceria com a ESPM e Blend New Research e aplicada nos países Argentina, Chile, Colômbia, México, Peru e Brasil, 82,8% dos participantes relataram ter o costume de jogar algum tipo de jogo digital, um crescimento de 8,9% em relação à edição anterior (73,9%), de 2024.

[Terranova \(2000\)](#) incentiva o debate sobre como trabalhos culturais e técnicos da internet são uma característica predominante da economia pós-industrial, em que indivíduos contribuem com esforços laborais para plataformas comercializadas desde a produção de vídeos no YouTube à criação de postagens em páginas pessoais de redes de networking social. No contexto de jogos eletrônicos, essas plataformas ofereceram algumas das primeiras oportunidades e normas para a monetização do ato de jogar, bem como de atividades criativas na criação de conteúdo através de jogos eletrônicos, amplamente descrito por *user generated content* (UGC) ([Taylor, 2019](#)).

A transmissão de jogos eletrônicos como uma atividade monetizada surge de uma multitude de fatores. Para aquele que realiza as transmissões, o *streamer*, os principais motivadores são as conexões sociais (como o desejo de compartilhar o ato de jogar com amigos), a amplificação da experiência de jogo através da introdução de telespectadores, as performances criativas e capacidade de auto-expressão através da interação com uma audiência expressiva e as aspirações profissionais de sustentar-se através de um *hobby* ou contribuir para o crescimento indústria de *games* através da publicidade ([Taylor, 2019](#)). Em especial, o aspecto relacional das transmissões ao vivo é explicado por [Taylor \(2019\)](#) como um componente importante para o aspecto financeiro da atividade, onde doações e inscrições são apresentadas como formas de expressar gratidão ao criador de conteúdo e tendem a ser seguidas por agradecimentos diretos deste. Desta forma, *streamers* atuam de forma semelhante à influenciadores digitais e possuem um incentivo financeiro direto para promover a parassociabilidade de sua audiência, cuja generosidade é a principal fonte de remuneração.

2.4 Indústria de *E-Sports*

Existe um extenso debate sobre a diferenciação ou a semelhança dos esportes eletrônicos com os esportes tradicionais ([Wollesen; Tholl; Thiel, 2025](#); [Block; Haack, 2021](#)). O presente trabalho não busca expandir a discussão da classificação ou não dos esportes eletrônicos como esportes. Pelo contrário, ele já carrega essa

premissa e busca expandir os horizontes da aplicação do cenário a partir disso. Utiliza-se então da definição dos autores [Hamari e Sjöblom \(2017\)](#), em que *e-sports* referem-se a partidas competitivas (amadoras ou profissionais) de *videogames* que podem ser coordenadas por instituições que realizam torneios, onde os *players* (jogadores) ou *pro-players* (jogadores profissionais) costumemente pertencem a times que podem ser patrocinados por outras instituições, gerando assim, um negócio.

Transmissões *on-line* (*streaming*) e eventos híbridos (campeonatos com torcida presencial que são também transmitidos de forma *on-line*) são as principais formas de disseminação dos *e-sports*, nos quais toda a atividade esportiva (antes, durante e após o evento) é mediada por computadores, facilitando a obtenção de dados dos telespectadores ([Hamari; Sjöblom, 2017](#)). Nesse contexto, [Cheung e Huang \(2011\)](#) definem o espectador de jogos eletrônicos como uma pessoa cujas intenções variam entre assistir ao jogo casualmente e ser um fã em torneios competitivos de jogos, fazendo parte de um “ecossistema de espectadores” onde normas sociais são estabelecidas e experiências emocionais são compartilhadas. Os autores também destacam os “círculos de observação” como sendo representativos das contribuições performáticas dos comentaristas e da plateia que acontecem ao redor do jogo, cuja narração e diálogo contribuem para a criação de uma experiência mais agradável para o espectador ([Cheung; Huang, 2011](#)).

Em sua *Motivation Scale for Sport Consumption* (Escala de Motivação de Consumo de Esportes), [Trail e James \(2001\)](#) identificam conquistas (sentir-se realizado com o sucesso do time), escapismo (uma fuga da vida comum), interação social, aquisição de conhecimento, habilidades físicas dos jogadores e atração física como os construtos motivacionais mais positivamente correlacionados ao consumo de mídias esportivas tradicionais e aos fãs de esportes tradicionais. Aplicada ao consumo de *e-sports*, muitos dos motivos permanecem os mesmos ([Cheung; Huang, 2011](#)), porém a aquisição de conhecimento se destaca como o construto motivacional mais associado à intenção de assistir *e-sports* ([Macey; Mattinen; Hamari, 2025](#)).

No ambiente virtual das redes sociais, os torneios de *e-sports* são promovidos em grande parte por *mídias propagáveis* como memes, análises, clipes e reações ([Taylor, 2019](#)). De acordo com [Jenkins, Green e Ford \(2015\)](#), propagabilidade se refere ao potencial cultural e técnico de públicos compartilharem conteúdos por motivos próprios, com ou sem a permissão dos detentores de direitos autorais. Aspectos que influenciam a propagabilidade de mídias incluem o fácil acesso, portabilidade, reutilizabilidade, relevância para públicos amplos e participação em um fluxo constante de material ([Jenkins; Green; Ford, 2015](#)). A troca social inerente aos esportes, ampliada pelo fácil acesso à transmissão, reprodução e veiculação dos *e-sports* fazem deles mídias altamente propagáveis, em que fãs não são apenas consumidores ou telespectadores mas produtores ativos de conteúdo.

2.4.1 League of Legends

Atualmente, League of Legends (LoL) se destaca como um dos jogos eletrônicos e *e-sports* mais relevantes do mercado, ocupando consistentemente a primeira ou segunda posição em jogos mais assistidos na plataforma Twitch no ano de 2025 ([TwitchMetrics, 2025](#)). O título, do gênero *Multiplayer Online Battle Arena* (MOBA, Arena de Batalha Multijogador *On-line*), é um jogo *on-line* desenvolvido pela empresa Riot Games em 2009, com as partidas nos modos de jogo principais sendo compostas por duas equipes de 5 jogadores, nas quais cada jogador toma controle de um personagem e são esperados a trabalharem em conjunto para destruir a base inimiga. ([Cauteruccio; Kou, 2023](#))

Devido à complexidade das partidas e o nível de habilidade demandado, um grande cenário competitivo vem crescendo ao redor do jogo ao passar dos anos. De acordo com [Cauteruccio e Kou \(2023\)](#), o principal evento

de *e-sports* de League of Legends é o LoL World Championship (também conhecido como *Worlds*), onde as melhores equipes do mundo participam e disputam os campeonatos competindo por prêmios multimilionários em formato de torneio. As transmissões ao vivo das ligas geralmente são transmitidas por diferentes serviços de *streaming* como Twitch e YouTube e o número de visualizações são expressivos, com mais de 99 milhões contabilizadas mundialmente durante a final do Worlds de 2018 (Cauteruccio; Kou, 2023).

Durante 2025, o cenário competitivo de League of Legends foi formado por cinco ligas regionais: Coreia do Sul (LCK), Américas (LTA), Europa, Oriente Médio e África (LEC), China (LPL) e Ásia-Pacífico (LCP), nas quais times de uma mesma região competem entre si por vagas nas competições internacionais (Riot Games, 2025b). Anunciada em Junho de 2024 e fundada em 31 de outubro de 2024, a Liga de LoL das Américas (LTA) uniu as principais ligas americanas América do Norte – LCS, Campeonato Brasileiro de League of Legends – CBLOL e Liga Latinoamérica – LLA em um único ecossistema com duas conferências: LTA Norte (baseada na LCS) e LTA Sul (baseada no CBLOL), com ambas integrando ex-equipes da LLA (Riot Games, 2024). No entanto, o fim da união LTA foi anunciado em menos de um ano após sua fundação, em 29 de Setembro de 2025, com a declaração do retorno do CBLOL e LCS como ligas independentes a partir de 2026, assegurando uma vaga no *Worlds* para o time brasileiro vencedor da liga regional (Riot Games, 2025a).

2.5 Ciência de Dados

Com o avanço da internet, a coleta e a circulação de informações passaram a ocorrer em volumes e velocidades cada vez maiores. O valor destes dados são reconhecidos globalmente, com muitas organizações adotando estratégias orientadas por dados de forma a fazer decisões melhor informadas (Michel Wedel, 2016).

A necessidade de estudar dados como uma ciência à parte e não apenas através de suas aplicações em pesquisa e indústria leva ao surgimento da Ciência de Dados, que recebeu diversas definições ao longo dos anos. Zhu e Xiong (2015) consolidam as várias conceituações ao definir Ciência de Dados como a teoria, o método e a tecnologia de estudar a natureza dos dados, tendo dois componentes principais. O primeiro componente é o estudo dos padrões e regras dos próprios dados, explorando a natureza dos dados sem necessariamente levar em consideração seu significado no mundo real. O segundo componente é o estudo das leis do mundo natural refletidas nos dados, de forma a inferir informações sobre a realidade através do estudo de dados.

A Ciência de Dados é por natureza um campo interdisciplinar, tendo aplicações comuns em diversas ciências pela forma que transforma dados desordenados em informações úteis que apoiam ou guiam decisões. De acordo com Özsü (2024), o sucesso da ciência de dados é evidente em campos como as ciências da saúde, onde a análise de teias sociais permite o rastreamento de epidemias; em sistemas financeiros, em que a análise de grandes volumes de dados podem guiar investimentos e até mesmo para a indústria de atendimento ao consumidor, na qual o avanço de *chatbots* auxilia no atendimento.

Para estudos de análise de marketing, a Ciência de Dados aplicada a contextos de Big Data (bem como em conjuntos de dados menores ou segmentados) é capaz de perfilar os clientes mais promissores de forma a melhor guiar esforços de propaganda através da análise dos históricos de navegação e hábitos *on-line* de uma grande quantidade de pessoas. Além disso, é possível identificar alternativas atraentes para um produto do ponto de vista do consumidor com embasamento estatístico, bem como refinar algoritmos de recomendação para melhor prever o que um consumidor estaria mais propenso a adquirir com base em suas compras anteriores. Através da análise de redes sociais e do monitoramento das conexões entre usuários, empresas são capazes de até mesmo avaliar associações de marca como o quão sustentável ela aparenta ser do ponto de

vista de um consumidor médio, facilitando ações de marca reativas ou preditivas. (Chintagunta; Hanssens; Hauser, 2016)

De acordo com Ndlovu e Ndlovu (2020), embora a análise de marketing seja um tópico altamente relevante na atualidade, o potencial dela em negócios reais ainda não é totalmente realizado em razão do crescente volume e complexidade de dados disponíveis através das redes sociais, ferramentas digitais e aplicações de software. O artigo aponta que barreiras na adoção desta abordagem incluem a falta de estratégias abrangentes, expertise, recursos e dados de qualidade, dentre outros fatores. Hauser (2007) descreve que para alcançar entendimentos práticos e aplicáveis para o marketing, é o papel do analista de dados minerar, analisar, interpretar e apresentar a informação de forma a convertê-la em inteligência acionável, de forma a acompanhar, segmentar e modelar o ‘DNA informático’ do consumidor. Neste contexto, é evidente que as informações em si não são tão úteis para organizações quanto a inteligência de mercado necessária para analisá-las.

A análise de redes sociais têm emergido como uma ferramenta crítica para o entendimento do comportamento do consumidor na era digital, sendo capaz de providenciar discernimentos superiores aos de modelos tradicionais de segmentação demográfica e psicográfica (Dam; Le Dinh; Menvielle, 2022). De forma abrangente, este método pode ser definido como toda forma de análise de dados estruturados (organizados em estrutura pré-definida) e não-estruturados (sem formato predeterminado) provenientes de redes sociais (*microblogs*, *sites de networking social* ou *comunidades de conteúdo*), independente do formato destas (Gandomi; Haider, 2015). Embora aplicações em marketing sejam a principal utilização da análise de redes sociais em tempos recentes, a diversidade de dados presentes nas redes sociais permite o uso em pesquisas em diversas disciplinas como psicologia, sociologia, antropologia e outras.

Os autores Gandomi e Haider (2015) classificam as fontes de informações em redes sociais entre conteúdos gerados por usuários (sentimentos, imagens, vídeos e marcações) e interações entre usuários da rede (pessoas, organizações e produtos). Através desta divisão, os autores segmentam a análise de redes sociais em dois grupos: a análise baseada *em conteúdo* e a análise baseada *em estrutura*. A análise *baseada em conteúdo* tem como objeto de estudo os dados publicados por usuários, comumente desestruturados e ruidosos, através de métodos de análise de texto, áudio e vídeo como a análise de sentimento. Em contraste, a análise *baseada em estrutura*, busca analisar os atributos estruturais de uma rede social e extrair inteligência das relações entre as entidades participantes, como através de grafos sociais explicando conexões entre usuários.

Para a obtenção dos dados de redes sociais, a mineração é uma tática comumente utilizada para fins de pesquisa amplos. De acordo com Barbier e Liu (2011), uma definição de mineração de dados é a identificação de padrões novos e acionáveis nos dados, de forma a extrair novos conhecimentos de conjuntos de dados. Algoritmos supervisionados e não-supervisionados são utilizados para identificar padrões nos dados. Para algoritmos supervisionados, a *classificação* é um método em que um algoritmo é treinado com um conjunto exemplo de dados com rótulos para cada elemento, de forma a aprender a rotular dados semelhantes. Similarmente, *clustering* é um método de agrupamento para mineração não-supervisionada, que identificam semelhanças entre elementos em dados para determinar suas distâncias. Estes métodos de agrupamentos são semelhantes à *detecção de comunidade*, pela qual são extraídas conexões implícitas de uma rede (Aggarwal, 2011).

Gandomi e Haider (2015) explicam a análise de influência social como outra técnica na análise de redes sociais, que agrupa métodos de modelação e avaliação da influência de usuários e conexões em uma rede social. Métodos de análise de influência social são amplamente úteis em esforços de *brand awareness* e adoção de marca, auxiliando no marketing de influência. Adicionalmente, os autores descrevem o método

de *previsão de conexões* como a análise de dados passados para tentar prever interações futuras, de forma a levar em consideração a natureza dinâmica e imprevisível das dinâmicas de redes sociais.

3 Problema de pesquisa

Em dezembro de 2019, Jack Donsey, então CEO do Twitter Inc., anunciou que a empresa estaria financiando uma equipe de profissionais independentes para o desenvolvimento de um novo protocolo aberto e descentralizado para redes sociais, com a intenção de eventualmente implementá-lo para o próprio Twitter. Em 2021, o projeto se tornou uma organização independente do Twitter, dando origem ao Bluesky Social PCB. Um ano depois, em 2022, Elon Musk adquiriu o Twitter (renomeado como X) e a rede cessou todas relações de serviço com o Bluesky, que seguiu com sua proposta de desenvolver e impulsionar a adoção em larga escala de tecnologias para conversas públicas, abertas e descentralizadas (Bluesky, 2023).

A rede teve um grande aumento de usuários em 30 de agosto de 2024, quando a *X Brasil Internet Ltda.* e outras empresas relacionadas à Elon Musk tiveram seus funcionamentos integralmente suspensos em todo o Brasil por determinação de Alexandre de Moraes, ministro do Supremo Tribunal Federal. O motivo da suspensão foi o desobedecimento de ordens judiciais brasileiras na não nomeação de um representante legal dentro do prazo estipulado pelo ministro na intimação (PET 12.404 DF) de 18 de setembro de 2024 (Camarotti; Falcão, 2024).

A suspensão do X no Brasil durou cerca de 40 dias, encerrando em 8 de outubro de 2024 após o cumprimento das ordens judiciais pela rede e uma multa de 28,6 milhões de reais. Durante esse período, a migração de usuários brasileiros para alternativas como o Bluesky foi impulsionada significativamente. Em 31 agosto de 2024, o Bluesky anunciou que havia batido mais de 1 milhão de novos usuários nos últimos 3 dias e que brasileiros estavam estabelecendo novos recordes de atividade na plataforma (Camarotti; Falcão, 2024).

O conceito de *sociedade plataformizada*, proposto por Dijck, Poell e Waal (2019), explica o fenômeno em que as lógicas das plataformas (como AirBnb, Google, Uber e outras) moldam a interação social, a economia e o exercício da cidadania. Os autores dividem o ecossistema de plataformas entre plataformas infraestruturais e plataformas setoriais, em que as plataformas infraestruturais são as mais influentes e formam o coração do ecossistema sobre as quais outros aplicativos e plataformas setoriais podem ser construídos, como mecanismos de busca, navegadores, *e-mail*, plataformas de mensagem, redes sociais, lojas de aplicativos, *GPS*, sistemas de pagamento e hospedagem de arquivos. O segundo tipo, as plataformas setoriais, são aquelas que servem um nicho específico como alimentação, transporte, notícias ou hospitalidade (Dijck; Poell; Waal, 2019). Sendo assim, podemos entender a migração de usuários do X (centralizado, baseado em anúncios e de protocolo proprietário) para o Bluesky (descentralizado, sem anúncios e de protocolo aberto) como uma mudança de um ecossistema plataformizado fechado para um potencialmente mais aberto. Essa perspectiva é sustentada por Plantin *et al.* (2018), que destaca como a utilização de interfaces de programação de aplicações (APIs) de plataformas infraestruturais por outros atores predominantes cria um ambiente virtual controlado por essas plataformas, que passam a “dominar um território” da internet anteriormente livre, centralizando-a para fins comerciais. O projeto que viria a se tornar o Bluesky surge em resposta a essa crescente centralização, buscando desenvolver um novo padrão descentralizado para conversas públicas em redes sociais (o Protocolo AT – *Authenticated Transfer Protocol*).

Em seu artigo sobre as consequências da algoritmização na sociedade, Velkova e Kaun (2021) abordam a ideia de “políticas de reparo” midiáticas como sendo trabalhos corretivos em conjunto com e dentro de sistemas algorítmicos para fazê-los gerarem resultados não intencionais, em resposta a tendências ou “falhas”

percebidas nos resultados de algoritmos. Similarmente, a migração em massa de usuários brasileiros do X para o Bluesky pode ser vista como uma forma de “reparo” ou “resistência algorítmica” diante da falha (interdição no Brasil) de uma plataforma centralizada, tornando necessário o reparo de seus tecidos sociais e comunicativos em um novo espaço onde possam reconstruir comunidades.

Ao mesmo tempo em que o X foi suspenso ocorria a 13ª edição do Campeonato Brasileiro de League of Legends (CBLOL), um torneio competitivo de *e-sports* de League of Legends no Brasil organizado anualmente pela Riot Games. Em 2024, o evento teve sua primeira etapa entre 20 de janeiro e 20 de abril e sua segunda etapa entre 1 de junho e 7 de setembro. Com partidas gerando um grande número de engajamento nas redes sociais, a produção de conteúdo por espectadores durante a segunda etapa do CBLOL 2024 foi diretamente impactada pela suspensão da rede social no Brasil, que teve seu início próximo às finais do campeonato e término somente depois que ele havia encerrado. ([Riot Games Brasil, 2024](#))

Diante disso, levanta-se a seguinte questão central: de que maneira o bloqueio do X no Brasil influenciou as dinâmicas de engajamento e produção de conteúdo sobre *e-sports* de League of Legends na rede social Bluesky?

4 Objetivos

4.1 Objetivo Geral

- Caracterizar como a suspensão das atividades do X no Brasil influenciou as dinâmicas de engajamento e produção de conteúdo sobre *e-sports* de League of Legends na rede social Bluesky.

