



AMBIENTE DIGITAL DE ALTA FREQUÊNCIA: uma análise do regime de temporalidade do TikTok¹

HIGH-FREQUENCY DIGITAL ENVIRONMENT: an analysis of TikTok's temporality regime

Paula Cardoso Pereira ²

Resumo: O artigo realiza uma análise do regime de temporalidade do TikTok, entendendo-o como fundamental para compreender sua eficácia e eficiência em capturar seus usuários e um de seus grandes diferenciais em relação a outras redes. Demonstramos como sua temporalidade extremamente acelerada e fragmentada, que analisamos a partir de cinco aspectos, potencializa não só os efeitos de captura e gestão comportamental, mas toda a infraestrutura extractiva que sustenta a arquitetura algorítmica preditiva da plataforma. Em virtude de tais fatores, propomos que o TikTok pode ser entendido como um ambiente digital de alta frequência que materializa de modo privilegiado a crescente centralidade do governo algorítmico do tempo para o funcionamento do capitalismo digital.

Palavras-Chave: TikTok; temporalidade; aceleração tecnológica.

Abstract: This article analyzes TikTok's temporality regime, understanding it as fundamental to grasping its effectiveness and efficiency in capturing user and one of its key differentiators compared to other platforms. We demonstrate how its extremely accelerated and fragmented temporality, analyzed through five aspects, not only enhances the effects of behavioral capture and management but also reinforces the entire extractive infrastructure that sustains the platform's predictive algorithmic architecture. Given these factors, we propose that TikTok can be understood as a high-frequency digital environment that uniquely materializes the growing centrality of algorithmic governance of time in the functioning of digital capitalism.

Keywords: TikTok; temporality; technological acceleration.

1. Introdução

A aceleração da vida sob o capitalismo digital têm reconfigurado nossas práticas temporais e produzido novos regimes de temporalidade, os modos históricos com que o tempo e os ritmos temporais são experienciados, conceitualizados, tecnificados, geridos, etc. Nessa *sociedade de alta-velocidade* (Wacjman, 2015), a experiência contemporânea do tempo é marcada por uma “alteração radical nas condições de temporalização coletiva” (Turin, 2023, p. 704). Ou seja, o próprio ‘tempo do nosso tempo’ parece ser ele mesmo outro em relação a

¹ Trabalho apresentado ao Grupo de Trabalho *Materialidades Digitais e Práticas Comunicacionais*. 34º Encontro Anual da Compós, Universidade Federal do Paraná (UFPR). Curitiba - PR. 10 a 13 de junho de 2024.

² Doutora em Comunicação e Cultura pela UFRJ, pós-doutoranda pela mesma instituição. paula.cpereira@gmail.com

um passado nada distante. Essa aceleração generalizada das estruturas temporais na contemporaneidade manifesta-se especialmente no domínio tecnológico, sobretudo após o paulatino processo de *plataformização*, a ascensão das plataformas como modelo econômico e infraestrutura dominante da web (Helmond, 2015), e *algoritmização*, a entrada massiva de algoritmos de Inteligência Artificial sob a hegemonia de um *paradigma preditivo-aceleracionista*³ (Pereira, 2024), dos ecossistemas digitais ocorrido nos últimos anos.

Como destaca Wacjman (op. cit.), desde a Modernidade, dispositivos técnicos incorporam demandas funcionais de tempo que direcionam usos específicos deste e modificam nosso senso de temporalidade. Poucos dispositivos atuais parecem ser tão emblemáticos da *cronopolítica aceleracionista* que marca o atual momento das culturas digitais quanto o TikTok, app de vídeos curtos que se tornou um sucesso mundial de popularidade, especialmente entre adolescentes. Lançado na China em 2016 pela ByteDance como *Douyin*, em setembro de 2021 o TikTok atingiu a impressionante marca de um bilhão de usuários (TikTok, 2021). Atualmente possui cerca de 1,9 bilhões de usuários, dos quais 91,75 milhões estão no Brasil, terceiro país com mais usuários no mundo⁴. O app rapidamente desafiou as grandes plataformas de mídias sociais, tornando-se (mais um) pivô das crescentes tensões geopolíticas entre EUA e China e chegando a ser banido do território americano em janeiro de 2025⁵. Além do número total de usuários, o TikTok impressiona por duas métricas-chave para o grau de engajamento destes: *retenção*⁶ e *tempo médio de uso*. É a rede social com a maior média diária de uso, com 34,15 horas mensais (Figura 1).