4.2 Objetivos Específicos

- Mensurar a flutuação no volume de postagens no Bluesky sobre League of Legends antes, durante e após a suspensão do X no Brasil.
- Caracterizar as dinâmicas de seguidores e influência social de usuários dentro de comunidades associadas à League of Legends.

5 Justificativa

No meio digital, esforços de pesquisa acadêmica devem considerar que os objetos de estudo são em grande parte instáveis, seja pela efemeridade de *websites* (que podem ser alterados, redirecionados ou retirados do ar subitamente), atualizações de *software* ou modificações em serviços digitais que reconfiguram de alguma forma aquilo sendo estudado (Rogers, 2009). Tal característica se torna evidente com o rebranding do Twitter para X e a reconfiguração subsequente da plataforma após a aquisição de Elon Musk, que encerrou o acesso gratuito à API e passou a cobrar um serviço de inscrição em Fevereiro de 2023 (Economic Times, 2025). Como consequência, a mineração ou raspagem de postagens para estudos de percepção pública, análise de sentimentos, predição de consumo (Bhattacharjee; Sridhar; Dutta, 2017; Chakraborty; Das, 2023; Bian *et al.*, 2016) e outras metodologias de pesquisa semelhantes que utilizassem de dados do antigo Twitter se tornaram repentinamente irreplicáveis.

Em função desta constante mudança, Rogers (2009) argumenta que através do emprego de métodos virtuais, pesquisas relacionadas à internet devem deixar de focar na mensuração de quanto cultura virtual reflete a realidade para, em vez disso, diagnosticar as mudanças culturais e sociais *através* da internet, como fonte de dados e não objeto de estudo. A suspensão do X no Brasil e a subsequente migração de usuários para o BlueSky, portanto, é um fenômeno digital que reflete uma mudança cultural e social e que pode vir a ser estudada através de métodos digitais.

Como Jenkins, Green e Ford (2015) descrevem, os contextos tecnológicos, econômicos e legais afetam a forma em que a participação cultural se manifesta, com o ambiente atual de mídia sendo cada vez mais propício à propagação de conteúdo pela facilidade de apropriação, remixagem, recirculação e incorporação na natureza das tecnologias. Através dos esforços laborais de usuários na criação de conteúdo e promoção, estas plataformas comercializadas se tornam mais atrativas para novos usuários que agem simultaneamente como consumidores e produtores (Terranova, 2000). Essas mídias propagáveis, portanto, são representativas de valores sociais ou culturais dos usuários envolvidos, como Jenkins, Green e Ford (2015) explicam:

[...] se um público vai tomar para si a propagação do conteúdo de mídia ou a discussão sobre aquele conteúdo, é porque esse conteúdo atende a algum propósito comunicativo para o público e porque se encaixa em suas conversas que estão em andamento (op.cit. p. 467-468).

Um dos maiores contribuidores em volume de *user generated content* nas redes sociais é a comunidade *gamer*, cuja cultura de assistir outros jogarem, presente desde os fliperamas e consoles domésticos até as batalhas *on-line*, consolidou-se como parte essencial da experiência dos jogos (Taylor, 2019). Dentre os jogos eletrônicos mais relevantes atualmente, League of Legends se destaca como um *e-sports* dos mais assistidos (Cauteruccio; Kou, 2023), nos quais fãs possuem investimentos afetivos nos jogadores e são capazes de compartilhar experiências emocionais dentro do ecossistema de espectadores (Cheung; Huang, 2011). Neste ambiente, os jogadores profissionais e *streamers* comentadores de *e-sports*, de atuação análoga aos influenciadores digitais, geram uma conexão mais próxima entre os espectadores e os jogos que transmitem (Glucksman, 2017).

No Brasil, a 11ª edição do relatório da Pesquisa Games Brasil (2024) evidencia uma grande participação no mundo dos *e-sports*, com 81,2% dos respondentes relatando ter o costume de jogar jogos da categoria e 88,3%

de assistir a partidas ou campeonatos relacionados (Group *et al.*, 2024). A união desses diversos fatores, pareados com a prominência dos jogos eletrônicos e dos *e-sports* na sociedade brasileira, fazem da discussão acerca de *e-sports* de League of Legends nas redes sociais um tópico com grande volume de dados digitais empíricos valiosos para a criação de conhecimento social. Portanto, a suspensão do X no Brasil, por coincidir com o CBLOL, torna possível examinar como as dinâmicas de engajamento e produção de conteúdo dessa comunidade no BlueSky foram afetadas pela migração através da análise de redes sociais e representa uma oportunidade de observar a construção da expressão *on-line* de uma rede de relacionamentos já existente, de forma a gerar uma melhor compreensão do impacto desse acontecimento digital. Ao mesmo tempo, representa também uma oportunidade de observar a construção da expressão *on-line* de uma rede de relacionamentos já existente.

6 Metodologia

A extração de informações consiste na extração automática de informações estruturadas como entidades, relações entre entidades e atributos descrevendo entidades de fontes desordenadas, que permite buscas mais aprofundadas do que as possíveis por buscas de palavras-chave (Sarawagi, 2008). Para a extração de informações disponíveis *on-line*, esses dados podem ser acessados através de uma interface de programação de aplicações (API) própria de cada plataforma digital, porém grandes fontes como Facebook, Google e X têm recentemente limitado ou restringido o acesso gratuito às suas APIs em virtude do valor comercial dessas informações, dificultando a obtenção de dados reais para fins acadêmicos (Batrinca; Treleaven, 2014). Dentre as redes sociais mais relevantes atualmente, o Bluesky se destaca como uma das únicas que ainda permite acesso irrestrito e gratuito à sua API até o momento da redação deste trabalho, desde que se utilize de uma autenticação única atrelada a uma conta na plataforma.

Feita a coleta dos dados dessa plataforma, é possível empregar técnicas de análise de redes sociais para extrair *insights* acionáveis de um grande volume de informações desordenadas. Para a detecção de comunidades, Aggarwal (2011) sugere a representação através de grafos, que Gomes (2022) descreve como abstrações matemáticas que modelam relações simétricas dois a dois entre determinados elementos de um conjunto, tal que um grafo $G = \{V, E\}$ é composto de um conjunto V de vértices e um conjunto E de arestas, cada uma definida por um par não-ordenado de vértices. Chama-se de incidência a propriedade de uma aresta estar conectada a um vértice e de adjacência a propriedade de dois vértices estarem conectados por intermédio de uma aresta, sendo estes vértices adjacentes também chamados de “vizinhos” (Gomes, 2022). Esses grupos de vértices são então definidos como comunidades distintas se suas conexões internas são mais fortes do que com o resto da rede (Aggarwal, 2011).

A medida de influência social na análise de redes sociais, de acordo com Aggarwal (2011), parte do princípio que as pessoas tendem a seguir ou adotar os comportamentos de seus amigos ou “vizinhos” (vértices adjacentes), fenômeno conhecido como homofilia. Freeman (1978), similarmente, aponta que alguém numa rede social em uma posição que permita contato direto com muitas outras pessoas pode vir a ser visto como um importante canal de informação e um ponto focal das comunicações. Essa influência pode ser entendida como um efeito direcional de um vértice v_1 para outro vértice v_2 , relacionado com a força da aresta de v_1 para v_2 , ao mesmo tempo em que a semelhança nas “vizinhanças” de v_1 e v_2 representam a força da aresta que os conecta, com muitos vizinhos em comum representando um laço forte e vice-versa (Aggarwal, 2011).

As medidas de centralidade podem ser agrupadas em duas categorias: medidas radiais e medidas mediais, em que as medidas radiais avaliam caminhadas aleatórias que começam ou terminam em um determinado vértice e as medidas mediais avaliam caminhadas aleatórias que passam por um determinado vértice (Aggarwal, 2011). Dentre essas, as mais relevantes para o presente trabalho são as medidas de centralidade de grau, centralidade de proximidade e centralidade de intermediação.

A medida de centralidade de grau é a medida de centralidade radial mais simples, contando o número de arestas que originam de um vértice i tal que $c_i^{DEG} = \deg(i)$, em que $\deg(i)$ representa o grau do vértice e c_i^{DEG} a centralidade de grau (Aggarwal, 2011). Pode-se especular, portanto, que vértices com uma centralidade de grau relativamente alta têm uma visibilidade ampliada ou um alto potencial de atividade em comunicação

dentro de uma rede social, enquanto vértices com um baixo grau são vistos como periféricos e de pouco envolvimento nos processos comunicativos (Freeman, 1978).

Outro grupo de medidas radiais são as de centralidade de proximidade. A medida mais popular nesse grupo é a centralidade de proximidade de Freeman (c_i^{CLO}), que mede a centralidade de um vértice i com base na média das distâncias mais curtas para todos os outros vértices no grafo, definida por $c_i^{CLO} = e_i^T S \mathbf{1}$, na qual S é a matriz que contém o caminho de menor distância entre os vértices i e j e $\mathbf{1}$ é um vetor ou matriz de uns (Aggarwal, 2011).

A centralidade de intermediação de Freeman (c_i^{BET}), medida de centralidade medial mais conhecida, mede o quanto um vértice i está presente nos caminhos mais curtos da rede e é dada por $c_i^{BET} = \sum_{j,k} \frac{b_{jik}}{b_{jk}}$, onde b_{jk} é o número de caminhos mais curtos entre os vértices j e k e b_{jik} é o número de caminhos mais curtos entre j e k que passem pelo vértice i (Aggarwal, 2011). Essa medida se baseia na suposição de que uma pessoa que está estrategicamente posicionada entre duas comunidades possui um potencial de controle sobre as comunicações destas e, portanto, ocupa uma posição central (Freeman, 1978).

6.1 Tecnologias Utilizadas

6.1.1 Ambiente Computacional Estatístico R

O ambiente computacional estatístico R, sua linguagem e de programação e suas bibliotecas têm se consolidado como uma das principais ferramentas da ciência de dados contemporânea, oferecendo recursos avançados para manuseio de dados, análise estatística, modelagem e visualização de informações. De acordo com Wickham e Grolemund (2017), o R é “uma linguagem poderosa e flexível, projetada para análise estatística e visualização de dados, tornando-se uma das principais ferramentas da ciência de dados moderna”. No presente trabalho, o R é utilizado tanto para realizar a mineração, tratamento e formatação de dados provenientes da rede social Bluesky, quanto para documentação do presente trabalho.

6.2 Fonte dos Dados

O Bluesky é uma rede social de API aberta construída a partir do Protocolo AT, uma fundação descentralizada para redes sociais públicas. Lançada ao público oficialmente em 2024, uma das propostas da rede social que justificam sua escolha para objeto deste estudo é o acesso aberto à sua arquitetura. A abertura do sistema proporciona a interação de seus conjuntos de dados para a moderação de conteúdos de mídia social e gerenciamento de comunidades (tanto partindo de usuários como partindo de pesquisadores). (Kleppmann et al., 2024) Dessa forma, considerando sua arquitetura aberta e a disponibilidade ampla de dados para análise, a plataforma Bluesky foi selecionada como fonte provedora dos dados utilizados neste estudo.

6.2.1 Mineração de Dados

Em seu artigo sobre abordagens quantitativas para a comparação de padrões comunicativos no Twitter (atual X), Bruns e Stieglitz (2012) utilizam uma API de busca através da plataforma *yourTwrapperkeeper* para extrair um conjunto de dados de postagens (*tweets*) que contenham palavras-chave ou *hashtags* determinadas pelo operador. No Bluesky, um processo equivalente pode ser realizado através do pacote ‘{atrrr}’ do R para acessar a API da rede e buscar postagens e informações de usuários dentro de um critério estabelecido.

Em nosso estudo, a palavra-chave escolhida para a extração das postagens foi “CBLOL”, por se tratar do principal identificador do cenário competitivo brasileiro de League of Legends na plataforma. O uso do termo permite delimitar o recorte nacional das interações analisadas, uma vez que concentra a maior parte das discussões, transmissões e conteúdos produzidos sobre o campeonato. Além disso, durante o período de suspensão do X, os perfis oficiais do CBLOL utilizaram o Bluesky para transmitir informações e comentar as finais do Worlds, o que reforça a relevância do termo para capturar a atividade da comunidade.

Dessa forma, realizou-se a mineração de postagens (chamadas de *skeets* no Bluesky) contendo a palavra-chave “CBLOL”, bem como de suas interações, ao longo dos seguintes intervalos temporais:

- as 4 semanas anteriores à suspensão (03/08/2024 – 30/08/2024);
- as 5 semanas e 3 dias em que o X esteve indisponível (31/08/2024 – 08/10/2024);
- as 4 semanas posteriores ao retorno da rede (09/10/2024 – 05/11/2024).

Todo o fluxo de mineração está detalhado no documento 1-extracao.qmd, o qual será anexado como material suplementar ao final deste trabalho.

6.2.2 Tratamento dos dados

Inicialmente, os dados foram divididos em dois grandes conjuntos: dados de likes e dados de *skeets* (postagens). Essa separação foi necessária porque cada conjunto contém estruturas distintas e cumpre funções analíticas específicas dentro do estudo. Enquanto os likes representam relações direcionadas entre atores — permitindo a construção de grafos e métricas de rede — os *skeets* fornecem informações temporais sobre a produção de conteúdo, essenciais para análises descritivas e temporais.

Após essa separação, realizou-se a padronização da identificação dos usuários. Cada ator presente nos dados foi associado ao seu respectivo identificador único (*did*), substituindo nomes e rótulos inconsistentes. Essa harmonização foi fundamental para evitar duplicidades e assegurar que as interações fossem corretamente atribuídas aos mesmos indivíduos ao longo dos diferentes arquivos.

Em seguida, foram criadas listas estruturadas de atores envolvendo relações de likes, tanto para quem dá likes quanto para quem os recebe. Essa etapa permitiu mapear todos os atores presentes na rede e identificar quais deles estavam ativos nas interações. A partir dessas listas, foi possível montar a matriz de likes dados, na qual cada linha representa uma interação do tipo “ator A curtiu ator B”, agregando o número de ocorrências dessa relação no banco de dados.

Todo o fluxo de tratamento — incluindo leitura dos arquivos, padronização de identificadores, criação de listas intermediárias e construção das matrizes — está detalhado no documento 2-tratamento-dados.qmd, o qual será anexado como material suplementar ao final deste trabalho. Esse arquivo contém o passo a passo completo das operações realizadas e serve como documentação técnica da preparação dos dados.

6.2.3 Análise de Dados em Rede

No presente trabalho, utilizou-se da quantidade de curtidas (*likes*) em postagens (*skeets*) com o termo CBLOL como métrica principal para a propagação de opiniões. Essa escolha é baseada na premissa que curtidas representam um engajamento ativo e singular e que demonstram concordância ou aprovação em relação a um conteúdo pontual, enquanto a métrica de seguidores é indicativa somente de alcance potencial sem garantir

engajamento ou influência real. Conforme demonstrado por [Moon e Yoo \(2022\)](#), o número de seguidores não é sempre proporcional ao engajamento para campanhas de marketing de influência, com uma curva de formato U inverso sendo mais representativa da relação entre número de seguidores e engajamento, onde o engajamento é mais alto para influenciadores com um número moderado de seguidores. Adicionalmente, estudos revelam que usuários de redes sociais tendem a engajar mais (em termos de curtidas e *reposts*) conteúdos de contas que seguem menos pessoas, interpretando-as como mais autônomas ([Valesia; Proserpio; Nunes, 2020](#)). Ademais, embora as curtidas exijam menos esforço de interação do que os comentários ([Moon; Yoo, 2022](#)), elas se mostram superiores aos seguidores como métrica de interesse ativo. O número de seguidores frequentemente representa uma audiência passiva, visto que o volume de curtidas em perfis tende a ser significativamente mais baixo ([Avelino; Silva; Leal, 2020](#)). A união destes fatores, portanto, justifica as curtidas como sendo a métrica escolhida como mais apropriada para mensurar a resposta efetiva do público e a dinâmica de disseminação na rede.

Todo o fluxo de métricas de redes está detalhado no documento 4-metricas-rede.qmd, o qual será anexado como material suplementar ao final deste trabalho.

6.2.4 Análise de Dados em Rede - Visualizações

No quinto arquivo de análise foram construídos e visualizados os grafos direcionados de interações para cada um dos 14 períodos definidos ao longo do tempo. A partir das matrizes de likes agregadas por período, geraram-se, para cada intervalo, objetos de grafo em que os nós representam atores e as arestas representam relações de engajamento por meio de likes.

Todo o fluxo de plotagem de grafos está detalhado no documento 5-grafos-likes.qmd, o qual será anexado como material suplementar ao final deste trabalho.

7 Resultados

7.1 Descritivas

7.1.1 Medidas descritivas — Posts da query “CBLOL”

Para analisar a dinâmica de produção de conteúdo relacionado ao CBLOL, foram extraídos todos os posts que continham a palavra-chave associada ao campeonato, resultando em um banco de dados composto por skeets publicados entre 03/08/2024 a 05/10/2024.

Table 1 – Medidas descritivas dos posts contendo a palavra-chave ‘CBLOL’ - respostas

n_posts	media_respostas	mediana_respostas	desvio_respostas	maximo_respostas
16863	1.57	0	67.81	8683

Table 2 – Medidas descritivas dos posts contendo a palavra-chave ‘CBLOL’ - reposts

media_reposts	mediana_reposts	desvio_reposts	maximo_reposts
0.92	0	10.38	515

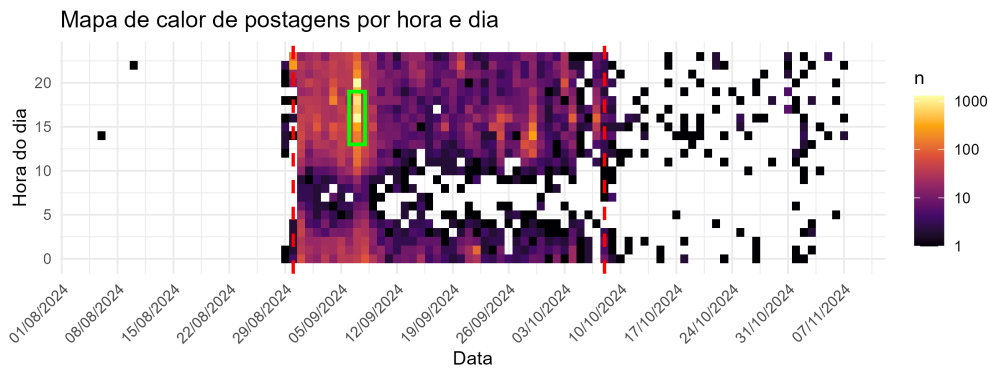
Table 3 – Medidas descritivas dos posts contendo a palavra-chave ‘CBLOL’ - likes

media_likes	mediana_likes	desvio_likes	maximo_likes
16.8	1	99.04	4449

Table 4 – Medidas descritivas dos posts contendo a palavra-chave ‘CBLOL’ - quotes

media_quotes	mediana_quotes	desvio_quotes	maximo_quotes
0.25	0	2.76	143

A Figura abaixo apresenta um mapa de calor que descreve a distribuição temporal das postagens contendo a palavra-chave CBLOL, considerando simultaneamente a variação ao longo dos dias e dos horários. Cada célula do gráfico representa o volume de postagens em uma combinação específica de data e hora, sendo que cores mais claras indicam maior intensidade de atividade, enquanto tons mais escuros e áreas pretas representam baixa ocorrência de postagens e, onde não houve ocorrência, não foram pintadas no gráfico.

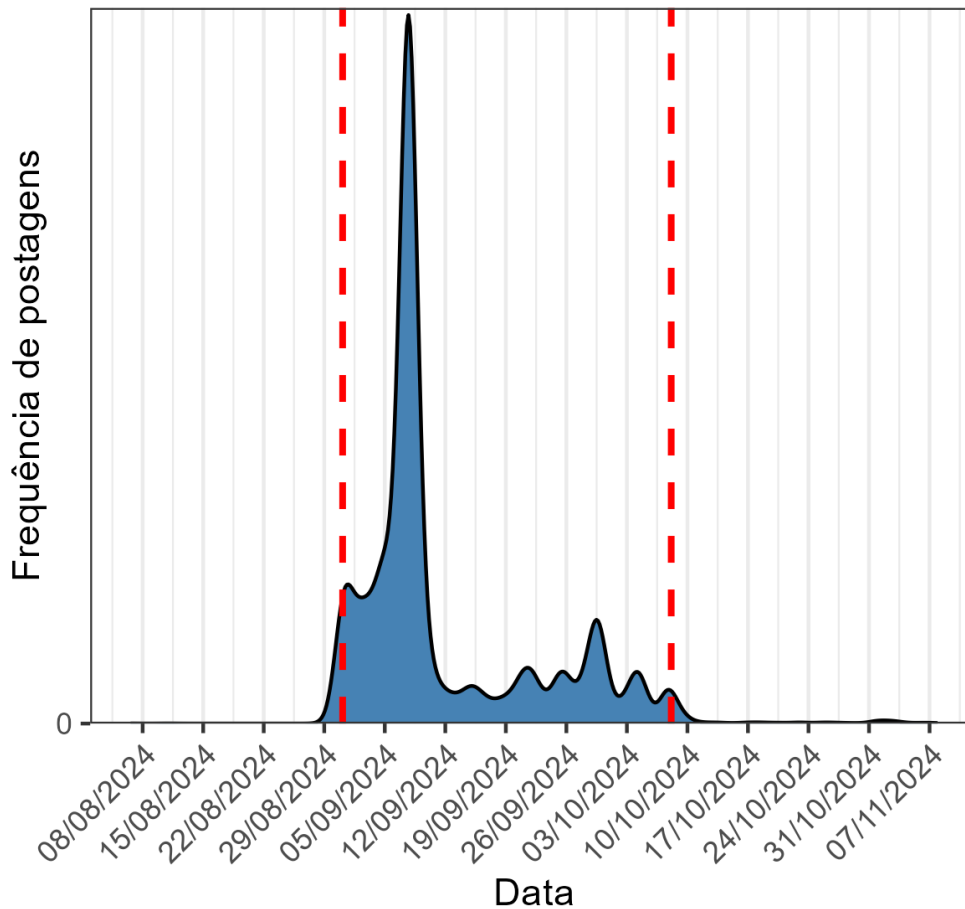


Observa-se que a atividade não é homogênea ao longo do período analisado. Há dois momentos destacados, delimitados pelas linhas verticais tracejadas em vermelho, que marcam as datas de 30/08/2024 e 08/10/2024 — pontos que correspondem, respectivamente, ao início e ao fim do intervalo de maior concentração de engajamento. Dentro desse intervalo, identifica-se um bloco contínuo de alta densidade de postagens, sugerindo um período de maior mobilização da comunidade em torno do evento.

Um comportamento notável ocorre no dia 07/09, destacado pelo retângulo em verde, onde se observa um pico de atividade concentrado nos horários entre 13h e 19h. Esse evento foi exatamente a final do CBOL, e indica um aumento significativo de produção de conteúdo (*posts*).

A Figura abaixo apresenta a distribuição temporal desses posts por meio de uma curva de densidade, a qual estima a frequência relativa de publicações em cada ponto da linha do tempo. A escala horizontal representa as datas, enquanto a vertical indica a intensidade de postagens. A escolha da densidade, em vez de contagens brutas, permite visualizar padrões gerais mesmo em períodos de baixa atividade, suavizando flutuações pontuais.

Densidade de Postagens ao Longo do Temp



Após o dia 08/10, nota-se um declínio acentuado na densidade das postagens, com predominância de células escuras e dispersas (mapa de calor), indicando diminuição da frequência de conteúdos relacionados ao tema. A densidade também reduz-se gradativamente após o fim do intervalo competitivo, evidenciando que o engajamento está fortemente vinculado ao calendário oficial da competição.

7.1.2 Medidas descritivas — Likes extraídos desses posts

7.1.2.1 Matriz de likes

A matriz de likes constitui a base de dados relacional utilizada para a construção da rede de interações entre os atores. Cada linha dessa matriz representa um evento individual de engajamento, isto é, um like realizado em determinado momento. As três colunas principais são: `data.skeet`, que registra a data e horário da interação; `actor.influencer.num`, que identifica numericamente o ator que recebeu essa interação, e `actor.influenced.num`, que identifica numericamente o ator que realizou o like.

Table 5 – Descritivas gerais da matriz de likes

	Valor
total_linhas	277933
dias_unicos	109
atores_influencers	4637
atores_influenced	39571
atores_totais	40704
pares_interacao	157719

As medidas de grau são fundamentais para compreender como as interações se distribuem entre os atores da rede. No contexto deste estudo, o grau corresponde ao número de conexões associadas a cada ator, podendo ser interpretado de duas formas distintas: out-degree: quantidade de likes dados por um ator; in-degree: quantidade de likes recebidos por um ator.

Essas métricas permitem identificar tanto usuários mais ativos na emissão de likes quanto aqueles que atraem maior engajamento da comunidade.

A análise estatística dos graus revela o comportamento global da distribuição de interações. A média indica o volume típico de likes distribuídos ou recebidos, considerando todos os atores da rede. Já a mediana mostra o valor central dessa distribuição, sendo menos influenciada por valores extremos. A discrepância entre média e mediana observada nos dados — com a média maior que a mediana — indica uma distribuição assimétrica, em que poucos atores concentram grande volume de interações, enquanto a maior parte participa de forma limitada.

O desvio-padrão quantifica a variabilidade do grau entre os atores. Valores elevados de desvio sugerem uma rede altamente heterogênea, em que há grande diferença entre usuários muito engajados e usuários com pouca ou nenhuma atividade. Os valores máximos evidenciam a presença de atores com papéis centrais, capazes de mobilizar ou distribuir uma quantidade excepcionalmente alta de likes.

Table 6 – Distribuição geral dos likes dados

media_likes_dados	mediana_likes_dados	desvio_likes_dados	max_likes_dados
7.02	1	26.36	1222

Table 7 – Distribuição geral dos likes recebidos

media_likes_recebidos	mediana_likes_recebidos	desvio_likes_recebidos	max_likes_recebidos
59.94	3	911.49	37378

Table 8 – Top 10 atores que mais foram curtidos

handle	likes_recebidos
ilhadaslendas.com	37378
handle.invalid33606	36782
pain.gg	22024
eomitas	13661
luisshowtana	12589
handle.invalid9577	8193
pixningopain	7295
handle.invalid111	6548
keydstars.gg	5254
alberthlol	3558

Table 9 – Top 10 atores que mais curtiram

handle	likes_dados
dadosdolol	1222
hellvath	864
handle.invalid11645	837
lunardim	836
bernardowally	827
mipandy	750
m3gcrypto	729
eumatheuss	701
thottz	681
deyvisonplima	655

7.1.2.2 Medidas de estrutura da rede

As medidas gerais de estrutura da rede têm como objetivo caracterizar, de forma sintética, as propriedades fundamentais da rede de interações por meio de métricas derivadas da teoria dos grafos. No contexto deste estudo, cada nó representa um ator (usuário), e cada aresta representa uma relação de engajamento entre dois atores — especificamente, o ato de um usuário curtir a postagem de outro. As métricas calculadas ajudam a compreender não apenas o tamanho da rede, mas também seu nível de conectividade e a intensidade das interações ocorridas durante o período analisado.

Table 10 – Medidas gerais de estrutura da rede de likes

atores_totais	arestas_unicas	densidade	grau_medio
40704	157719	9.5e-05	3.875

7.1.3 Grafos

7.1.4 Medidas descritivas - graus

Para caracterizar o papel de cada ator na rede de interações analisada, foram calculadas quatro métricas derivadas da estrutura direcional do grafo de likes: grau de entrada (in-degree), grau de saída (out-degree), saldo de interações e spread.

Table 11 – Top 20 atores com maior in-degree (likes recebidos) no dia 07/09/2024

actor.num	handle	in_degree	out_degree	saldo	spread
9876	ilhadaslendas.com	10706	13	10693	26
33606	LTA_SUL	10521	3	10518	6
10894	pain.gg	3881	26	3855	52
20176	NA	3010	0	3010	0
37006	luishowtana.bsky.social	2205	1	2204	2
5463	keydstars.gg	1619	2	1617	4
7688	eomitas.bsky.social	1471	2	1469	4
24308	pixningopain.bsky.social	1310	6	1304	12
31002	pereirawesley.bsky.social	945	56	889	112
24399	maisesports.com.br	725	0	725	0
34715	NA	711	0	711	0
13465	noitedecopa.com	666	4	662	8
32305	gustavominerva.ilhadaslendas.com	581	0	581	0
15012	schaepi.bsky.social	492	0	492	0
10527	painvini.bsky.social	435	91	344	182
16301	pedrofracassi.dev	425	15	410	30
9577	handle.invalid	384	7	377	14
30039	toboco.bsky.social	369	18	351	36
889	alberthlol.bsky.social	332	0	332	0
8796	leonbutcher.bsky.social	315	1	314	2

O grau de entrada (in-degree) corresponde ao número total de likes recebidos por um ator. Em termos de teoria de redes, representa a quantidade de arestas que chegam ao nó. Assim, atores com elevado in-degree são aqueles que concentram maior atenção da comunidade, indicando maior visibilidade ou popularidade. No contexto da análise, um alto in-degree reflete perfis cujo conteúdo atrai significativamente o engajamento dos demais usuários.

O grau de saída (out-degree) refere-se ao número de likes dados por cada ator, isto é, às arestas que partem do nó. Essa métrica revela o nível de atividade ou participação de um ator nas interações. Valores elevados de out-degree indicam perfis mais engajados com a rede, que circulam e interagem com o conteúdo de outros atores de forma mais intensa.

O saldo de interações, definido como a diferença entre likes dados e likes recebidos ($\text{saldo} = \text{in-degree} - \text{out-degree}$), possibilita identificar o equilíbrio entre ação e atenção recebida. Valores positivos de saldo indicam perfis mais ativos do que populares, ou seja, que distribuem mais engajamento do que recebem. Valores

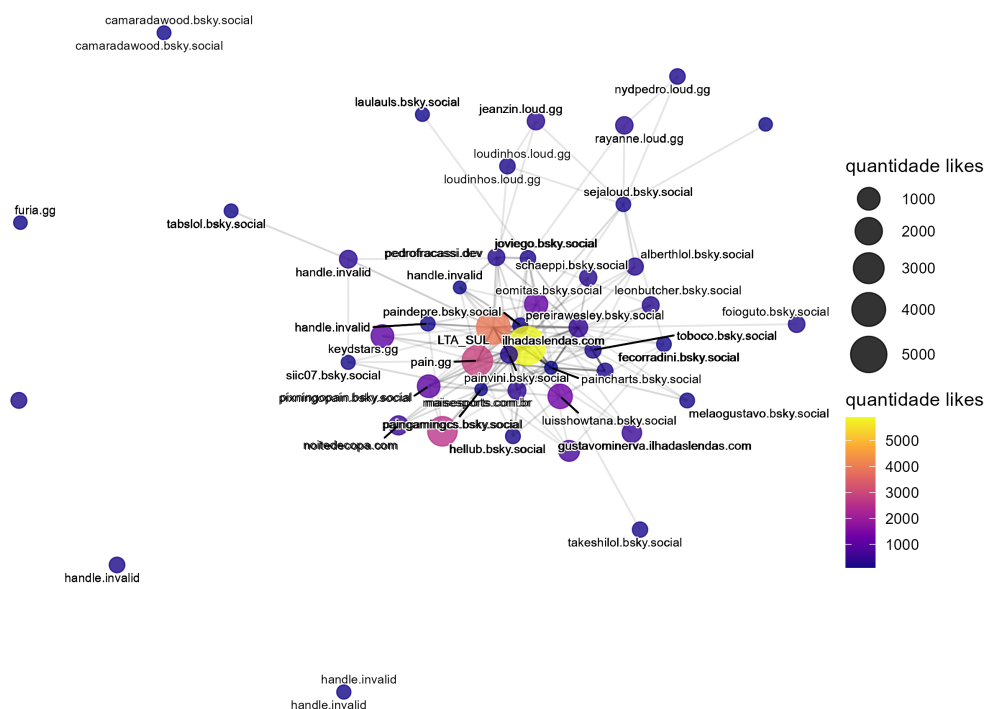
negativos revelam perfis que recebem mais interações do que produzem, caracterizando atores altamente visíveis na rede.

A métrica spread quantifica a parte das interações que ocorre de forma simétrica ou equilibrada, isto é, a interseção entre likes dados e recebidos. Essa medida capta a reciprocidade nas relações: valores elevados indicam atores que participam de interações mais equilibradas e bilaterais, enquanto valores baixos sugerem relações predominantemente unilaterais (atores que apenas recebem ou apenas distribuem likes).

No conjunto, essas quatro métricas permitem compreender a dinâmica individual dentro da rede, destacando quem são os atores mais ativos, quem são os mais populares, quem mantém trocas de engajamento mais equilibradas e quem participa de interações assimétricas. Essa análise fornece insights essenciais sobre padrões de circulação de atenção e comportamento social na plataforma durante o período analisado.

A análise das métricas de interação do dia 07/09/2024 revela padrões de comportamento na rede. Os valores de in_degree, definidos como o total de likes recebidos por cada ator, evidenciam perfis extremamente populares. Os destaques são ilhadaslendas.com (10.706 likes), LTA_SUL (10.521 likes) e pain.gg (3.881 likes), indicando contas que interagem intensamente com outros usuários.

Dia 2024-09-07



Em contraste, o out_degree, entendido como o volume de likes dados, apresenta valores significativamente

Table 12 – atores mais populares - dia 07/09/2024

handle	in_degree
ilhadaslendas.com	10706
LTA_SUL	10521
pain.gg	3881
NA	3010
huisshowtana.bsky.social	2205

menores. Perfis como mipandy.bsky.social (607 likes), mandscosplayer.vlr.social (395 likes) e dadosdolol.bsky.social (381) são os mais expressivos nesse recorte.

Dia 2024-09-07

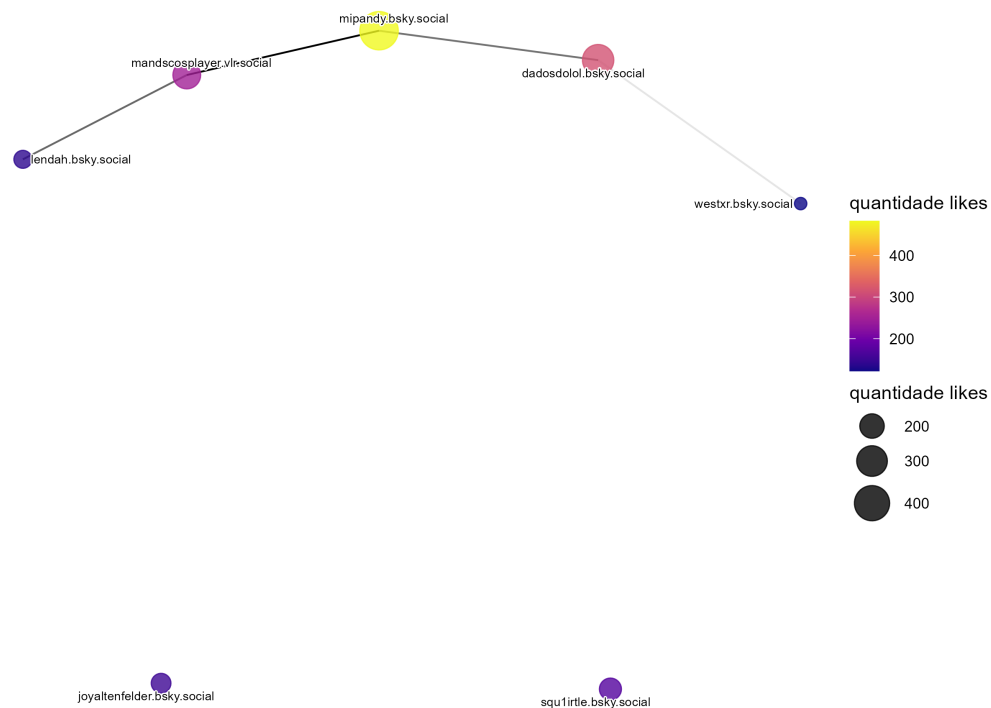


Table 13 – Atores mais ativos - dia 07/09/2024

handle	out_degree
mipandy.bsky.social	607
mandscosplayer.vlr.social	395
dadosdolol.bsky.social	381
joyaltenfelder.bsky.social	181
squ1rtle.bsky.social	175

O spread, que reflete a parte recíproca da atividade (interações tanto de ida quanto de volta), confirma essa assimetria. Embora a maior parte dos atores apresente valores baixos, alguns perfis, como dadosdolol.bsky.social, mantêm um nível de reciprocidade mais elevado, indicando trocas mais equilibradas de engajamento.

Table 14 – Atores mais equilibrados - dia 07/09/2024

handle	in_degree	out_degree	spread
dadosdolol.bsky.social	109	381	218
painvini.bsky.social	435	91	182
paincharts.bsky.social	180	68	136
nenio-o.bsky.social	62	119	124
pereirawesley.bsky.social	945	56	112

Por fim, o saldo de interações (likes dados menos likes recebidos) é fortemente positivo para a maioria dos principais atores, revelando que grande parte da atividade consiste em engajamento unilateral. Perfis como ilhadaslendas.com e LTA_SUL apresentam saldos superiores a 10 mil, demonstrando altíssima atividade com baixa reciprocidade.

Table 15 – Atores mais assimetricos - dia 07/09/2024

handle	in_degree	out_degree	saldo
ilhadaslendas.com	10706	13	10693
LTA_SUL	10521	3	10518
pain.gg	3881	26	3855
NA	3010	0	3010
luishshowtana.bsky.social	2205	1	2204

No conjunto, esses indicadores mostram que o dia 37 foi marcado por alta intensidade de engajamento ativo, mas com baixa redistribuição de atenção, caracterizando uma rede onde poucos recebem likes enquanto muitos distribuem. Esse comportamento reforça a presença de dinâmicas assimétricas típicas de redes sociais, como o predomínio de comportamento de broadcasting ou apoio coletivo mais do que interações bilaterais.