³ Trata-se de um modelo pautado na produção de previsões estatísticas via aprendizado de máquina e movido por uma otimização ininterrupta e acelerada.

⁴ Fonte: Statista.

⁵ A medida foi tomada após a entrada em vigor de uma lei que exige que a ByteDance venda a plataforma ou seja bloqueada no país. Contudo, apenas 24h após o banimento, relata-se que o acesso à rede no país começou a ser restaurado.

⁶ Taxa de usuários que continuam a usar o app após a instalação.

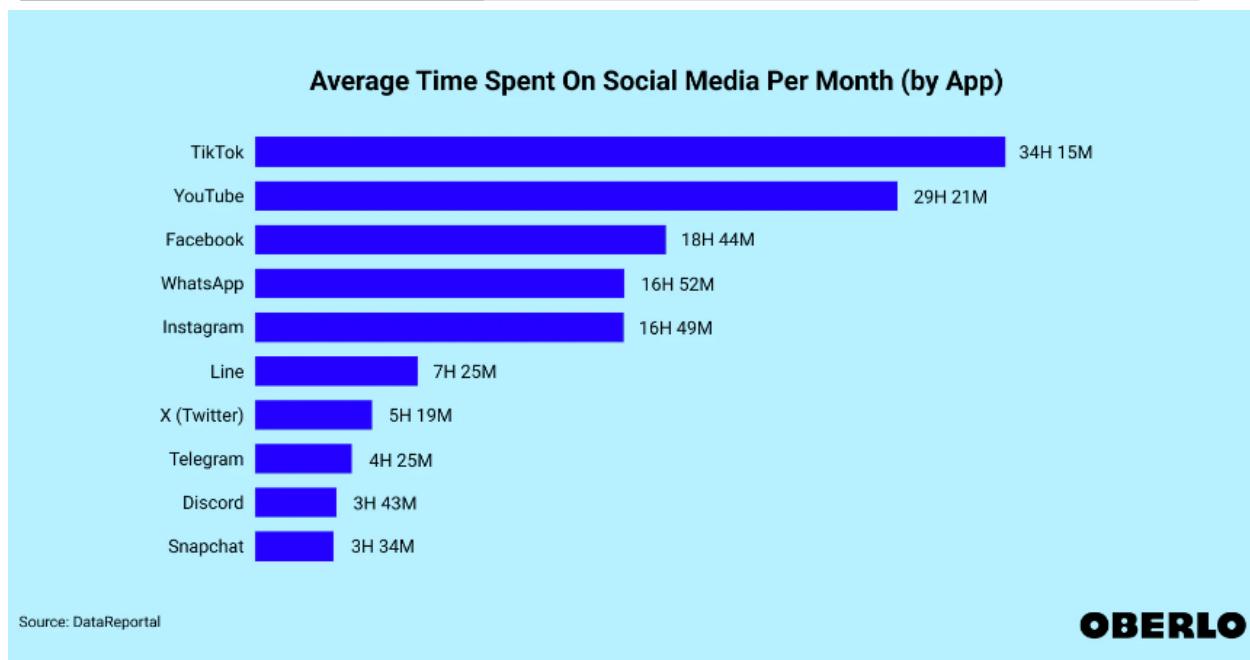


Figura 1: Ranking de plataformas por tempo de uso (dados referentes a 2023).
Fonte: Oberlo com dados DataReportal.