7.1.5 Períodos

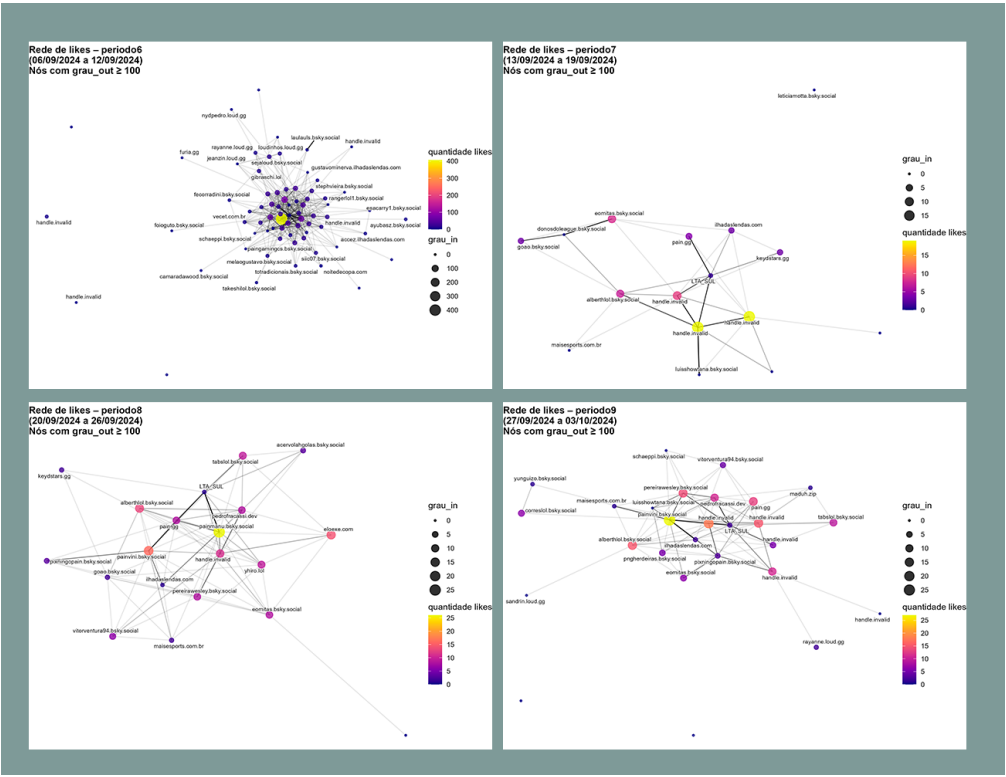
Para compreender como a dinâmica das interações evoluiu ao longo do tempo, os dados foram segmentados em 14 períodos consecutivos. Essa divisão temporal foi fundamentada em duas evidências observadas previamente: a densidade de postagens ao longo do tempo, que revelou picos nítidos de atividade concentrados em semanas específicas, e o mapa de calor de postagens por dia e hora, que indicou padrões de engajamento intensos em determinadas faixas de dia, especialmente próximas a eventos relevantes do CBLOL.

Table 16 – Top 20 atores do período 5

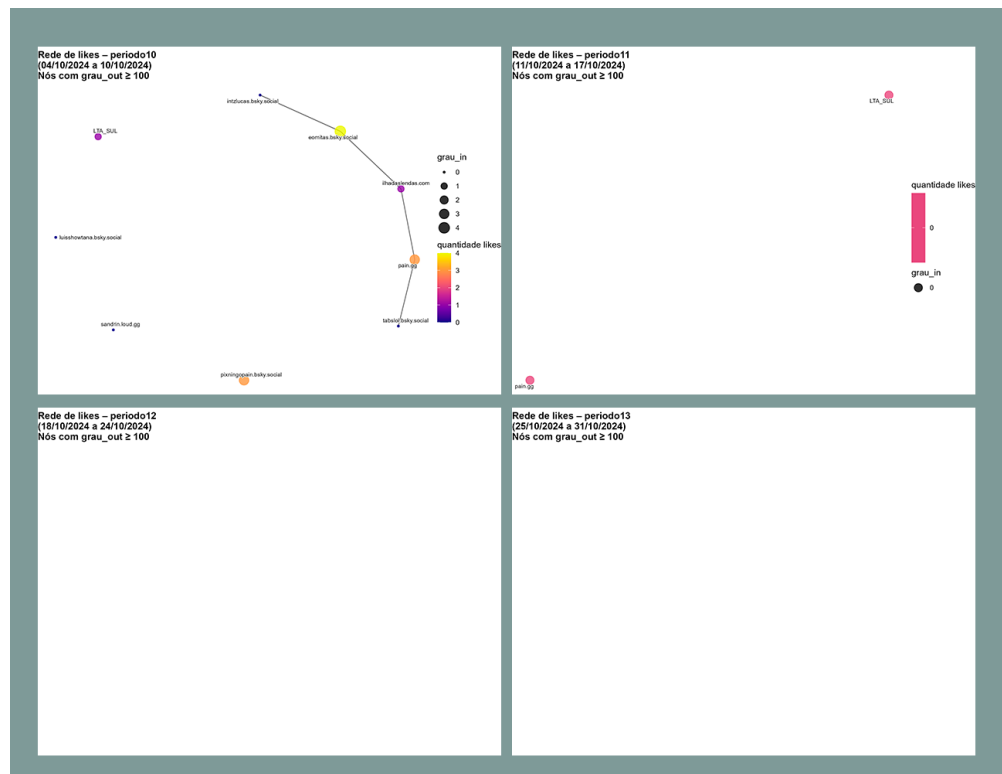
actor.num	handle	in_degree	out_degree	saldo	spread
33606	LTA_SUL	5818	0	5818	0
9876	ilhadaslendas.com	5310	16	5294	32
7688	eomitas.bsky.social	5140	19	5121	38
10894	pain.gg	4678	11	4667	22
9577	handle.invalid	3384	61	3323	122
37006	luisshowtana.bsky.social	2955	2	2953	4
5463	keydstars.gg	2755	8	2747	16
889	alberthlol.bsky.social	2155	80	2075	160
15012	schaepi.bsky.social	1334	3	1331	6
32305	gustavominerva.ilhadaslendas.com	1019	0	1019	0
16301	pedrofracassi.dev	969	81	888	162
3356	tabslol.bsky.social	797	26	771	52
1950	kaydmd.bsky.social	587	2	585	4
23702	donosdoleague.bsky.social	566	1	565	2
4316	handle.invalid	535	58	477	116
12452	esacarry1.bsky.social	501	1	500	2
25880	loudinhos.loud.gg	495	6	489	12
37956	NA	403	0	403	0
111	NA	399	0	399	0
39789	goao.bsky.social	374	15	359	30



Grafos do Período 6 ao Período 9



Grafos do Período 10 ao Período 13



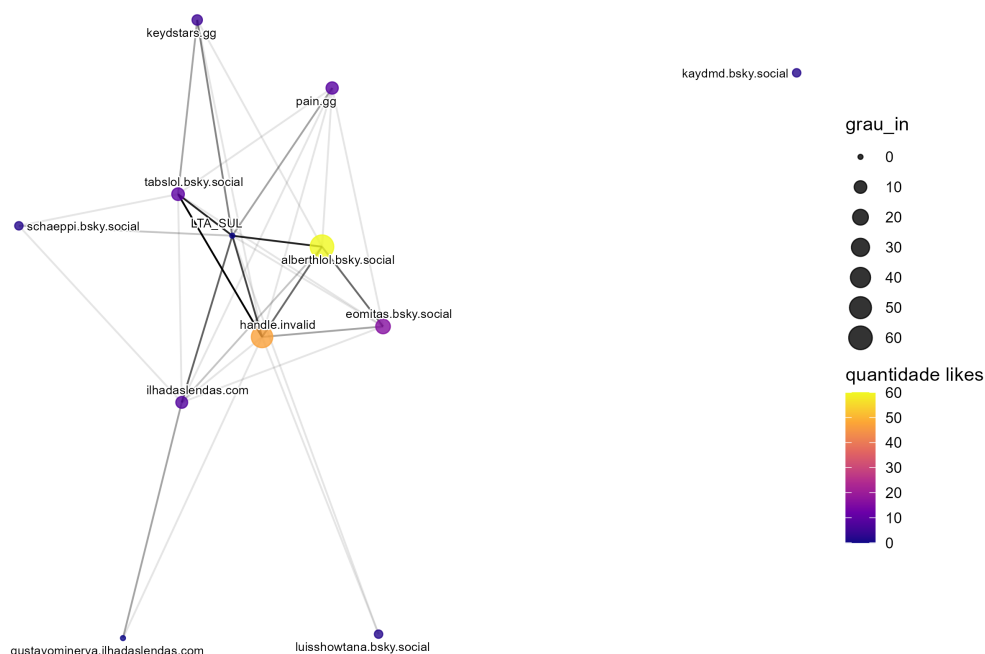
A observação sequencial dos grafos construídos para cada período revela um processo claro de diluição da rede de interações ao longo do tempo. Nos períodos iniciais, especialmente aqueles próximos ao início das fases decisivas do CBLol, os grafos apresentam maior densidade de conexões, com um número expressivo de arestas e uma concentração notável de atores desempenhando papéis centrais. O volume de likes trocados é maior, os clusters são mais definidos e a estrutura geral da rede se mostra compacta e coesa, refletindo um momento de forte mobilização da comunidade.

À medida que avançamos pelos períodos seguintes, entretanto, a rede perde densidade. O número de interações diminui, as conexões tornam-se mais esparsas e a centralidade de muitos atores enfraquece. Isso pode ser observado visualmente nos grafos: os nós ficam mais afastados, as arestas menos numerosas e a topologia da rede se fragmenta gradualmente. Esta diluição progressiva indica uma queda no engajamento coletivo após o ápice de interesse causado pelos eventos competitivos.

Esse comportamento é coerente com os resultados obtidos tanto no gráfico de densidade das postagens, que mostra um pico acentuado em torno da data da final, quanto no mapa de calor, que evidencia concentração de atividade em dias e horários específicos. Após a final do CBLol, os gráficos mostram que a comunidade continua ativa, mas de forma muito menos intensa e distribuída de maneira mais irregular.

Dentre todos os intervalos analisados, o período 5 se destaca como o momento de maior concentração de interações, coincidindo exatamente com a semana da final do CBLol, realizada em 07/09/2024. Nesse período, notamos redes significativamente mais densas, com atores fortemente conectados e grande volume de likes sendo trocados. A estrutura do grafo desse intervalo revela picos de atividade coletiva e padrões de engajamento que não se repetem com a mesma intensidade nos períodos anteriores ou posteriores.

**Rede de likes – período5
(31/08/2024 a 06/09/2024)
Nós com grau_out ≥ 500**



Na semana em que o X foi suspenso no Brasil, o grafo de curtidas recebidas apresenta uma rede muito mais ativa e estruturada do que no período anterior. A migração repentina de usuários para o Bluesky estimulou a formação rápida de novos polos de engajamento relacionados ao CBLOL.

Perfis oficiais e de equipes como LTA-SUL e pain.gg aparecem entre os principais nós da rede, recebendo altos volumes de curtidas e concentrando grande parte das interações do período. Também se destacam criadores e comentaristas do cenário competitivo, como albertthol e tabsLOL, que rapidamente passaram a ocupar posições de relevância na plataforma.

A presença de perfis associados ao grupo de streamers Ilha das Lendas, reconhecido como um dos hubs de conteúdo mais influentes do público de League of Legends, indica que a migração não se limitou a torcedores. Produtores de conteúdo fundamentais para a mediação das conversas sobre o CBLOL também se deslocaram para o Bluesky, contribuindo para a reestruturação da comunidade.

O grafo evidencia, portanto, que a suspensão do X funcionou como um fator de reorganização das discussões esportivas. A rede se torna mais densa e apresenta múltiplos centros de influência ancorados em equipes oficiais e criadores de conteúdo amplamente reconhecidos pelo público.

8 Conclusão

8.1 Principais achados

Os resultados da mineração de dados da rede Bluesky revelam uma reconfiguração significativa das dinâmicas de engajamento da comunidade de League of Legends após a suspensão do X, com um aumento expressivo no volume de postagens e interações imediatamente após o acontecimento. Observou-se que perfis oficiais como [pain.gg](#), representantes da LTA Sul e integrantes do coletivo de criadores Ilha das Lendas assumiram de imediato papel de destaque como *hubs* de circulação de conteúdo, reforçando o papel dos criadores e organizações esportivas como mediadores fundamentais na propagação de informações e na manutenção do engajamento comunitário.

A migração forçada demonstrou a resiliência da comunidade, que manteve a produção e o compartilhamento de análises, reações e conteúdos culturais mesmo diante da ruptura de uma infraestrutura digital amplamente consolidada. Essas atitudes refletem as “políticas de reparo” conceituadas por [Velkova e Kaun \(2021\)](#), com os membros da comunidade re-estabelecendo suas conexões prévias de forma a reparar o tecido social que foi rompido pela suspensão da plataforma digital em que previamente ocorria. Ainda que o engajamento tenha diminuído gradualmente após o retorno do X e o fim do campeonato Worlds de 2024, este ainda permaneceu acima dos níveis pré-suspensão, indicando que o Bluesky se consolidou como um espaço alternativo de interação.

Em uma perspectiva mais ampla, o fenômeno analisado dialoga diretamente com os debates sobre a defesa da liberdade na internet por meio de arquiteturas descentralizadas. Como argumentam [Barabas, Narula e Zuckerman \(2017\)](#), modelos de redes distribuídas de forma descentralizada podem fortalecer a resiliência do ecossistema digital ao reduzir a dependência de plataformas centralizadas e mitigar vulnerabilidades relacionadas à concentração de poder. O comportamento observado no Bluesky durante a suspensão do X ilustra, em escala empírica, essa tese: ao oferecer uma infraestrutura aberta e interoperável, a plataforma permitiu que a comunidade reorganizasse rapidamente seus fluxos comunicativos, preservando práticas sociais e informacionais que, em um ambiente totalmente centralizado, poderiam ter sido permanentemente interrompidas. Nesse sentido, o episódio reforça o valor de iniciativas alinhadas à web descentralizada e evidencia como alternativas abertas podem desempenhar papel crítico na continuidade do debate público e da produção cultural em momentos de instabilidade regulatória ou técnica.

8.2 Limitações e Trabalhos Futuros

A metodologia de coleta de dados deste estudo limitou-se à extração de *skeets* que continham o termo exato “CBLOL” em sua sigla. Para pesquisas futuras, sugere-se que futuras investigações expandam a abrangência da análise realizada neste trabalho. Uma forma de enriquecer o estudo seria desenvolvendo métodos para identificar e incorporar interações contextuais e discursivas que gravitam em torno do tema, como *skeets* que utilizam variações do termo CBLOL e termos associados, ou que são partes de respostas, citações ou *threads* onde o tema está implícito ou sendo diretamente comentado, permitindo uma análise de maior amplitude sobre o tópico na plataforma digital.

O presente estudo utilizou como métrica principal as curtidas ao longo de um período de 15 semanas. No entanto, as *threads*, que representam “fios” de diálogo entre usuários e incluem todas as respostas e citações com um mesmo *skeet* inicial, foram pouco utilizadas na análise pela dificuldade de automatizar a filtragem dos conteúdos presentes nestas para garantir que tivessem associação comprovável com o objeto de estudo. Se incluídas na mineração de dados de forma confiável, estas poderiam ampliar significativamente o volume de dados para análise.

Alternativamente, uma abordagem distinta para o mapeamento da comunidade brasileira de *e-sports* de LoL no Bluesky seria a construção de grafos centrados em atores relevantes. O canal de transmissão Ilha das Lendas, onde um grupo de ex-jogadores fazem *co-stream* de todas as ligas de LoL, possui um perfil no Bluesky desde 29 de agosto de 2024 e continuou ativo durante toda a suspensão do X no Brasil, atingindo mais de 34,5 mil seguidores. Utilizando os seguidores como métrica principal, torna-se viável identificar outros influenciadores conectados a esse perfil e analisar sequencialmente suas listas de seguindo e seguidores, de forma a construir uma representação gráfica da comunidade como um todo, em que a aplicação de medidas de centralidade nos vértices permitiria determinar quais atores teoricamente detêm maior poder de influência e disseminação de informação na rede.

Outra possibilidade para a análise de redes sociais no Bluesky seria a aplicação da análise de sentimentos (também conhecida como mineração de opiniões), que consiste no processo de analisar computacionalmente e identificar opiniões e julgamentos de um texto linguístico (Chakraborty; Das, 2023). Enquanto este estudo focou em métricas quantitativas de engajamento, a implementação computacional da identificação de julgamentos em textos linguísticos ofereceria uma camada qualitativa aos dados. A aplicação desta técnica, como evidenciada em estudos do X antes das restrições de sua API (Messaoudi; Guessoum; Romdhane, 2022; Bian *et al.*, 2016; Bhattacharjee; Sridhar; Dutta, 2017), permitiria não apenas medir a evolução do volume de interações, mas também classificar a polaridade das opiniões da comunidade.

9 Referência Bibliográfica

AGGARWAL, C. C. **Social Network Data Analytics**. [S. l.]: Springer, 2011. p. 1–508.

AVELINO, M. R.; SILVA, A.; LEAL, S. DEIXE SEU LIKE!: O Engajamento nas Publicações com Digital Influencers no Instagram das DMOs Brasileiras. **Revista Brasileira de Pesquisa em Turismo**, v. 14, p. 50–67, ago. 2020. DOI: [10.7784/rbtur.v14i3.1889](https://doi.org/10.7784/rbtur.v14i3.1889).

BARABAS, C.; NARULA, N.; ZUCKERMAN, E. **Internet Freedom Through Decentralization: Defending the Web Through Decentralization**. [S. l.], 2017. Acesso em: 29-11-2025.

BARBIER, G.; LIU, H. Data Mining In Social Media. *In*: SOCIAL network data analytics. [S. l.]: Springer, 2011. p. 327–352.

BARBOSA, A. F. A regulação de plataformas digitais no brasil: é possível uma abordagem preventiva? **Revista do IBRAC**, p. 150–178, dez. 2023. Disponível em: <https://revista.ibrac.org.br/revista/article/view/204>.

BATRINCA, B.; TRELEAVEN, P. Social media analytics: A survey of techniques, tools and platforms. **AI & SOCIETY**, v. 30, p. 89–116, fev. 2014. DOI: [10.1007/s00146-014-0549-4](https://doi.org/10.1007/s00146-014-0549-4).

BAYM, N. K. **Personal connections in the Digital age**. [S. l.]: Polity, 2010.

BHATTACHARJEE, B.; SRIDHAR, A.; DUTTA, A. Identifying the causal relationship between social media content of a Bollywood movie and its box-office success – a text mining approach. **International Journal of Business Information Systems**, v. 24, p. 344–368, jan. 2017. DOI: [10.1504/IJBIS.2017.082039](https://doi.org/10.1504/IJBIS.2017.082039).

BIAN, J. *et al.* Mining Twitter to Assess the Public Perception of the “Internet of Things”. **PLOS ONE**, Public Library of Science, v. 11, p. 1–14, jul. 2016. DOI: [10.1371/journal.pone.0158450](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0158450). Disponível em: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0158450>.

BLOCK, S.; HAACK, F. eSports: a new industry. **SHS Web of Conferences**, v. 92, p. 04002, jan. 2021. DOI: [10.1051/shsconf/20219204002](https://doi.org/10.1051/shsconf/20219204002).

BLUESKY. **Our plan for a sustainably open social network**. Acesso em: 2025 set. 10. Jul. 2023. Disponível em: <https://bsky.social/about/blog/7-05-2023-business-plan>.

BRASIL. Lei nº 12.965, de 23 de abril de 2014 - Marco Civil da Internet: Estabelece princípios, garantias, direitos e deveres para o uso da Internet no Brasil. (Marco Civil da Internet), 2014. Acesso em: 20 nov. 2025. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2014/lei/l12965.htm.

BRUNS, A.; STIEGLITZ, S. Quantitative Approaches to Comparing Communication Patterns on Twitter. **Journal of Technology in Human Services**, v. 30, p. 160–185, jul. 2012. DOI: [10.1080/15228835.2012.744249](https://doi.org/10.1080/15228835.2012.744249).

CAMAROTTI, G.; FALCÃO, M. Moraes autoriza X a voltar a operar no Brasil após rede cumprir exigências legais. **G1**, out. 2024. Acesso em: 2025 set. 14. Disponível em: <https://g1.globo.com/politica/blog/gereson->

[camarotti/post/2024/10/08/moraes-autoriza-x-a-voltar-a-operar-no-brasil-apos-rede-cumprir-exigencias-legais.ghml](#).

CAUTERUCCIO, F.; KOU, Y. Investigating the emotional experiences in eSports spectatorship: The case of League of Legends. **Information Processing & Management**, v. 60, n. 6, p. 103516, 2023. ISSN 0306-4573. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2023.103516>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306457323002534>.

CHAKRABORTY, A. K.; DAS, S. Chapter 8 - A comparative study of a novel approach with baseline attributes leading to sentiment analysis of Covid-19 tweets. In: DAS, D. *et al.* (ed.). **Computational Intelligence Applications for Text and Sentiment Data Analysis**. [S. l.]: Academic Press, 2023. (Hybrid Computational Intelligence for Pattern Analysis and Understanding). p. 179–208. ISBN 978-0-323-90535-0. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-0-32-390535-0.00013-6>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780323905350000136>.

CHEUNG, G.; HUANG, J. Starcraft from the Stands: Understanding the Game Spectator. In: p. 763–772. DOI: [10.1145/1978942.1979053](https://doi.org/10.1145/1978942.1979053).

CHINTAGUNTA, P.; HANSSENS, D. M.; HAUSER, J. R. Marketing and Data Science: Together the Future is Ours. **NIM Marketing Intelligence Review**, out. 2016. DOI: <https://doi.org/10.1515/gfkmir-2016-0011>. Disponível em: <https://sciendo.com/article/10.1515/gfkmir-2016-0011>.

DAM, N.; LE DINH, T.; MENVIELLE, W. The Quest for Customer Intelligence to Support Marketing Decisions: A Knowledge-Based Framework. **Vietnam Journal of Computer Science**, v. 09, p. 1–20, abr. 2022. DOI: [10.1142/S2196888822500208](https://doi.org/10.1142/S2196888822500208).

DIJCK, J. v.; POELL, T.; WAAL, M. d. **The Platform Society public values in a Connective World**. [S. l.]: MTM, 2019.

ECONOMIC TIMES. **X offers developers wider access to API beta via pay-per-use plan; offers users \$500 vouchers**. Out. 2025. Disponível em: <https://economictimes.indiatimes.com/tech/technology/x-offers-developers-wider-access-to-api-beta-via-pay-per-use-plan-offers-users-500-vouchers/articleshow/124726245.cms?from=mdr>. Acesso em: 4 nov. 2025.

ESTADÃO. **Após ameaça de suspensão, Facebook retira post do ar**. Acesso em 20 de novembro de 2025. 4 out. 2013. Disponível em: <https://www.estadao.com.br/emails/conversa-de-bicho/apos-ameaca-de-suspensao-facebook-retira-post-do-ar/>.

ESTADÃO. **Especialistas questionam bloqueio do WhatsApp**. Acesso em 27 de novembro de 2025. 18 dez. 2015. Disponível em: <https://www.estadao.com.br/link/empresas/especialistas-questionam-bloqueio-do-whatsapp/>.

FLORIDI, L. The Green and the Blue: Naïve Ideas to Improve Politics in a Mature Information Society. In: [s. l.: s. n.], out. 2019. p. 183–221. ISBN 978-3-030-17151-3. DOI: [10.1007/978-3-030-17152-0_12](https://doi.org/10.1007/978-3-030-17152-0_12).

FOLHA DE S.PAULO. **Justiça determina bloqueio do YouTube no Brasil**. Acesso em 20 de novembro de 2025. Jan. 2007. Disponível em: <https://www1.folha.uol.com.br/fsp/cotidian/ff0901200722.htm>.

FORBES, K. Examining the Beauty Industry’s Use of Social Influencers. **Elon Journal of Undergraduate Research in Communications**, p. 78–87, ago. 2016. Disponível em: https://eloncdn.blob.core.windows.net/eu3/sites/153/2017/06/08_Kristen_Forbes.pdf.

FREBERG, K. *et al.* Who are the social media influencers? A study of public perceptions of personality. **Public Relations Review**, v. 37, n. 1, p. 90–92, 2011. ISSN 0363-8111. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.pubrev.2010.11.001>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0363811110001207>.

FREEMAN, L. C. Centrality in Social Networks: A Conceptual Clarification. **Social Networks**, v. 1, n. 3, p. 215–239, 1978. DOI: [10.1016/0378-8733\(78\)90021-7](https://doi.org/10.1016/0378-8733(78)90021-7).

GANDOMI, A.; HAIDER, M. Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. **International Journal of Information Management**, v. 35, n. 2, p. 137–144, 2015. ISSN 0268-4012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2014.10.007>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0268401214001066>.

GILES, D. Parasocial Interaction: A Review of the Literature and a Model for Future Research. **Media Psychology - MEDIA PSYCHOL**, v. 4, p. 279–305, ago. 2002. DOI: [10.1207/S1532785XMEP0403_04](https://doi.org/10.1207/S1532785XMEP0403_04).

GLUCKSMAN, M. The Rise of Social Media Influencer Marketing on Lifestyle Branding: A Case Study of Lucie Fink. **Elon Journal of Undergraduate Research in Communications**, p. 77–87, ago. 2017. Disponível em: https://eloncdn.blob.core.windows.net/eu3/sites/153/2017/12/08_Lifestyle_Branding_Glucksman.pdf.

GOMES, P. C. R. **Grafos: conceitos fundamentais, algoritmos e aplicações**. Blumenau, SC: Editora do Instituto Federal Catarinense (IFC), 2022. ISBN 978-65-88089-12-5. Disponível em: <https://editora.ifc.edu.br/wp-content/uploads/sites/39/2022/11/Grafos-versao-final.pdf>.

GROUP, S. *et al.* **Pesquisa Game Brasil 2024 - Versão Gratuita**. [S. l.], 2024. 11^a edição. Disponível em: <https://www.pesquisagamebrasil.com.br>. Acesso em: 11 nov. 2025.

GROUP, S. *et al.* **Pesquisa Game Brasil 2025 - Versão Gratuita**. [S. l.], 2025. 12^a edição. Disponível em: <https://www.pesquisagamebrasil.com.br>. Acesso em: 11 nov. 2025.

HAMARI, J.; SJÖBLOM, M. What is eSports and why do people watch it? **Internet Research**, v. 27, abr. 2017. DOI: [10.1108/IntR-04-2016-0085](https://doi.org/10.1108/IntR-04-2016-0085).

HAUSER, W. Marketing analytics: The evolution of marketing research in the twenty-first century. **Direct Marketing: An International Journal**, v. 1, p. 38–54, abr. 2007. DOI: [10.1108/17505930710734125](https://doi.org/10.1108/17505930710734125).

HORTON, D.; WOHL, R. R. Mass Communication and Para-Social Interaction. **Psychiatry**, Routledge, v. 19, n. 3, p. 215–229, 1956. PMID: 13359569. DOI: [10.1080/00332747.1956.11023049](https://doi.org/10.1080/00332747.1956.11023049). eprint: <https://doi.org/10.1080/00332747.1956.11023049>. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00332747.1956.11023049>.

JENKINS, H.; GREEN, J.; FORD, S. **Cultura da conexão: criando valor e significado por meio da mídia propagável**. [S. l.]: Aleph, 2015.

KAPLAN, A.; HAENLEIN, M. Users of the World, Unite! The Challenges and Opportunities of Social Media. **Business Horizons**, v. 53, p. 59–68, fev. 2010. DOI: [10.1016/j.bushor.2009.09.003](https://doi.org/10.1016/j.bushor.2009.09.003).

KHALIFA, M.; BASHA, S.; FAYEZ, H. Using Social Media Sites and Its Relation with Social Isolation and Selfishness in Youth: A Predictive Study. **Studies in Media and Communication**, v. 14, p. 40–53, set. 2025. DOI: [10.11114/smc.v14i1.7867](https://doi.org/10.11114/smc.v14i1.7867).

KLEPPMANN, M. *et al.* Bluesky and the AT Protocol: Usable Decentralized Social Media. *In: PROCEEDINGS of the ACM CoNEXT-2024 Workshop on the Decentralization of the Internet (DIN '24)*. Los Angeles, CA, USA: ACM, 2024. p. 1–9. Extended version. Licensed under CC BY 4.0. DOI: [10.1145/3694809.3700740](https://doi.org/10.1145/3694809.3700740). Disponível em: <https://doi.org/10.1145/3694809.3700740>.

LEITE, F. P. A. O EXERCÍCIO DA LIBERDADE DE EXPRESSÃO NAS REDES SOCIAIS: E O MARCO CIVIL DA INTERNET. **Revista de Direito Brasileira**, v. 13, n. 6, p. 150–166, abr. 2016. DOI: [10.26668/IndexLawJournals/2358-1352/2016.v13i6.2899](https://doi.org/10.26668/IndexLawJournals/2358-1352/2016.v13i6.2899). Disponível em: <https://www.indexlaw.org/index.php/rdb/article/view/2899>.

LOSEKANN, M.; RODRIGUES, M. **Telegram cumpre decisões e Moraes revoga ordem de bloqueio do app em todo o país**. Acesso em: 27 nov. 2025. 20 mar. 2022. Disponível em: <https://g1.globo.com/politica/noticia/2022/03/20/telegram-cumpr-decisoes-e-moraes-revoga-ordem-de-bloqueio-do-app-em-todo-o-pais.ghtml>.

MACEY, J.; MATTINEN, T.; HAMARI, J. Paying, Playing, and Spectating: Relationships Between Digital Game Play and Spectating Esports. **Games and Culture**, set. 2025. DOI: [10.1177/15554120251376073](https://doi.org/10.1177/15554120251376073).

MALTHOUSE, E. *et al.* Managing Customer Relationships in the Social Media Era: Introducing the Social CRM House. **Journal of Interactive Marketing**, v. 27, p. 270–280, nov. 2013. DOI: [10.1016/j.intmar.2013.09.008](https://doi.org/10.1016/j.intmar.2013.09.008).

MESSAOUDI, C.; GUESSOUM, Z.; ROMDHANE, L. ben. A Deep Learning Model for Opinion mining in Twitter Combining Text and Emojis. **Procedia Computer Science**, v. 207, p. 2628–2637, 2022. ISSN 1877-0509. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.09.321>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050922012108>.

MICHEL WEDEL, P. K. Marketing Analytics for Data-Rich Environments. **Miscellaneous**, v. 80, n. 6, p. 97–121, 2016. DOI: [10.1509/jm.15.0413](https://doi.org/10.1509/jm.15.0413).

MOON, S.; YOO, S. Are More Followers Always Better? The Non-Linear Relationship between the Number of Followers and User Engagement on Seeded Marketing Campaigns in Instagram. **Asia Marketing Journal**, v. 24, p. 62–77, ago. 2022. DOI: [10.53728/2765-6500.1589](https://doi.org/10.53728/2765-6500.1589).

NDLOVU, T.; NDLOVU, S. Marketing Analytics. *In: [s. l.: s. n.]*, dez. 2020. p. 107–121. ISBN 9780429196614. DOI: [10.1201/9780429196614-6](https://doi.org/10.1201/9780429196614-6).

ÖZSU, M. T. Foundations and Scoping of Data Science. **Cornell University**, jan. 2024. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.13761>. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2301.13761>.

PEREIRA, L.; JÚNIOR, J. Regulação das plataformas digitais no Brasil e a defesa da soberania nacional. **Revista de Ciências do Estado**, v. 9, p. 1–22, jun. 2024. DOI: [10.35699/2525-8036.2024.52248](https://doi.org/10.35699/2525-8036.2024.52248).

PLANTIN, J.-C. *et al.* Infrastructure studies meet platform studies in the age of Google and Facebook. **New Media & Society**, v. 20, p. 293–310, jan. 2018. DOI: [10.1177/1461444816661553](https://doi.org/10.1177/1461444816661553).

RAVI, D. *et al.* SOCIAL MEDIA MARKETING: A CONCEPTUAL STUDY. **SSRN Electronic Journal**, v. 8, p. 63–71, fev. 2021. DOI: [10.7492/y6vntt17](https://doi.org/10.7492/y6vntt17).

RIOT GAMES. **Introducing League of Legends Championship of the Americas**. Acesso em: 30 set. 2025. Out. 2024. Disponível em: <https://lolesports.com/pt-BR/news/introducing-league-of-legends-championship-of-the-americas>.

RIOT GAMES. **LCS and CBLOL Return!** Acesso em: 12 nov. 2025. LoL Esports. 2025. Disponível em: <https://lolesports.com/en-US/news/lcs-and-cblol-return>.

RIOT GAMES. **League Handbook**. [S. l.], 2025. Acesso em: 11 nov. 2025. Disponível em: <https://lolesports.com/en-GB/season/113470241010388072/handbook>.

RIOT GAMES BRASIL. **CBLOL**. [S. l.]: Riot Games Brasil, 2024. Disponível em: <https://www.leagueoflegends.com/pt-br/news/tags/cblol/>.

ROGERS, R. **The End of the Virtual : Digital Methods**. [S. l.: s. n.], jan. 2009. ISBN 978 90 5629 593 6. DOI: [10.5117/9789056295936](https://doi.org/10.5117/9789056295936).

SARAWAGI, S. Information Extraction. Now Publishers Inc., Hanover, MA, USA, v. 1, n. 3, p. 261–377, mar. 2008. ISSN 1931-7883. DOI: [10.1561/19000000003](https://doi.org/10.1561/19000000003). Disponível em: <https://doi.org/10.1561/19000000003>.

SETO, K. S. Regulação de plataformas digitais: uma revisão sistemática de literatura. **Revista Eletrônica Internacional de Economia Política da Informação, da Comunicação e da Cultura**, v. 23, n. 3, 2021. Acesso em: 20 nov. 2025. Disponível em: <https://brapci.inf.br/v/251392>.

SHORT, J.; WILLIAMS, E.; CHRISTIE, B. A. The social psychology of telecommunications. *In*: disponível em: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:144403490>.

SRNICEK, N. **Platform Capitalism**. Cambridge: Polity Press, 2017. ISBN 9781509504867. Disponível em: https://www.politybooks.com/bookdetail?book_slug=platform-capitalism--9781509504867.

TAYLOR, T. **Watch me play: Twitch and the rise of Game Live Streaming**. [S. l.]: Princeton University Press, 2019.

TERRANOVA, T. Free Labor: Producing Culture for the Digital Economy. **Social Text**, v. 18, p. 33–58, 2000. Disponível em: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:153872482>.

TRAIL, G.; JAMES, J. The Motivation Scale for Sport Consumption: Assessment of the Scale's Psychometric Properties. **Journal of Sport Behavior**, v. 24, p. 108–127, jan. 2001.

TUTEN, T. L.; SOLOMON, M. R. **Social media marketing**. 2nd. ed. [S. l.]: Los Angeles (Calif.) : SAGE, 2015. ISBN 9781473916517. Disponível em: <http://lib.ugent.be/catalog/rug01:002210324>.

TWITCHMETRICS. **The Most Watched Games on Twitch, October 2025**. Acesso em: 28 out. 2025. 2025. Disponível em: <https://www.twitchmetrics.net/games/viewership>.

URUPA, M.; VALENTE, J. Regulação de plataformas digitais: mapeando o debate internacional. **Liinc em Revista**, v. 16, e5100, maio 2020. DOI: [10.18617/liinc.v16i1.5100](https://doi.org/10.18617/liinc.v16i1.5100).

VALSESIA, F.; PROSERPIO, D.; NUNES, J. C. The Positive Effect of Not Following Others on Social Media. **Journal of Marketing Research**, v. 57, n. 6, p. 1152–1168, 2020. Acesso em: 26 nov. de 2025. DOI: [10.1177/0022243720915467](https://doi.org/10.1177/0022243720915467). Disponível em: <https://doi.org/10.1177/0022243720915467>.

VELKOVA, J.; KAUN, A. Algorithmic resistance: media practices and the politics of repair. **Information, Communication & Society**, Routledge, v. 24, n. 4, p. 523–540, 2021. DOI: [10.1080/1369118X.2019.1657162](https://doi.org/10.1080/1369118X.2019.1657162). eprint: <https://doi.org/10.1080/1369118X.2019.1657162>. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/1369118X.2019.1657162>.

WICKHAM, H.; GROLEMUND, G. **R for Data Science**. [S. l.]: O'Reilly Media, 2017. ISBN 9781491910399. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=aZRYrgEACAAJ>.

WOLLESEN, B.; THOLL, C.; THIEL, A. Esports: Scientific significance, and the debate on its status as sport. **German Journal of Exercise and Sport Research**, jul. 2025. DOI: [10.1007/s12662-025-01054-9](https://doi.org/10.1007/s12662-025-01054-9).

WU, T. **The Master Switch: The Rise and Fall of Information Empires**. New York: Alfred A. Knopf, 2010. Disponível em: https://www.academia.edu/116990587/Tim_Wu_The_Master_Switch_The_Rise_and_Fall_of_Information_Empires.

ZHU, Y.; XIONG, Y. Defining Data Science. **Cornell University**, jan. 2015. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1501.05039>. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/1501.05039>.

A Apêndices

A.1 Apêndice A – Scripts desenvolvidos

A.1.1 Script 1-extracao.qmd

```

---
title: "Script de extração dos *skeets* via API com a biblioteca
`{atrrr}`"
format:
  html:
    toc: true
    toc-depth: 5
    toc-location: left
    embed-resources: true
execute:
  cache: true
---

```${r}
#| label: setup

library(atrrr)
library(dplyr)
library(lubridate)
library(purrr)
library(tidyverse)
library(tictoc)

funções utilitárias

dia.da.semana <- function(w.day) {
 case_match(
 w.day,
 1 ~ "domingo",
 7 ~ "sábado",
 .default =
 case_match(
 w.day,
 2 ~ "segunda",
 3 ~ "terça",
 4 ~ "quarta",
 5 ~ "quinta",
 6 ~ "sexta",
) |>
 str_c("-feira"),
)
}

`%!in%` <- negate(`%in%`)

para rastrear enquanto renderiza
dump.file <- ""
dump.inicia <- function(nome = "") {
 dump.file <-
 str_c("Dados/", nome, "/dump.txt") |>
 str_replace("//", "/")
 cat("", file = dump.file, append = FALSE) # zera o arquivo
}

```

```

dump.inicia()
dump.cat <- function(...) {
 cat(..., "\n", file = dump.file, append = TRUE)
}
dump.print <- function(nome, objeto) {
 dump.cat(nome, "=", objeto)
}
`

```

## Definindo os parâmetros da busca

### De quando a quando buscar?

Quando o Twitter foi bloqueado por Big Xande?

```

`{r}
#| label: def-inicio-bloqueio

inicio.bloqueio <- "30-08-2024" |> dmy()
`

```

Começou em uma ``r inicio.bloqueio |> wday() |> dia.da.semana()``, que é quando precisa ser o início dos blocos de 7 dias.

Nota: nesse caso, um bloco de 7 dias é diferente de uma semana, pois o bloco não começa necessariamente em um domingo.

Vamos buscar mais quatro blocos de 7 dias antes para estabelecer um baseline de atividade no Bluesky anterior ao bloqueio do Twitter

```

`{r}
#| label: def-inicio-busca
#| dependson: def-inicio-bloqueio

(inicio.busca <- inicio.bloqueio - 4 * dweeks())
`

```

Quando Big Xande liberou de volta o twitter?