No presente artigo, a partir de um estudo baseado em métodos exploratórios⁷, realizamos uma análise do *regime de temporalidade do TikTok*, entendendo-o como crucial para compreender sua eficácia e eficiência em “capturar, enganchar e engajar” (Bentes, 2022, p. 169) os usuários e um de seus grandes diferenciais. Veremos como sua temporalidade extremamente *acelerada e fragmentada* — que se desdobra em múltiplas camadas do app, transformando-o no que chamamos de *ambiente de alta frequência* (Pereira, 2024) — potencializa não só os efeitos de captura e gestão comportamental, mas toda a infraestrutura extrativa que sustenta a arquitetura algorítmica preditiva da plataforma.

2. O feed ‘Para Você’ e o modelo do grafo de interesses

Várias funcionalidades e *affordances*⁸ ajudam a explicar o sucesso do TikTok, desde a facilidade para criação de conteúdo por não profissionais (o app disponibiliza uma vasta

⁷ Essa exploração se deu sobretudo através da simulação da *jornada de um usuário* que estivesse utilizando o app pela primeira vez.

⁸ *Affordance* é um conceito importante no design de interfaces proposto originalmente pelo psicólogo James J. Gibson na década de 1970 e posteriormente popularizado pelo designer de usabilidade Don Norman. Em termos simples, refere-se a como os usuários entendem intuitivamente as possibilidades de interação com um objeto com base no seu design.

biblioteca de recursos como músicas e filtros para o usuário dublar, encenar e/ou dançar) até a simplicidade de interação da interface (é praticamente só ‘arrastar pra cima’), propiciando uma experiência de uso simples, imersiva e fluida. Mas o principal diferencial do TikTok para capturar seus usuários é a aba *Para Você*, o feed hiperpersonalizado e tela padrão ao abrir o app (Figura 2). Descrito pela própria empresa como “central para a experiência TikTok e onde a maioria dos nossos usuários passa o tempo” (TikTok, 2021, tradução nossa), o algoritmo do *Para Você* se tornou conhecido por ser estranhamente bom em prever rapidamente quais vídeos ‘fisgarão’ a atenção dos usuários, despertando muitas especulações sobre seu ‘segredo’. Parece haver uma crença generalizada nas análises que circulam na mídia de que, comparado a outras redes, o TikTok possui o algoritmo mais “agressivo” e “viciante” (Siles, Valerio-Alfarro, Meléndez-Moran, 2022) e tem o poder de “ler a mente dos usuários” (Smith, 2021).

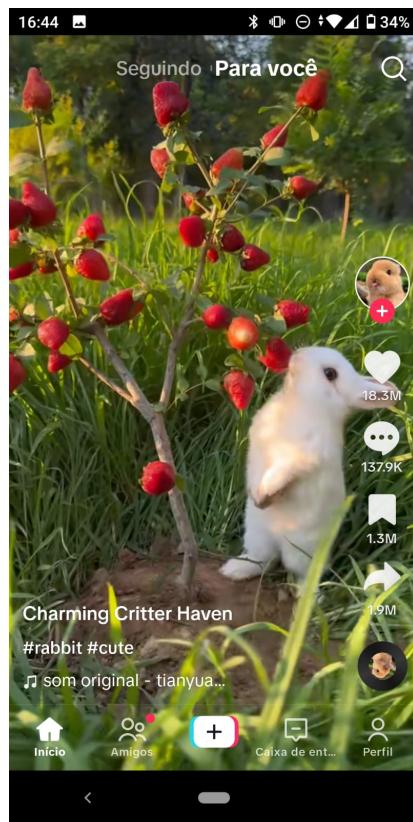


Figura 2: Aba Para Você. Fonte: elaborada pela autora.

Como qualquer outro sistema de recomendação, o objetivo da aba *Para Você* é recomendar conteúdos com alta probabilidade de despertar o interesse dos usuários. Segundo um post no site da empresa, as recomendações da seção *Para Você* são baseadas em fatores



como: *interações do usuário* (como os vídeos que curte ou compartilha, contas que segue, comentários que publica e conteúdos que cria); *informações do vídeo* (como legendas, sons e hashtags); *configurações de dispositivo e conta* (como preferência de idioma, configuração de país e tipo de dispositivo) (TikTok, 2020).