```

`{r}
#| label: def-final-bloqueio

final.bloqueio <- "08-10-2024" |> dmy()
`

```

Foi numa ``r final.bloqueio |> wday() |> dia.da.semana()``.

O bloqueio durou ``r (n.dias.bloqueio <- (final.bloqueio - inicio.bloqueio + 1) |> as.numeric())`` dias, então não vai ser um número redondo de blocos de 7 dias, mas sim ``r n.dias.bloqueio / 7`` blocos de 7 dias, ou seja ``r n.dias.bloqueio %% 7`` blocos mais ``r n.dias.bloqueio %% 7`` dias e caiu o desbloqueio no ``r n.dias.bloqueio %% 7`` dia do ``r n.dias.bloqueio %% 7 + 1`` dia do bloco.



```

```{r}
#| label: def-final-busca
#| dependson: def-final-bloqueio

(final.busca <- final.bloqueio + 2 * ddays() + 4 * dweeks())
```

```

Isso dá `r final.busca - inicio.busca + 1` dias ou `r (final.busca - inicio.busca + 1) / 7` blocos de 7 dias, dos quais:

- blocos 1 a 4: 1 mês antes
- bloco 5: bloqueia 1o dia desse bloco
- blocos 6 a 9: só bluesky
- bloco 10: desbloqueia no 5o dia desse bloco
- blocos 11 a 14: X voltando a funcionar e bluesky esvaziando

### Por qual termos buscar?

Em princípio, poderia ser `cblo1` ou `"#cblo1"` ou mais algum outro termos de busca, mas vou ficar só com `cblo1` mesmo.

## Autenticando

```

```{r}
#| label: autenticando

auth(
  user = read_lines("login.txt"),
  password = read_lines("senha.txt"),
  overwrite = TRUE
)
```

```

## Buscando skeets por dia

A busca vai ser feita individualmente por dias e com limite maior do que 100 skeets.

```

```{r}
#| label: puxa-skeets-dia
#| dependson: def-inicio-busca, def-final.busca
#| collapse: true

```

```

(dias.buscas <- seq(inicio.busca, final.busca))

```

```

my.search.post <-
  insistently(
    f = search_post,
    quiet = FALSE,
    rate = rate_backoff(max_times = 5)
  )

```

```

dump.cat("=====")
dump.cat("buscando skeets por dia")

```

```

skeets.por.dia <-
  seq(inicio.busca, final.busca) |>
  map(
    \(dia) {
      skeets <-
        my.search.post(
          q = "cblo1",
          since = dia,
          until = dia + 1 * ddays(),
          limit = 6000
        )
      dump.cat("dia =", dia, "; n.skeets =", nrow(skeets))
      list(
        dia = dia,
        skeets = skeets
      )
    }
  )
``

```

Algum dia retornou mais do que 6000 skeets?

```

``{r}
#| label: checa-limite-skeets
#| dependson: puxa-skeets-dia

skeets.por.dia |>
  map_int\(x) x$skeets |> nrow()) > 6000
``

```

Juntando tudo em um único dataframe

```

``{r}
#| label: juntando-skeets-dia
#| dependson: puxa-skeets-dia

skeets <-
  skeets.por.dia |>
  map\(x) x$skeets) |>
  list_rbind()

nrow(skeets)
``

```

Há repetecos?

```

``{r}
#| label: checa-skeets-duplicados
#| dependson: puxa-skeets-dia

any(duplicated(skeets$uri))
``

```

Separando os dados mais úteis

```
```{r}
#| label: separa-skeets-curto
#| dependson: puxa-skeets-dia

skeets.curto <-
 skeets |>
 mutate(
 uri.post = uri,
 uri.reply = in_reply_to,
 uri.quote = quotes,
 did.autor =
 uri |>
 str_replace("^at://([^/]+)/app.*$", "\\1"),
 data.post =
 indexed_at |>
 ymd_hms(),
 .keep = "none"
)
```
```

Salvando os skeets baixados

```
```{r}
#| label: salva-skeets
#| dependson: puxa-skeets-dia, separa-skeets-curto

write_rds(skeets, "Dados/skeets-longo.rds")
write_rds(skeets.curto, "Dados/skeets-curto.rds")

pro caso de precisar carregar rápido:
skeets <- read_rds("Dados/skeets-longo.rds")
skeets.curto <- read_rds("Dados/skeets-curto.rds")

por ora, não está precisando rodar isto pra economizar espaço
rm(skeets)
```
```

Ainda precisa baixar dados para conseguir calcular KPIs?

Replies e quotes são interações com um skeets inicial ou com outro reply ou outro quote, então têm que ser contabilizados para calcular métricas de conectividade, de centralidade e outras

Isso cabe aqui ou seria na faxina de dados ou na análise dos dados?

De qualquer forma, tem que ver se precisa puxar mais algum dado do Bluesky ou se só depende dos dados já baixados

[T0-D0!!! O quê mais que eu tinha que fazer aqui mesmo?]{.mark}

Buscando threads desses skeets (inclui replies e reskeets)

```
[T0-D0!!!]{.mark}
```

```
```${r}  
#| label: puxa-threads
#| dependson: separa-skeets-curto

falta fazer
```
```

```
## Juntando todos os skeets
```

```
[T0-D0!!!]{.mark}
```

```
```${r}  
#| label: junta-skeets-threads
#| dependson: elimina-skeets-duplicados, puxa-threads

falta fazer
```
```

```
## Buscando *likes* dos skeets
```

Definindo a função de busca de perfis que deram *like* que faz tratamento de erros de busca

```
[AQUI!!!]{.mark}
```

```
```${r}  
#| label: def-my.get.likes
```

```
my.get.likes <-
 insistently(
 f = get_likes,
 quiet = FALSE,
 rate = rate_backoff(pause_min = 0.1, max_times = 5)
)
```
```

Verificando quais likes já foram baixados e eliminando da busca

```
```${r}  
#| label: corta-likes-ja-baixados
#| dependson: separa-skeets-curto, junta-skeets-threads
```

```
(
 likes.baixados <-
 list.files(
 path = "Dados/likes",
 pattern = "*.rds"
) |>
 str_remove("\\\\..*$") |>
 str_replace("^", "at://did:plc:") |>
 str_replace("-", "/app.bsky.feed.post/")
) |>
```

```
length()

(
 likes.a.baixar <-
 skeets.curto$uri.post |>
 setdiff(likes.baixados)
) |>
length()
````
```

Puxando os *likes* dos skeets coletados

```
````{r}
#| label: puxa-likes
#| dependson: def-my.get.likes, corta-likes-ja-baixados

dump.inicia("likes")
dump.cat("=====")
dump.cat("buscando likes")

likes <-
 walk2(
 likes.a.baixar,
 seq_along(likes.a.baixar),
 function(uri, i, n) {
 dump.cat("-----")
 dump.cat("i =", i, "/", n, "; uri =", uri, "; hora =", Sys.time())
 }
) |> as.character()
 # limite <- 6000
 tic()
 like <- my.get.likes(uri, limit = Inf)
 # dump.cat("limite =", limite, "; puxou =", nrow(like))
 # while (nrow(like) > limite) {
 # limite <- limite * 2
 # like <- my.get.likes(uri, limit = limite)
 # dump.cat("limite =", limite, "; puxou =", nrow(like))
 # }
 tempo <- toc()
 nome <-
 uri |>
 str_remove("at://did:plc:") |>
 str_replace("/app.bsky.feed.post/", "-")
 dump.cat(
 "puxou =", nrow(like),
 "; tempo =", tempo[[2]] - tempo[[1]],
 "; file =", nome
)
 write_rds(
 like,
 file = str_c("Dados/likes/", nome, ".rds")
)
},
n = length(likes.a.baixar)
)
```

```
```
```

```
## Buscando *reposts* dos skeets
```

```
[AQUI!!!]{.mark}
```

```
```{r}
```

```
#| label: def-my.get.reposts
```

```
my.get.reposts <-
 insistently(
 f = get_reposts,
 quiet = FALSE,
 rate = rate_backoff(pause_min = .1, max_times = 5)
)
```
```

Verificando quais likes já foram baixados e eliminando da busca

```
```{r}
```

```
#| label: corta-reposts-ja-baixados
```

```
#| dependson: separa-skeets-curto, junta-skeets-threads
```

```
(
```

```
 reposts.baixados <-
 list.files(
 path = "Dados/reposts",
 pattern = "*.rds"
) |>
 str_remove("\\\\..*$") |>
 str_replace("^", "at://did:plc:") |>
 str_replace("-", "/app.bsky.feed.post/")
```

```
) |>
```

```
length()
```

```
(
```

```
 reposts.a.baixar <-
 skeets.curto$uri.post |>
 setdiff(reposts.baixados)
```

```
) |>
```

```
length()
```

```
```
```

Puxando os *reposts* dos skeets coletados

```
```{r}
```

```
#| label: puxa-reposts
```

```
#| dependson: def-my.get.reposts, corta-reposts-ja-baixados
```

```
dump.inicia("reposts")
```

```
dump.cat("=====")
```

```
dump.cat("buscando reposts")
```

```
reposts <-
```

```
 walk2(
 my.get.reposts,
 my.get.reposts
```

```

reposts.a.baixar,
seq_along(reposts.a.baixar),
function(uri, i, n) {
 dump.cat("-----")
 dump.cat("i =", i, "/", n, "; uri =", uri, "; hora =", Sys.time())
|> as.character())
 # limite <- 6000
 tic()
 repost <- my.get.reposts(uri, limit = Inf)
 # dump.cat("limite =", limite, "; puxou =", nrow(repost))
 # while (nrow(repost) > limite) {
 # limite <- limite * 2
 # repost <- my.get.reposts(uri, limit = limite)
 # dump.cat("limite =", limite, "; puxou =", nrow(repost))
 # }
 tempo <- toc()
 nome <-
 uri |>
 str_remove("at://did:plc:") |>
 str_replace("/app.bsky.feed.post/", "-")
 dump.cat(
 "puxou =", nrow(repost),
 "; tempo =", tempo[[2]] - tempo[[1]],
 "; file =", nome
)
 write_rds(
 repost,
 file = str_c("Dados/reposts/", nome, ".rds")
)
},
n = length(reposts.a.baixar)
...)

```

## Juntando todos os users, vindos de posts, de likes ou reposts

```
[T0-D0!!!]{.mark}
```

```

```{r}
#| label: junta-users
#| dependson: junta-skeets-threads, puxa-likes, puxa-reposts

# falta fazer
```

```

## Buscando \*followers\*

```
[T0-D0!!!]{.mark}
```

```

```{r}
#| label: puxa-followers
#| dependson: junta-users

# falta fazer

```

```

## Buscando \*follows\*

[T0-D0!!!]{.mark}

```{r}

#| label: puxa-follows

#| dependson: junta-users

falta fazer

```

## Lembrar de verificar se usou, se precisa usar ou se não precisa

Funções de extração já usadas:

- `search\_post()`
- `get\_replies()`
- `get\_reposts()`
- `get\_likes()`

Falta usar:

- `get\_follows()`
- `get\_followers()`
- `get\_user\_info()`

Descobrir se chega a precisar usar:

- `search\_feed()`
- `get\_feed()`
- `get\_thread()`
- `get\_actor\_likes()`
- `get\_actor\_starter\_packs()`
- `get\_list()`
- `get\_own\_timeline()`



A.1.2 Script 2-tratamento-dados.qmd

```

title: "Tratamento dos dados de *likes* em *skeets*"
format:
 html:
 toc: true
 toc-depth: 5
 toc-location: left
 embed-resources: true
execute:
 cache: refresh

```

```

```{r}
#| label: setup
#| warning: false

library(tidyverse)
`%!in%` <- negate(`%in%`)
```

```

## Dados de likes

Montando lista de likes

```

```{r}
#| label: carrega-likes

likes <-
  list.files(
    path = "Dados/likes",
    pattern = "*.rds",
    full.names = TRUE
  ) |>
  map(
    \(nome) {
      read_rds(nome) |>
      mutate(
        uri.skeet =
          nome |>
          str_remove("\\\\..*$") |>
          str_replace("^", "at://did:plc:") |>
          str_replace("-", "/app.bsky.feed.post/"),
        data.skeet = created_at,
        to.actor =
          nome |>
          str_remove("\\\\..*$") |>
          str_replace("Dados/likes/", "did:plc:") |>
          str_remove("-.*$"),
        from.actor =
          actor_data |>
          map_chr\(x) x$did),
        from.handle =
          actor_data |>

```

```

        map_chr(\(x) x$handle),
        .keep = "none"
    )
}
) |>
list_rbind()

likes |> write_rds("Dados/likes.rds")
````

```

Criando listas de actors relacionados com likes

```

````{r}
#| label: criando-likes-actors

# quem curtiu
liker.actors <-
  likes |>
  select(from.actor, from.handle) |>
  unique()
liker.actors |> write_rds("Dados/liker-actors.rds")

# quem foi curtido
liked.actors <-
  likes$to.actor |>
  unique()
liked.actors |> write_rds("Dados/liked-actors.rds")

# quem curtiu ou foi curtido
likes.actors <-
  c(liker.actors$from.actor, liked.actors) |>
  unique()
likes.actors |> write_rds("Dados/likes-actors.rds")
````

```

Montando a matriz de likes dados

```

````{r}
#| label: monta-matriz-likes

all.actors.likes <-
  tibble(
    did =
      c(likes$from.actor, likes$to.actor) |>
      unique() |>
      sort()
  ) |>
  left_join(
    likes |> distinct(did = from.actor, handle = from.handle),
    by = "did"
  ) |>
  mutate(num = row_number()) |>
  mutate(handle = case_when(did == "did:plc:uk7niqvqdg74qhw4vrg3vi"
~ "LTA_SUL",

```

```

        TRUE ~ handle
    )
)

all.actors.likes |> write_rds("Dados/all-actors-likes.rds")

matriz.likes <-
  likes |>
  left_join(
    all.actors.likes,
    by = c("from.actor" = "did")
  ) |>
  rename(actor.influenced.num = num) |>
  left_join(
    all.actors.likes,
    by = c("to.actor" = "did")
  ) |>
  rename(actor.influencer.num = num) |>
  select(
    data.skeet,
    actor.influencer.num,
    actor.influenced.num
  )
matriz.likes |> write_rds("Dados/matriz-likes.rds")
```

```

## Dados de skeets

Carregando a versão curta

```

```{r}
#| label: carrega-skeets

skeets <- read_rds("Dados/skeets-curto.rds")
```

```

Montando lista de envolvidos em skeets

```

```{r}
#| label: criando-skeets-actors

all.actors.skeets <-
  tibble(
    did =
      c(
        skeets$did.autor,
        skeets$uri.post,
        skeets$uri.reply,
        skeets$uri.quote
      ) |>
      str_remove("^at://") |>
      str_remove("/app.*$") |>
      unique() |>
      sort()
  )

```

```

) |>
mutate(num = row_number())
all.actors.likes |> write_rds("Dados/all-actors-likes.rds")

matriz.skeets <-
skeets |>
# se nem é reply e nem é quote, não é uma interação
filter(!is.na(uri.reply) | !is.na(uri.quote)) |>
left_join(
  all.actors.skeets,
  by = c("did.autor" = "did")
) |>
rename(actor.influenced.num = num) |>
mutate(
  did.replied.to =
    uri.reply |>
    str_remove("at://") |>
    str_remove("/app.*$"),
  did.quoted =
    uri.quote |>
    str_remove("at://") |>
    str_remove("/app.*$")
) |>
left_join(
  all.actors.skeets,
  by = c("did.replied.to" = "did")
) |>
rename(num.replied = num) |>
left_join(
  all.actors.skeets,
  by = c("did.quoted" = "did")
) |>
rename(num.quoted = num) |>
mutate(
  actor.influencer.num =
    case_when(
      !is.na(num.replied) ~ num.replied,
      !is.na(num.quoted) ~ num.quoted,
      .default = NA
    ),
  influence =
    case_when(
      !is.na(num.replied) ~ "reply",
      !is.na(num.quoted) ~ "quote",
      .default = NA
    ),
) |>
select(
  data.post,
  actor.influencer.num,
  actor.influenced.num,
  influence
)
matriz.skeets |> write_rds("Dados/matriz-skeets.rds")

```

```
```
```

Separando os skeets com "cblo1" em iniciais e replies/quotes

```
```{r}
#| label: separando-skeets-iniciais-replies-quotes

skeets.separados <-
  skeets |>
  mutate(
    tipo =
      case_when(
        !is.na(uri.reply) ~ "reply",
        !is.na(uri.quote) ~ "quote",
        .default = "skeet"
      )
  ) |> # count(tipo)
  group_by(tipo) |>
  group_split(.keep = TRUE) |> # length()
  set_names(c("quote", "reply", "skeet"))
skeets.separados$quote |> write_rds("Dados/skeets-quote.rds")
skeets.separados$reply |> write_rds("Dados/skeets-reply.rds")
skeets.separados$skeet |> write_rds("Dados/skeets-iniciais.rds")
```
```

## Dicionário de actors

Precisa:

- juntar todos os did's já encontrados com os handles quando presentes
- numerar sequencialmente os "handle.invalid" de did's diferentes
- criar um "handle.missing" quando is.na(handle)
- remover o ".bsky.social" de quem tiver
- colar os handles dos did's que mudaram de handle pelo meio do caminho

Buscando os skeets longos

```
```{r}
#| label: carrega-skeets-longo

skeets.longo <- read_rds("Dados/skeets-longo.rds")
```
```

Montando a lista de did's e handles

```
```{r}
#| label: monta-did-handle

did.handle.unicos <-
  bind_rows(
    skeets.longo |> select(did = uri, handle = author_handle),
    skeets.longo |> select(did = uri, handle = author_handle),
    skeets.longo |> select(did = in_reply_to),
    skeets.longo |> select(did = quotes),
  )
```

```

) |>
filter(!is.na(did)) |>
mutate(
  did =
    did |>
    str_remove("^at://") |>
    str_remove("/app.*$")
) |>
bind_rows(
  likes |> select(did = from.actor, handle = from.handle),
  likes |> select(did = to.actor),
) |>
arrange(did, handle) |>
distinct()
```

```

Tem muita gente com múltiplos handles?