Um documento interno da empresa intitulado “*TikTok Algo 101*” e vazado por um funcionário para o *The New York Times* em 2021 (Smith, op. cit.) revelou outros detalhes sobre o algoritmo. Nele consta que existem quatro fatores principais que seriam levados em conta para direcioná-lo: *a) valor do usuário, b) valor do usuário a longo prazo, c) valor do criador e d) valor da plataforma*. O documento contém uma equação aproximada de como os vídeos seriam classificados pelo sistema de recomendação. A equação levaria em conta uma média, para cada vídeo, entre as *previsões baseadas em aprendizado de máquina* e o *comportamento real do usuário* em relação a quatro tipos de dados (curtidas, comentários, tempo de exibição e reprodução) e é descrita da seguinte forma:

$$Plike \times Vlike + Pcomment \times Vcomment + Eplaytime \times Vplaytime + Pplay \times Vplay^9$$

Com base nesse cálculo, o sistema então recomenda aos usuários os vídeos mais bem ranqueados. Apesar de que os detalhes fornecidos tanto no post da empresa quanto no documento vazado auxiliam na compreensão da lógica do funcionamento do algoritmo, não há nada de surpreendente para os padrões de recomendação algorítmica de conteúdo. Das variáveis computadas aos objetivos visados, não há nada *teoricamente* no algoritmo que explique o ‘fenômeno TikTok’⁹. Mas, se o *algoritmo em si* não possui nada de inovador, qual seria o ‘segredo’ do TikTok para capturar de forma tão eficiente a atenção dos usuários?

Uma primeira diferença crucial consiste no *modelo de grafo*¹⁰ que o app utiliza, o que vem sendo anunciado como “o fim do modelo do grafo social” (Newport, 2022). Enquanto em plataformas como Facebook, Twitter e Instagram, o conteúdo exibido nos feeds está baseado na rede de contatos e páginas que o usuário escolhe seguir, o TikTok rompe com essa lógica e recomenda um espectro de conteúdos, à princípio, mais amplo e diversificado, segundo o perfil que lhe é atribuído. Ainda que seja possível seguir e ser seguido por outros usuários (conteúdo

⁹ Segundo o documento, a equação é uma versão simplificada da equação real em uso, que é mais complexa mas seguiria a mesma lógica.

¹⁰ Grafos são estruturas matemáticas compostas por um conjunto de vértices (ou nós) conectados por arestas (as linhas que conectam os nós). No contexto das redes sociais, grafos representam as conexões entre os usuários.

exibido na aba *Segundo*) e o app também utilize esses dados para refinar suas recomendações, o TikTok enfatiza, material e discursivamente, a centralidade de seu algoritmo de recomendação na experiência do app. Por isso, a própria empresa se define como uma *plataforma de entretenimento* e não uma *plataforma social* (Newport, op. cit.)

A mudança de uma arquitetura de rede baseada em *grafo social* para uma baseada no que vem sendo chamado de *grafo de interesses* (Newport, op. cit.; Wei, 2020), torna o usuário *ainda mais influenciável* pelas recomendações do algoritmo, uma vez que dá à plataforma um controle ainda maior sobre seu campo atencional e suas arquiteturas de escolha. Hern (2022) observa que, ao separar distração da conexão social, o TikTok pôde competir diretamente pelos usuários sem a necessidade de esperar que eles construíssem uma rede de conexões subjacente ao funcionamento do app. Mesmo que você ainda não siga ninguém, o aplicativo exibe uma sequência infinita de vídeos desde o primeiro acesso, acionando uma das estratégias de antecipação de comportamentos que a plataforma utiliza. Para o autor, a eficácia da experiência TikTok está *naquilo que ela não exige*. Como comentou comigo um amigo usuário do app, “apesar de disponibilizar ferramentas para comunicação direta entre usuários, como o Instagram, dificilmente você vai parar para conversar com alguém no TikTok porque o objetivo ali não é conexão social, mas entretenimento”.

Ainda que nos pareça um exagero falar do ‘fim das redes sociais’, como algumas análises vêm sugerindo (Cf. Newport, op. cit.), uma vez que esses dois paradigmas tendem a coexistir e se sobrepor em distintos arranjos nos próximos anos, é inegável o processo de ‘*tiktokização*’ das plataformas digitais, seja em relação à priorização de recomendação algorítmica personalizada em detrimento de conteúdos de perfis seguidos ou de conteúdos na forma de vídeos curtos¹¹.

A estratégia de captura de atenção e modulação comportamental adotada pelo TikTok, que *desvincula personalização algorítmica* e *conexão social*, também tende a produzir mudanças significativas no modo como os chamados *filtros bolha* (Pariser, 2012) funcionam. No paradigma do grafo social, aquilo que Wendy Chun (2021) chama de *segregação homofílica*, ou seja, a estruturação das arquiteturas digitais a partir da conexão do ‘*igual com*

¹¹ O Instagram, por exemplo, implementou a ferramenta de vídeos curtos Reels em 2019. Um memorando interno do Facebook de abril de 2022, citando explicitamente a concorrência ao TikTok, expunha o plano de passar a priorizar conteúdos recomendados ao invés de postagens de contas seguidas (Hern, op. cit.). O YouTube lançou em julho de 2021 o YouTube Shorts, praticamente uma cópia do TikTok. Por sua vez, o Twitter inseriu em 2023 uma aba Para Você, na qual também exibe conteúdo recomendado que não depende dos perfis seguidos.

o igual', se baseava principalmente em *graus de afinidades entre usuários*. Essas conexões se originavam, em grande medida, da digitalização de relações sociais pré-existentes (família, amigos, conhecidos, etc). Mesmo que, progressivamente, as redes passaram a englobar conexões que extrapolavam esses vínculos, acompanhando principalmente a 'entrada em cena' dos *influencers digitais*¹², elas seguiam se baseando numa arquitetura de rede similar. No modelo do grafo social, um usuário torna-se mais valioso quanto maior sua rede de contatos; por isso, é incitado a todo momento a expandi-la. Já no modelo do grafo de interesses, a 'bolha' é estruturada somente em torno do próprio indivíduo e dos conteúdos que capturam sua atenção. Uma *bolha hiperpersonalizada e autocentrada* que se adapta em tempo real a qualquer nuance de seu comportamento.

Um dos aspectos que essa mudança indica sobre as práticas e técnicas da personalização algorítmica é que as 'vizinhanças' ou comunidades produzidas pelo princípio homofílico seguem sendo importantes para a arquitetura das plataformas e suas cada vez mais elaboradas técnicas de influência comportamental. Contudo, elas já não dependem de nenhum *lastro comunitário* constituído *a priori* pelo usuário — por mais frágil que fosse o sentido de comunidade ou de comum do paradigma anterior. Em vez disso, estão cada vez mais centradas no "ego-domínio" (Mbembe, 2018) de um sujeito que se crê mais valorizado e captado em sua singularidade quanto mais expropriado é de suas escolhas, tornando as implicações da "personalização de mundos" (Cesarino, 2022) e do "confisco do comum" (Bruno, 2020) produzidas pela plataforma ainda mais profundas e radicais. Como observa Cesarino (op. cit., p. 130), "temos assim uma situação paradoxal em que quanto mais dependentes dos algoritmos são os usuários para reorganizarem seus metaenquadramentos, mais eles se experimentam como proativos e livres, e mais influenciáveis se tornam.". A tendência à *hiperpersonalização* também se reflete na crescente especificidade ou *granularidade dos nichos* explorados pelas plataformas e seus anunciantes, em geral sob a retórica da autenticidade (Chun, 2021), algo especialmente evidente no TikTok.