```

```{r}
did.handle.unicos |>
  group_by(did) |>
  summarise(
    quantos.handles = n(),
    any.handle.na = any(is.na(handle)),
    any.handle.invalid = any(handle == "handle.invalid")
  ) |>
  count(
    quantos.handles,
    any.handle.na,
    any.handle.invalid,
  )
```

```

```

```{r}
did.handle.unicos |>
  group_by(did) |>
  filter((n() == 1) | (n() > 1 & !is.na(handle))) |>
  summarise(
    quantos.handles = n(),
    any.handle.na = any(is.na(handle)),
    any.handle.invalid = any(handle == "handle.invalid")
  ) |>
  count(
    quantos.handles,
    any.handle.na,
    any.handle.invalid,
  )
```

```

Não. Só há 3 situações:

- ou apenas handle NA,
- ou apenas handle inválido
- ou apenas um único handle válido

## Montando o dicionários de handles

- numerar sequencialmente os "handle.invalid" de did's diferentes
- criar um "handle.missing" quando is.na(handle)
- remover o ".bsky.social" de quem tiver
- colar os handles dos did's que mudaram de handle pelo meio do caminho

```
```{r}
#| label: monta-dicionario-handles

dicionario.handles <-
  did.handle.unicos |>
  group_by(did) |>
  filter(n() == 1 | n() > 1 & !is.na(handle)) |>
  ungroup() |>
  mutate(
    handle =
      if_else(
        is.na(handle),
        "handle.missing",
        handle
      )
  ) |>
  arrange(handle) |>
  group_by(handle) |> # só missing e invalid é que sejam juntados
  mutate(
    handle =
      if_else(
        n() == 1 + 0 * nchar(handle),
        handle |>
          str_remove(fixed(".bsky.social")),
        handle |>
          str_c(".", seq(n()))
      )
  )
dicionario.handles |> write_rds("Dados/dicionario-handles.rds")
```
```

Temos `r sum(str\_sub(dicionario.handles\$handle, 1, 14) == "handle.missing")` did's sem handle. Vale a pena tentar puxar os dados desses did's com a

```
`r dicionario.handles$did[12]`
```

```
`r which(str_sub(dicionario.handles$handle, 1, 14) == "handle.missing")`
```

## Se precisar, carregando do disco o que já foi processado

Só executa se avaliado manualmente

```
```{r}
#| label: recarrega-dados
#| eval: false
```



```
# likes
likes <- read_rds("Dados/likes.rds")
liker.actors <- read_rds("Dados/liker-actors.rds")
liked.actors <- read_rds("Dados/liked-actors.rds")
likes.actors <- read_rds("Dados/likes-actors.rds")
all.actors.likes <- read_rds("Dados/all-actors-likes.rds")
matriz.likes <- read_rds("Dados/matriz-likes.rds")
# skeets
skeets.longo <- read_rds("Dados/skeets-longo.rds")
matriz.skeets <- read_rds("Dados/matriz-skeets.rds")
all.actors.likes <- read_rds("Dados/all-actors-likes.rds")
skeets.separados <-
  list(
    quote = read_rds("Dados/skeets-quote.rds"),
    reply = read_rds("Dados/skeets-reply.rds"),
    skeet = read_rds("Dados/skeets-iniciais.rds")
  )
,,,
```

A.1.3 Script 3-critica-likes.qmd

```

---
title: "Crítica dos dados de likes"
format:
  html:
    toc: true
    toc-depth: 5
    toc-location: left
    embed-resources: true
execute:
  cache: true
---

```

```

```{r}
#| label: setup
#| warning: false

library(tidyverse)
`%!in%` <- negate(`%in%`)
options(scipen = 99)
```

```

Carregando dados

```

```{r}
#| label: carrega-likes

likes <- read_rds("Dados/likes.rds")
liker.actors <- read_rds("Dados/liker-actors.rds")
liked.actors <- read_rds("Dados/liked-actors.rds")
likes.actors <- read_rds("Dados/likes-actors.rds")
```

```

Criticando lista de likers

```

```{r}
liker.actors |>
 group_by(from.handle == "handle.invalid") |>
 summarise(quantos = n())
```

```

`r sum(liker.actors\$from.handle == "handle.invalid")` actors não têm mais handles válidos, então esses actors serão agrupados erradamente como um único actor se agrupar por handle.

```

```{r}
likes.liker.liked <-
 tibble(
 actor =
 c(liker.actors$from.actor, liked.actors) |>
 unique() |>
 sort()
) |>

```

```

mutate(
 curtiu = actor %in% liker.actors$from.actor,
 foi.curtido = actor %in% liked.actors
) |>
with(table(curtiu, foi.curtido)) |>
addmargins()
likes.liker.liked
```

```

Dos `r likes.liker.liked[2,3]` actors que curtiram skeets com "cblol" e dos `r likes.liker.liked[3,2]` actors postaram skeets com "cblol" que foram curtidos, `r likes.liker.liked[2,2]` curtiram e foram curtidos e `r likes.liker.liked[2,1]` curtiram mas não foram curtidos e `r likes.liker.liked[1,2]` foram curtidos mas não curtiram.

Vendo se falta algum actor

Lendo skeets

```

```{r}
#| label: confere-actors

skeets <- read_rds("Dados/skeets-curto.rds")
all.actors.skeets <-
 c(
 skeets$did.autor,
 skeets$uri.reply |>
 str_remove("^at://") |>
 str_remove("/app.bsky.feed.post/.*$")
) |>
 unique() |>
 sort()
likes.actors <-
 c(liker.actors$from.actor, liked.actors) |>
 unique() |>
 sort()
sum(all.actors.skeets %!in% likes.actors)
sum(likes.actors %!in% all.actors.skeets)
skeets$uri.reply |>
 str_remove("^at://") |>
 str_remove("/app.bsky.feed.post/.*$") |>
 unique() |>
 setdiff(likes.actors) |>
 length()
```

```

Há `r skeets\$uri.reply |> str_remove("^at://") |> str_remove("/app.bsky.feed.post/.*\$") |> unique() |> setdiff(likes.actors) |> length()` autores de skeets sem "cblol" que estão nos skeets não estão nos likes porque eceberam replies com "cblol" curtidos

Verificando a matriz de likes

Carregando

```
```{r}
#| label: carrega-matriz-likes

matriz_likes <- read_rds("Dados/matriz-likes.rds")
```
```

Vendo como está para um dia específico (a final do campeonato, com muita atividade)

```
```{r}
matriz_likes.20240907 <-
 matriz_likes |>
 filter(date(data.skeet) == ymd("2024-09-07")) |>
 count(
 actor.influencer.num,
 actor.influenced.num,
 name = "quantos"
)
matriz_likes.20240907
```
```

Parece ok

Testando algumas medidas de centralidade em função dos likes

```
```{r}
all_actors_likes <- read_rds("Dados/all-actors-likes.rds")

matriz_likes.20240907.saindo <-
 matriz_likes.20240907 |>
 group_by(actor.influencer.num) |>
 summarise(quantos = sum(quantos)) |>
 left_join(all_actors_likes, by = c("actor.influencer.num" = "num")) |>
 rename(
 actor.influencer = did,
 arestas.saindo = quantos
)
matriz_likes.20240907.saindo

matriz_likes.20240907.entrando <-
 matriz_likes.20240907 |>
 group_by(actor.influenced.num) |>
 summarise(quantos = sum(quantos)) |>
 left_join(all_actors_likes, by = c("actor.influenced.num" = "num")) |>
 rename(
 actor.influenced = did,
 arestas.entrando = quantos
)
matriz_likes.20240907.entrando

matriz_likes.20240907.saldo <-
 full_join(
```

```

matriz.likes.20240907.saindo,
matriz.likes.20240907.entrando,
by = c("actor.influencer.num" = "actor.influenced.num"),
keep = TRUE
) |>
mutate(
 across(
 c(arestas.saindo,arestas.entrando),
 \(x) if_else(x |> is.na(), 0, x)
),
 saldo.arestas = arestas.saindo - arestas.entrando,
 spread.arestas = arestas.saindo + arestas.entrando -
abs(saldo.arestas),
) |>
rename(
 actor = actor.influencer,
 actor.num = actor.influencer.num
) |>
select(
 actor,
 actor.num,
 arestas.saindo,
 arestas.entrando,
 saldo.arestas,
)
matriz.likes.20240907.saldo |>
 view()
``

```

Parece que tá funcionando

#### A.1.4 Script 4-metricas-rede.qmd

```

title: "Métricas de rede"
format:
 html:
 toc: true
 toc-depth: 5
 toc-location: left
 embed-resources: true
execute:
 cache: refresh

```

```
```{r}
#| label: setup
#| warning: false

library(tidyverse)
`%!in%` <- negate(`%in%`)
options(scipen = 99)
```
```

## Carregando dados

```
```{r}
#| label: carrega-likes

# likes
likes <- read_rds("Dados/likes.rds")
liker.actors <- read_rds("Dados/liker-actors.rds")
liked.actors <- read_rds("Dados/liked-actors.rds")
likes.actors <- read_rds("Dados/likes-actors.rds")
all.actors.likes <- read_rds("Dados/all-actors-likes.rds")
matriz.likes <- read_rds("Dados/matriz-likes.rds")
```
```

## Verificando a matriz de likes para todos os dias

fazendo períodos

```
```{r}
#| label: períodos

inicio.bloqueio <- "30-08-2024" |> dmy()
(inicio.busca <- inicio.bloqueio - 4 * dweeks())

final.bloqueio <- "08-10-2024" |> dmy()
(final.busca <- final.bloqueio + 2 * ddays() + 4 * dweeks())

dias.periodo <- seq.Date(from = inicio.busca, to = final.busca, by =
"day")
```

fazendo uma matriz para cada dia
```



```

```{r}
#| label: matriz-cada-dia

matriz.lista.dias <-
  map(
    dias.periodo,
    ~matriz.likes |>
      filter(date(data.skeet) == .x) |>
      count(
        actor.influencer.num,
        actor.influenced.num,
        name = "quantos"
      )
  )

names(matriz.lista.dias) <- dias.periodo |> format("%Y-%m-%d")
```

salvando

```{r}

walk(
  names(matriz.lista.dias),
  ~ write_rds(
    matriz.lista.dias[[.x]],
    paste0("Dados/matrizes-dia/", .x, "-likes.rds")
  )
)
```

criando um vetor das matrizes

```{r}

vetor.matrizes.dias.likes <-
  list.files(
    path = "Dados/matrizes-dia",
    pattern = "\\\\.rds$",
    full.names = TRUE
  )
saveRDS(vetor.matrizes.dias.likes, "Dados/vetor-matrizes-dias-likes.rds")
```

não precisa rodar

quantidade de matrizes (98 dias)

```{r}
#| label: conta-arquivos

```

```
#| eval: false
```

```
n_arquivos <- length(list.files("Dados/matrizes-dia"))
n_arquivos
```
```

Vendo como está para um dia específico e tirando medidas de centralidade em função dos likes

Da matriz 1 a 27 - não há likes (ninguém curtiu ou foi curtido)

A partir do dia 28 - há likes

exemplo do dia [37] = 07-09-2024

```
```{r}
dia37 <- readRDS(vetor.matrizes.dias.likes[[37]])

# in-degree: Influencia sendo recebida (actor.influencer.num)
in_dia37 <-
  dia37 |>
  group_by(actor.influencer.num) |>
  summarise(
    in_degree = sum(quantos),
    .groups = "drop"
  ) |>
  rename(actor.num = actor.influencer.num)

# out-degree: Influencia sendo dada (actor.influenced.num)
out_dia37 <-
  dia37 |>
  group_by(actor.influenced.num) |>
  summarise(
    out_degree = sum(quantos),
    .groups = "drop"
  ) |>
  rename(actor.num = actor.influenced.num)

# junta in + out por ator
metricas_agregadas_dia37 <-
  full_join(in_dia37, out_dia37, by = "actor.num") |>
  replace_na(list(in_degree = 0, out_degree = 0)) |>
  mutate(
    saldo = in_degree - out_degree,
    spread = in_degree + out_degree - abs(saldo)
  ) |>
  left_join(
    all_actors.likes |> select(num, did, handle),
    by = c("actor.num" = "num")
  ) |>
  relocate(did, handle, .after = actor.num) |>
```

```

    arrange(desc(in_degree))

saveRDS(mtricas_agregadas_dia37, "Dados/mtricas_agregadas_dia37.rds")
```

```{r}
#TODOS OS DIAS

# matriz.lista.dias já tem nomes com datas no formato "YYYY-MM-DD"

metricas_todos_dias <-
  imap_dfr(
    matriz.lista.dias,
    ~ {
      dia <- .x      # data.frame desse dia
      data_str <- .y # nome da lista, ex: "2024-09-07-likes"

      # in-degree: quem recebe likes
      in_dia <-
        dia |>
        group_by(actor.influenced.num) |>
        summarise(
          in_degree = sum(quantos),
          .groups = "drop"
        ) |>
        rename(actor.num = actor.influenced.num)

      # out-degree: quem dá likes
      out_dia <-
        dia |>
        group_by(actor.influencer.num) |>
        summarise(
          out_degree = sum(quantos),
          .groups = "drop"
        ) |>
        rename(actor.num = actor.influencer.num)

      # junta in + out para o dia
      full_join(in_dia, out_dia, by = "actor.num") |>
      replace_na(list(in_degree = 0, out_degree = 0)) |>
      mutate(
        saldo = in_degree - out_degree,
        spread = in_degree + out_degree - abs(saldo),
        data = ymd(data_str)
      ) |>
      left_join(
        all.actors.likes |> select(num, did, handle),
        by = c("actor.num" = "num")
      ) |>
      relocate(data, actor.num, did, handle)
    }
  )

saveRDS(metricas_todos_dias, "Dados/mtricas-todos-dias.rds" )

```

```
```
```

```
por 14 periodos
```

```
```{r}
```

```
#| label: separa-14-periodos
```

```
periodos_idx <- list(  
  periodo1 = 2:8,  
  periodo2 = 9:15,  
  periodo3 = 16:22,  
  periodo4 = 23:29,  
  periodo5 = 30:36,  
  periodo6 = 37:43,  
  periodo7 = 44:50,  
  periodo8 = 51:57,  
  periodo9 = 58:64,  
  periodo10 = 65:71,  
  periodo11 = 72:78,  
  periodo12 = 79:85,  
  periodo13 = 86:92,  
  periodo14 = 93:98  
)  
```
```

```
```{r}
```

```
matriz_periodos <- imap(  
  periodos_idx,  
  ~ matriz_lista_dias[.x] |>  
    bind_rows() |>  
    group_by(actor_influencer_num, actor_influenced_num) |>  
    summarise(  
      quantos = sum(quantos),  
      .groups = "drop"  
    )  
)
```

```
# nomes são "periodo1", "periodo2", "periodo3"...
```

```
names(matriz_periodos)
```

```
saveRDS(matriz_periodos, "Dados/matriz_periodo5.rds")
```

```
```
```

```
```{r}
```

```
matriz_p5 <- matriz_periodos$periodo5
```

```
# 2) in-degree: influência recebida (actor_influencer_num)
```

```
in_p5 <-
```

```
  matriz_p5 |>
```

```
  dplyr::group_by(actor_influencer_num) |>
```

```
  dplyr::summarise(  
    in_p5 = sum(in_p5)  
  )  
`
```

```

    in_degree = sum(quantos),
    .groups    = "drop"
  ) |>
  dplyr::rename(actor.num = actor.influencer.num)

# 3) out-degree: influência dada (actor.influenced.num)
out_p5 <-
  matriz_p5 |>
  dplyr::group_by(actor.influenced.num) |>
  dplyr::summarise(
    out_degree = sum(quantos),
    .groups    = "drop"
  ) |>
  dplyr::rename(actor.num = actor.influenced.num)

# 4) junta in + out por ator, calcula saldo e spread, adiciona handle
metricas_agregadas_perodo5 <-
  dplyr::full_join(in_p5, out_p5, by = "actor.num") |>
  tidyr::replace_na(list(in_degree = 0, out_degree = 0)) |>
  dplyr::mutate(
    saldo = in_degree - out_degree,
    spread = in_degree + out_degree - abs(saldo)
  ) |>
  dplyr::left_join(
    all.actors.likes |> dplyr::select(num, did, handle),
    by = c("actor.num" = "num")
  ) |>
  dplyr::relocate(did, handle, .after = actor.num) |>
  dplyr::arrange(dplyr::desc(in_degree))

# 5) salva o objeto para uso futuro
saveRDS(metricas_agregadas_perodo5,
"Dados/metricas_agregadas_perodo5.rds")
```



```

# por 3 periodos
```{r}
#| label: separa-tres-periodos

periodos3_idx <- list(
 periodo1 = 1:32,
 periodo2 = 33:65,
 periodo3 = 66:98
)
```

```{r}

matriz_3_periodos <- imap(
 periodos_idx,
 ~ matriz.lista.dias[.x] |>
 bind_rows() |>
 group_by(actor.influencer.num, actor.influenced.num) |>
 summarise(

```


```

```
        quantos = sum(quantos),  
        .groups = "drop"  
    )  
)  
  
# nomes são "período1", "período2", "período3"  
names(matriz_3_periodos)  
  
` ``
```

A.1.5 Script 5-grafos-likes.qmd

```

---
title: "5-grafos-likes"
format:
  html:
    toc: true
    toc-depth: 5
    toc-location: left
    embed-resources: true
execute:
  cache: refresh
---

```{r}
#| label: setup
#| warning: false

library(tidyverse)
library(tidygraph)
library(ggraph)
library(igraph)
library(viridis)
library(purrr)
library(patchwork)
```

```{r}
#| label: carrega-metricas

all.actors.likes <- read_rds("Dados/all-actors-likes.rds")
matriz.likes <- read_rds("Dados/matriz-likes.rds")
vetor.matrizes.dias.likes <- readRDS("Dados/vetor-matrizes-dias-likes.rds")
dia37 <- readRDS(vetor.matrizes.dias.likes[[37]])
metricas_agregadas_dia37 <-
 read_rds("Dados/metricas_agregadas_dia37.rds")

#metricas_todos_dias <- ("Dados/metricas-todos-dias.rds")
```

```{r}
5.2 e 5.3. Construindo o grafo do dia 37

edges: quem curte (from) → quem recebe like (to)
edges_dia37 <-
 dia37 |>
 rename(
 from = actor.influencer.num,
 to = actor.influenced.num,
 weight = quantos
) |>
 mutate(
 from = as.character(from),

```



```

 to = as.character(to)
)

nodes: todos os IDs que aparecem em from ou to
nodes_dia37 <-
 tibble(name = unique(c(edges_dia37$from, edges_dia37$to))) |>
 left_join(
 all.actors.likes |>
 mutate(num = as.character(num)) |>
 select(name = num, handle),
 by = "name"
)

construindo o grafo com tidygraph
grafo_dia37 <-
 tbl_graph(
 nodes = nodes_dia37,
 edges = edges_dia37,
 directed = TRUE
)
...

```{r}
grafo_dia37 <-
  grafo_dia37 |>
  activate(nodes) |>
  left_join(
    metricas_agregadas_dia37 |>
      mutate(actor.num = as.character(actor.num)),
    by = c("name" = "actor.num")
  ) |>
  mutate(
    grau_in = centrality_degree(mode = "in", loops = FALSE),
    grau_out = centrality_degree(mode = "out", loops = FALSE),
    betweenness = centrality_betweenness(),
    eigen = centrality_eigen()
  )
...