À medida que elimina os vestígios da 'velha comunidade' que pareciam ainda estruturar parte das arquiteturas e formas de sociabilidade das redes, neste novo paradigma, *a relação íntima e recursiva entre usuário e algoritmo* — construída através de um *treinamento mútuo* do algoritmo pelo usuário (que vai aprendendo cada vez mais rápido suas preferências) e do

¹² Essa mudança gradual se refletiu, inclusive, no modo de designar as conexões: de 'amigos' no Facebook (necessariamente mútuos), passaram a ser 'seguidores' no Twitter e Instagram (não necessariamente mútuos).

usuário pelo algoritmo (que vai se identificando cada vez mais com a perfilização que lhe é atribuída e continuamente atualizada) — se torna a relação central que condiciona a experiência de uso das plataformas. Nesse contexto sociotécnico, o *treinamento* se torna uma operação cognitiva humano-maquínica central das redes: *treinamos continuamente algoritmos que, recursivamente, nos treinam.*

Um dos principais efeitos sobre produção de subjetividades dessa mudança de paradigma é tornar o comportamento dos sujeitos *ainda mais previsível* que no modelo anterior, potencializando a projeção de ‘poderes oraculares’ sobre o algoritmo e fazendo com que suas previsões se tornem ainda mais performativas. Afastado das ‘interferências’ ou até mesmo dos olhares vigilantes que a rede de amigos e conhecidos poderia suscitar, esse sujeito também se torna mais propenso a acreditar que ‘*o algoritmo o conhece melhor que ele mesmo*’, como no emblemático caso da usuária que afirmou que o algoritmo do TikTok ‘descobriu’ antes que ela mesma que era bissexual (Joho, 2022). Em suas palavras: “rapidamente, o TikTok começa a *ler sua alma* como uma espécie de *oráculo digital divino*, abrindo camadas do seu ser nunca antes conhecidas por sua própria mente consciente.” (*ibid.*, tradução nossa, grifo nosso)

É importante enfatizar, contudo, que esse novo paradigma não foi inventado pelo TikTok, como algumas análises vêm sugerindo. Afinal, a personalização algorítmica, bem como seus efeitos sobre a produção de subjetividades e sociabilidades, integram há muito as técnicas de captura e modificação comportamental das plataformas e o direcionamento de anúncios personalizados a partir de dados comportamentais constitui o núcleo do modelo de negócios do capitalismo de vigilância, conforme descreveu Zuboff (2021). Em larga medida, a ‘virada’ para o modelo do grafo de interesses consolidada pelo TikTok pode ser entendida como uma *extrapolação das lógicas do marketing e da publicidade digital para toda a rede*. Ela também acompanha a crescente sofisticação dos algoritmos de IA utilizados pelas plataformas e o acúmulo de cada vez mais dados sob seu domínio. Trata-se, portanto, muito mais de uma intensificação e aceleração de estratégias e processos que já estavam em curso do que de uma ruptura de fato.

3. O regime de temporalidade do TikTok

A *aceleração* mencionada no tópico anterior nos conduz ao segundo fator que consideramos crucial para compreender a eficácia e eficiência do TikTok em capturar seus usuários: seu *regime de temporalidade*. Argumentamos que um dos grandes diferenciais do

TikTok em relação a outras redes, além da apostila no modelo do grafo de interesses que mencionamos anteriormente, é a *alta velocidade* em que opera, derivando num *regime de temporalidade aceleracionista* que se desdobra em toda a experiência de uso e funcionamento do app: na velocidade com que o algoritmo prevê conteúdos personalizados com potencial de engajamento a partir de poucos dados; na rapidez com que os usuários relatam terem suas preferências e/ou vulnerabilidades descobertas pelo algoritmo e se sentirem ‘fisgados’ pela plataforma; na velocidade com que o algoritmo refina suas previsões; no ritmo frenético característico dos vídeos; na quantidade de conteúdo consumido por minuto na plataforma; na testagem contínua das preferências dos usuários; na distribuição rápida e massiva de conteúdo e na potência viral destes; na aceleração do extrativismo de dados que alimenta todo o aparato preditivo do sistema de recomendação. Como veremos a seguir, além da *aceleração*, outros aspectos fundamentais do regime de temporalidade do app são a *fragmentação* e o *ritmo temporal* baseado numa *modulação do hábito e da crise* (Chun, 2016). Em virtude de tais fatores, propomos que o TikTok funciona como um *ambiente digital de alta frequência*.

Visando sistematizar e aprofundar uma análise do regime de temporalidade do TikToK, selecionamos cinco aspectos, que desenvolvemos a seguir: *i) Aceleração da perfilização; ii) Ritmo (hábito + crise); iii) Fragmentação; iv) Aceleração da testagem; v) Aceleração do extrativismo.*

3.1 Aceleração da perfilização

Uma das características mais enfatizadas sobre o algoritmo do TikTok é a rapidez com que ele perfila os usuários. Uma investigação do *Wall Street Journal* (2021), na qual repórteres criaram mais de uma centena de bots para desvendar a dinâmica do sistema de recomendação, mostrou que o app é capaz de identificar os interesses de um usuário em menos de duas horas e, em alguns casos, em menos de quarenta minutos. Esse processo de perfilização acelerada é iniciado já no chamado *onboarding*, o fluxo inicial de uso de um aplicativo, considerado fundamental para atrair o usuário, coletar informações sobre seu perfil e tentar retê-lo. Ao abrir pela primeira vez o app, o usuário pode escolher alguns temas de seu interesse (Figura 3).



Figura 3: Tela de *onboarding* do TikTok. Fonte: elaborada pela autora.

Após a seleção de interesses, o TikTok passa a exibir vídeos relacionados aos temas escolhidos. A partir daí, o sistema passa a testar, ativa e rapidamente, o que o usuário ‘curte’ e o que ‘não curte’ e a refinar suas previsões em tempo real. Como os vídeos, em geral, são muito curtos, o processo de aprendizagem do algoritmo é muito veloz. Em outras plataformas, esse processo é similar, mas muito mais lento. Como declara Matthew Brennan, autor de um livro sobre a plataforma, “[v]ocê pode assistir algo por cinco minutos no YouTube sem tocar na tela. Se for Netflix, você pode assistir por meia hora sem fazer nada. Assim, o sistema recebe menos *feedback*. (...) No TikTok, você interage constantemente com o aplicativo e, mesmo que não o faça, também está dando informações.” (Orgaz, 2020). Todo esse mecanismo faz com que o algoritmo do TikTok seja capaz de ‘nichar’ o usuário em pouco tempo de uso, recomendando-lhe cada vez mais conteúdos similares aos que capturaram sua atenção.

O fato da personalização algorítmica acontecer em tempo real e de modo muito perceptível para o usuário, contribui ainda mais tanto para a projeção de habilidades adivinhatórias sobre o algoritmo quanto para o ‘senso de relevância’ do usuário sobre ele mesmo. Siles (2023, p. 35, tradução nossa) descreve essa interpelação como “o trabalho embutido nos algoritmos para convencer as pessoas de que as plataformas estão falando diretamente com elas, ‘chamando-as’ de maneiras específicas”. Essa percepção de intimidade e *relevância* — não à toa esse é dos termos mais utilizados pelas plataformas para valorizar suas recomendações — é um dos fatores que mais contribui para invisibilizar a intensa assimetria de saber-poder em jogo na relação *usuários x plataformas*.

É válido frisar mais uma vez que, mais do que a lógica subjacente ao mecanismo em si, o maior diferencial do TikTok para prever e influenciar comportamentos por meio da perfilização algorítmica é a impressionante velocidade com que ele o faz. Em termos cibernéticos, os *feedbacks loops* de seu algoritmo são muito mais curtos do que os de outras plataformas, o que leva tanto o algoritmo a aprender e se adaptar mais rapidamente às preferências do usuário quanto acelera efeitos próprios da recursividade (como a repetição e intensificação de padrões) e/ou até mesmo a transformação do *habito* em *vício* (Chun, 2016).

A plataforma, no entanto, parece bastante atenta às implicações que o excesso de feedbacks de autorreforço podem causar em seu ecossistema informacional e no comportamento de seus usuários. Diante do risco de excesso de repetição, o TikTok aciona o que poderíamos chamar de *estratégias de modulação do ritmo perceptivo* dos usuários e sobre as quais nos aprofundaremos adiante.