```

Aí você passa a ter tudo junto:

in_degree / out_degree (baseados em soma de likes)

grau_in / grau_out (baseados em número de conexões diferentes)

```

```{r}
#as operações abaixo devem agir sobre os nós do grafo
metricas_dia37 <-
 grafo_dia37 |>
 activate(nodes) |>

```

```
as_tibble()
```

```
metricas_dia37 |> arrange(desc(grau_in)) |> head(20) |>
write_rds("Dados/metricas_dia37.rds")
```

```
```
```

mantendo quem recebeu 5+ curtidas por dia

```
```{r}
```

```
grafo_filtrado <-
grafo_dia37 |>
activate(nodes) |>
filter(grau_in >= 100)
```

```
grafo_filtrado
```
```

```
```{r}
```

```
selecionar top 30 nós por grau_in (influencia entrando)
```

```
top_nos <-
 grafo_dia37 |>
 activate(nodes) |>
 filter(rank(-grau_in) <= 30)
```

```
set.seed(123)
```

```
top_influenced <- ggraph(top_nos, layout = "fr") +
```

```
 # Arestas mais discretas
```

```
 geom_edge_link(
 color = "grey60",
 alpha = 0.8,
 show.legend = FALSE
) +
```

```
 # Nós coloridos pelo grau_out
```

```
 geom_node_point(
 aes(size = grau_in, color = grau_in),
 alpha = 0.8
) +
```

```
 # Labels com repel e cor branca
```

```
 geom_node_text(
 aes(label = handle.x),
 repel = TRUE,
 size = 3,
 color = "white",
 bg.color = "black", # fundo do label
```

```

 bg.r = 0.15 # borda arredondada
) +
Escalas bonitas
scale_color_viridis_c(
 name = "quantidade likes",
 option = "plasma"
) +
scale_size_continuous(
 name = "quantidade likes",
 range = c(4, 14)
) +
theme_void() +
theme(
 plot.background = element_rect(fill = "white", color = NA),
 legend.position = "right",
 plot.title = element_text(color = "black", size = 16, face = "bold")
) +
ggtitle("Rede de likes – top 30 atores que mais dão curtida | dia
07/09/2024")

exportando imagem ----
ggplot2::ggsave(
 filename = "img/top30in.png",
 plot = top_influenced,
 width = 10,
 height = 7,
 dpi = 300
)

...

```{r}
# selecionar top 30 nós por grau_out (influencia saindo)

top_influencer <-
  grafo_dia37 |>
  activate(nodes) |>
  arrange(desc(grau_out)) |>
  slice(1:30)

set.seed(123)

top_influencer <- ggraph(top_influencer, layout = "fr") +

# Arestas mais discretas
geom_edge_link(
  color = "grey60",
  alpha = 0.8,
  show.legend = FALSE
) +

# Nós coloridos pelo grau_out
geom_node_point(

```

```

    aes(size = grau_out, color = grau_out),
    alpha = 0.8
  ) +

  # Labels com repel e cor branca
  geom_node_text(
    aes(label = handle.x),
    repel = TRUE,
    size = 3,
    color = "white",
    bg.color = "black",      # fundo do label
    bg.r = 0.15              # borda arredondada
  ) +

  # Escalas bonitas
  scale_color_viridis_c(
    name = "quantidade likes",
    option = "plasma"
  ) +

  scale_size_continuous(
    name = "quantidade likes",
    range = c(4, 14)
  ) +

  # Tema dark para destacar nós coloridos
  theme_void() +
  theme(
    plot.background = element_rect(fill = "white", color = NA),
    legend.position = "right",
    plot.title = element_text(color = "black", size = 16, face = "bold")
  ) +

  ggtitle("Rede de likes – top 30 atores que mais recebem curtida | dia
07/09/2024")

# exportando imagem ----
ggplot2::ggsave(
  filename = "img/top30out.png",
  plot = top_influencer,
  width = 10,
  height = 7,
  dpi = 300
)

...

# TODOS os dias

```{r}
dicionário de atores (ajuste o nome do arquivo se for outro)
all.actors.likes <- read_rds("Dados/all-actors-likes.rds")

vetor com os caminhos das matrizes por dia

```

```
vetor.matrizes.dias.likes <- read_rds("Dados/vetor-matrizes-dias-likes.rds")
```

```
```\n
```

2 Função que monta o grafo de um dia

Ela recebe o índice do vetor (idx) e devolve um `tbl_graph`.

```
```\n{r}
```

```
monta_grafo_dia <- function(idx) {\n # 1) carregar matriz do dia\n dia <- readRDS(vetor.matrizes.dias.likes[[idx]])\n\n # 2) edges: from influencer to influenced\n edges <-\n dia |>\n rename(\n from = actor.influencer.num,\n to = actor.influenced.num,\n weight = quantos\n) |>\n mutate(\n from = as.character(from),\n to = as.character(to)\n)\n\n # 3) nodes: IDs únicos + handle\n nodes <-\n tibble(name = unique(c(edges$from, edges$to))) |>\n left_join(\n all.actors.likes |>\n mutate(num = as.character(num)) |>\n select(name = num, handle),\n by = "name"\n)\n\n # 4) grafo com métricas básicas\n grafo <-\n tbl_graph(\n nodes = nodes,\n edges = edges,\n directed = TRUE\n) |>\n activate(nodes) |>\n mutate(\n grau_in = centrality_degree(mode = "in"),\n grau_out = centrality_degree(mode = "out")\n)\n}
```

```
```\n
```

INFLUENCER

3 Função que gera o gráfico (ggraph) de um dia

```
```{r}

plota_rede_dia <- function(idx) {
 g <-
 monta_grafo_dia(idx) |>
 activate(nodes) |>
 filter(grau_out >= 100) # filtro opcional

 # extrair a data a partir do nome do arquivo (ex: "2024-09-07-
likes.rds")
 data_lab <- basename(vetor.matrizes.dias.likes[[idx]]) |>
 stringr::str_remove("-likes.rds")

 set.seed(123)

 p <-
 ggraph(g, layout = "fr") +
 geom_edge_link(
 aes(alpha = weight),
 color = "black",
 show.legend = FALSE
) +
 geom_node_point(
 aes(size = grau_out, color = grau_out),
 alpha = 0.8
) +
 geom_node_text(
 aes(label = handle),
 repel = TRUE,
 size = 2.5,
 color = "black",
 bg.color = "white",
 bg.r = 0.15,
) +
 geom_node_text(
 aes(label = handle),
 repel = TRUE,
 size = 2.5,
 color = "black"
) +
 scale_color_viridis_c(
 option = "plasma",
 name = "quantidade likes"
) +
 scale_size_continuous(
 range = c(3, 10),
 name = "quantidade likes"
) +

```

```

 theme_void() +
 theme(
 plot.background = element_rect(fill = "white", color = NA),
 legend.position = "right",
 plot.title = element_text(color = "black", size = 12, face =
"bold")
) +
 ggtitle(paste("Dia", data_lab))

 p
}
` ``

```

#### 4 Gerar gráficos para todos os dias de uma vez

Aqui você cria uma lista de ggplots, um por dia.

```

` ``{r}

indices <- seq_along(vetor.matrizes.dias.likes)

plots_todos <- map(indices, plota_rede_dia)

` ``

```

#### 5 SALVAR uma imagem por dia

Bom se você quiser escolher manualmente quais incluir no Quarto.

```

` ``{r}
dir.create("img/GRAFOS-OUT", showWarnings = FALSE)

walk2(
 plots_todos,
 indices,
 ~ ggsave(
 filename = file.path("img/GRAFOS-OUT", paste0("rede-dia-", .y,
".png")),
 plot = .x,
 width = 8,
 height = 6,
 dpi = 300
)
)

` ``

```

# INFLUENCED

#### 3 Função que gera o gráfico (gggraph) de um dia

```
```{r}
```

```
plota_rede_dia <- function(idx) {  
  g <-  
    monta_grafo_dia(idx) |>  
    activate(nodes) |>  
    filter(grau_in >= 100)    # filtro opcional  
  
  # extrair a data a partir do nome do arquivo (ex: "2024-09-07-  
likes.rds")  
  data_lab <- basename(vetor.matrizes.dias.likes[[idx]]) |>  
    stringr::str_remove("-likes.rds")  
  
  set.seed(123)  
  
  p <-  
    ggraph(g, layout = "fr") +  
    geom_edge_link(  
      aes(alpha = weight),  
      color = "black",  
      show.legend = FALSE  
    ) +  
    geom_node_point(  
      aes(size = grau_in, color = grau_in),  
      alpha = 0.8  
    ) +  
    geom_node_text(  
      aes(label = handle),  
      repel      = TRUE,  
      size       = 2.5,  
      color      = "black",  
      bg.color   = "white",  
      bg.r       = 0.15,  
    ) +  
    scale_color_viridis_c(  
      option = "plasma",  
      name   = "quantidade likes"  
    ) +  
    scale_size_continuous(  
      range = c(3, 10),  
      name  = "quantidade likes"  
    ) +  
    theme_void() +  
    theme(  
      plot.background = element_rect(fill = "white", color = NA),  
      legend.position = "right",  
      plot.title = element_text(color = "black", size = 12, face = "bold")  
    ) +  
    ggtitle(paste("Dia", data_lab))  
}  
```
```

#### 4 Gerar gráficos para todos os dias de uma vez



Aqui você cria uma lista de ggplots, um por dia.

```
```{r}

indices2 <- seq_along(vetor.matrizes.dias.likes)

plots_todos2 <- map(indices, plota_rede_dia)

```
```

## 5 SALVAR uma imagem por dia

Bom se você quiser escolher manualmente quais incluir no Quarto.

```
```{r}
dir.create("img/GRAFOS-IN", showWarnings = FALSE)

walk2(
  plots_todos2,
  indices2,
  ~ ggsave(
    filename = file.path("img/GRAFOS-IN", paste0("rede-dia-", .y,
".png")),
    plot      = .x,
    width     = 8,
    height    = 6,
    dpi       = 300
  )
)
```
```

#por 3 Periodos

```
```{r}

grafos_3_periodos <- imap(
  matriz_3_periodos,
  ~ {
    edges <-
      .x |>
      rename(
        from = actor.influencer.num,
        to   = actor.influenced.num,
        weight = quantos
      ) |>
      mutate(
        from = as.character(from),
        to   = as.character(to)
      )
  }
)
```

```

nodes <-
  tibble(name = unique(c(edges$from, edges$to))) |>
  left_join(
    all.actors.likes |>
      mutate(num = as.character(num)) |>
      select(name = num, handle),
    by = "name"
  )

tbl_graph(
  nodes = nodes,
  edges = edges,
  directed = TRUE
)
}
)

#metricas

grafos_3_periodos <- imap(
  grafos_3_periodos,
  ~ .x |>
    activate(nodes) |>
    mutate(
      grau_in = centrality_degree(mode = "in", loops = FALSE),
      grau_out = centrality_degree(mode = "out", loops = FALSE),
      betweenness = centrality_betweenness(),
      eigen = centrality_eigen()
    )
)
...

##IN

```{r}

metricas_p1 <- grafos_3_periodos$periodo1 |> activate(nodes) |>
as_tibble()
metricas_p1 |> arrange(desc(grau_in)) |> head(20)
...
```{r}
metricas_p2 <- grafos_3_periodos$periodo2 |> activate(nodes) |>
as_tibble()
metricas_p2 |> arrange(desc(grau_in)) |> head(20)
...
```{r}
metricas_p3 <- grafos_3_periodos$periodo3 |> activate(nodes) |>
as_tibble()
metricas_p3 |> arrange(desc(grau_in)) |> head(20)
...

```

plotando e salvando

```
`r`{r}
dir.create("img/GRAFOS-PERIODO-IN", showWarnings = FALSE)

limiar_in <- 100 # corte de likes recebidos

walk(
 names(grafos_3_periodos),
 ~ {
 periodo_nome <- .x
 g_full <- grafos_periodos[[".x"]]

 # pega o intervalo de dias desse período
 idx_perodo <- periodos3_idx[[periodo_nome]]
 data_inicio <- dias.perodo[min(idx_perodo)]
 data_fim <- dias.perodo[max(idx_perodo)]

 data_lab <- paste0(
 format(data_inicio, "%d/%m/%Y"),
 " a ",
 format(data_fim, "%d/%m/%Y")
)

 set.seed(123) # layout reprodutível

 # 1) layout com o grafo COMPLETO
 layout_full <- create_layout(g_full, layout = "fr")

 # 2) FILTRA o layout: só nós com grau_in >= limiar_in
 layout_filt <-
 layout_full |>
 dplyr::filter(!is.na(grau_in), grau_in >= limiar_in)

 # se quiser inspecionar quantos nós sobraram:
 # nrow(layout_filt)

 p <-
 ggraph(layout_filt) +
 geom_edge_link(
 aes(alpha = weight),
 color = "black",
 show.legend = FALSE
) +
 geom_node_point(
 aes(size = grau_in, color = grau_in),
 alpha = 0.8
) +
 geom_node_text(
 aes(label = handle),
 repel = TRUE,
```

```

 size = 2.5,
 color = "black",
 bg.color = "white",
 bg.r = 0.15
) +
 scale_color_viridis_c(
 option = "plasma",
 name = "quantidade likes"
) +
 scale_size_continuous(
 range = c(3, 10),
 name = "quantidade likes"
) +
 theme_void() +
 theme(
 plot.background = element_rect(fill = "white", color = NA),
 legend.position = "none",
 plot.title = element_text(color = "black", size = 12, face
= "bold")
) +
 ggtitle(paste0(
 "Rede de likes - ", periodo_nome,
 "\n(", data_lab, ")",
 "\nNós com grau_in \u2265 ", limiar_in
))

 ggsave(
 filename = file.path("img/GRAFOS-PERIOD0-IN",
 paste0("grafo-", periodo_nome,
 "-in", limiar_in, ".png")),

 plot = p,
 width = 8,
 height = 6,
 dpi = 300
)
}
)
...

```

##OUT

```
```\r}
```

```
metricas_p1 <- grafos_3_periodos$periodo1 |> activate(nodes) |>
as_tibble()
metricas_p1 |> arrange(desc(grau_out)) |> head(20)
```

```
...
```

```
```\r}
```

```
metricas_p2 <- grafos_periodos$periodo2 |> activate(nodes) |>
as_tibble()
metricas_p2 |> arrange(desc(grau_out)) |> head(20)
```

```

```
```{r}
metricas_p3 <- grafos_periodos$periodo3 |> activate(nodes) |>
as_tibble()
metricas_p3 |> arrange(desc(grau_out)) |> head(20)
```

```

plotando e salvando

```

```{r}
dir.create("img/GRAFOS-PERIOD0-OUT", showWarnings = FALSE)

limiar_in <- 100 # corte de likes recebidos

walk(
 names(grafos_3_periodos),
 ~ {
 periodo_nome <- .x
 g_full <- grafos_periodos[[".x"]]

 # pega o intervalo de dias desse período
 idx_perodo <- periodos3_idx[[periodo_nome]]
 data_inicio <- dias.perodo[min(idx_perodo)]
 data_fim <- dias.perodo[max(idx_perodo)]

 data_lab <- paste0(
 format(data_inicio, "%d/%m/%Y"),
 " a ",
 format(data_fim, "%d/%m/%Y")
)

 set.seed(123) # layout reprodutível

 # 1) layout com o grafo COMPLETO
 layout_full <- create_layout(g_full, layout = "fr")

 # 2) FILTRA o layout: só nós com grau_in >= limiar_in
 layout_filt <-
 layout_full |>
 dplyr::filter(!is.na(grau_out), grau_out >= limiar_in)

 p <-
 ggraph(layout_filt) +
 geom_edge_link(
 aes(alpha = weight),
 color = "black",
 show.legend = FALSE
) +
 geom_node_point(
 aes(size = grau_in, color = grau_in),
 alpha = 0.8
) +

```

```

 geom_node_text(
 aes(label = handle),
 repel = TRUE,
 size = 2.5,
 color = "black",
 bg.color = "white",
 bg.r = 0.15
) +
 scale_color_viridis_c(
 option = "plasma",
 name = "quantidade likes"
) +
 theme_void() +
 theme(
 plot.background = element_rect(fill = "white", color = NA),
 legend.position = "right",
 plot.title = element_text(color = "black", size = 12, face
= "bold")
) +
 ggtitle(paste0(
 "Rede de likes - ", periodo_nome,
 "\n(", data_lab, ")",
 "\nNós com grau_out \u2265 ", limiar_in
))

 ggsave(
 filename = file.path("img/GRAFOS-PERIOD0-OUT",
 paste0("grafo-", periodo_nome, "-in", limiar_in, ".png")),
 plot = p,
 width = 8,
 height = 6,
 dpi = 300
)
 }
}
```

```

14 PERIODOS

```

```{r}

grafos_periodos <- imap(
 matriz_periodos,
 ~ {
 edges <-
 .x |>
 dplyr::rename(
 from = actor.influencer.num,
 to = actor.influenced.num,
 weight = quantos
) |>
 dplyr::mutate(
 from = as.character(from),
 to = as.character(to)
)
 }
)
```

```

```

    )

    nodes <-
      tibble::tibble(name = unique(c(edges$from, edges$to))) |>
      dplyr::left_join(
        all.actors.likes |>
          dplyr::mutate(num = as.character(num)) |>
          dplyr::select(name = num, handle),
        by = "name"
      )

    tidygraph::tbl_graph(
      nodes = nodes,
      edges = edges,
      directed = TRUE
    ) |>
    tidygraph::activate(nodes) |>
    dplyr::mutate(
      grau_in = tidygraph::centrality_degree(mode = "in"),
      grau_out = tidygraph::centrality_degree(mode = "out")
    )
  }
)

names(grafos_periodos)
# agora deve ter "periodo1" ... "periodo15"
...

# OUT 14 PERIODOS

```{r}
metricas_periodos <- imap(
 grafos_periodos,
 ~ .x |>
 activate(nodes) |>
 as_tibble()
)
...

```{r}
top20_out_periodos <- imap(
  metricas_periodos,
  ~ .x |> arrange(desc(grau_out)) |> slice(1:20)
)
...

plotando e salvando

```{r}

dir.create("img/GRAFOS-14-PERIOD0-OUT-500", showWarnings = FALSE)

```

```

limiar_out <- 500 # corte de likes dados

walk(
 names(grafos_periodos),
 ~ {
 periodo_nome <- .x
 g_full <- grafos_periodos[[.x]]

 # pega o intervalo de dias desse período
 idx_perodo <- periodos_idx[[periodo_nome]]
 data_inicio <- dias.perodo[min(idx_perodo)]
 data_fim <- dias.perodo[max(idx_perodo)]

 data_lab <- paste0(
 format(data_inicio, "%d/%m/%Y"),
 " a ",
 format(data_fim, "%d/%m/%Y")
)

 # ♦ 1) filtra nós no GRAFO (não no layout)
 g_filt <-
 g_full |>
 activate(nodes) |>
 filter(!is.na(grau_out), grau_out >= limiar_out)

 set.seed(123) # layout reprodutível

 p <-
 gggraph(g_filt, layout = "fr") +
 geom_edge_link(
 aes(alpha = weight),
 color = "black",
 show.legend = FALSE
) +
 geom_node_point(
 aes(size = grau_in, color = grau_in),
 alpha = 0.8
) +
 geom_node_text(
 aes(label = handle),
 repel = TRUE,
 size = 2.5,
 color = "black",
 bg.color = "white",
 bg.r = 0.15
) +
 scale_color_viridis_c(
 option = "plasma",
 name = "quantidade likes"
) +
 theme_void() +

```



```

 theme(
 plot.background = element_rect(fill = "white", color = NA),
 legend.position = "right",
 plot.title = element_text(color = "black", size = 12, face
= "bold")
) +
 ggtitle(paste0(
 "Rede de likes - ", periodo_nome,
 "\n(", data_lab, ")",
 "\nNós com grau_out \u2265 ", limiar_out
))

 ggsave(
 filename = file.path(
 "img/GRAFOS-14-PERIOD0-OUT-500",
 paste0("grafo-", periodo_nome, "-out", ".png")
),
 plot = p,
 width = 8,
 height = 6,
 dpi = 300
)
 }
)

 ...

  ```{r}

length(grafos_periodos)
length(periodos_idx)
...
  ```{r}

metricas_p5 <- grafos_periodos$periodo5 |> activate(nodes) |>
as_tibble()
metricas_p5 |> arrange(desc(grau_out)) |> head(20)

saveRDS(metricas_p5, "Dados/metricas_periodo5.rds")
...

```