*3.2 Ritmo (*habito + crise*)*

O controle sobre o ritmo perceptivo dos usuários está intimamente relacionado à formação de *habitos*, um dos pilares das técnicas de influência e condicionamento comportamental utilizadas pelas plataformas e suas notáveis matrizes behavioristas (Eyal, 2020; Bentes, op. cit.). Cesarino (op. cit., p. 109) enfatiza como é justamente através do ritmo que as plataformas se apropriam da atenção dos usuários: “com efeito, é o ritmo imposto pelas mídias digitais ao cotidiano dos usuários que propicia os efeitos pretendidos”.

Chun (2016) propõe que o *ritmo temporal das redes* é fruto de uma composição entre a temporalidade do *habito* (ou da repetição) com a temporalidade da *crise permanente*, resultando na *atualização infinita*. Segundo sua equação: *habito + crise = atualização*. Para a

autora, “redes são feitas de tempo: o tempo crônico dos hábitos e o tempo pontual da crise.” (ibid., p. 16, tradução nossa). A essência da temporalidade do hábito é a antecipação baseada em *repetições não conscientes*, garantindo previsibilidade e automatização comportamental. Mas, como pontua a autora, “a repetição gera expertise, ao mesmo tempo em que gera tédio” (ibid., p. 1, tradução nossa). Por isso, visando manter a atualização constante, a temporalidade da repetição habitual é constantemente desfeita e refeita pela temporalidade da crise que garante a reinserção de algum grau de diversidade nos ambientes midiáticos.

A temporalidade ambivalente das redes descrita por Chun é bastante perceptível nos *feeds* de redes sociais como o Facebook e Instagram, mas poucas o manifestam de forma tão nítida quanto o TikTok. A experiência de rolar o feed *Para Você* pode ser descrita como uma *sequência frenética de hábito e crise permanentes*. Por um lado, como vimos, o algoritmo age com incrível velocidade para recomendar conteúdos que se alinham aos interesses do usuário, produzindo um “estado de personalização algorítmica harmoniosa” (Siles, Valerio-Alfaro, Meléndez-Moran, 2022, p. 11, tradução nossa) que tende à *previsibilidade* e à *homogeneidade*. No entanto, noutra via, também está constantemente interrompendo esses padrões repetitivos para evitar o desinteresse e o tédio. Um trecho do documento sobre o algoritmo do TikTok sintetiza claramente essa estratégia:

se um usuário gosta de um determinado tipo de vídeo, mas o aplicativo continua enviando o mesmo tipo para ele, ele rapidamente fica entediado e fecha o aplicativo. Nesse caso, o valor total criado pelo usuário assistindo ao mesmo tipo de vídeo é inferior ao de assistir cada vídeo, porque *a repetitividade leva ao tédio*. (Smith, op. cit, tradução nossa, grifo nosso)

No post em que descrevem o sistema de recomendação, eles sinalizam que um dos maiores desafios dos sistemas de recomendação algorítmicos é que, “ao otimizar para personalização e relevância, existe o risco de apresentar um fluxo de vídeos cada vez mais homogêneo” (TikTok, 2020, tradução nossa). Assim, afirmam, “para manter seu feed *Para Você* interessante e variado, nosso sistema de recomendação funciona para intercalar diversos tipos de conteúdo com aqueles que você já sabe que adora” (ibid.) exibindo, eventualmente, conteúdos que parecem não estar alinhados aos interesses expressos dos usuários. A interrupção de padrões repetitivos também está atrelada às estratégias de testagem constantes que a plataforma utiliza e sobre as quais nos deteremos em outro tópico.

Algo que minha experiência de uso pessoal do aplicativo detectou é que quanto maior o desinteresse nos conteúdos recomendados (manifesto sobretudo ao não assistir nenhum vídeo

até o final, apenas rolando continua e rapidamente a tela para o próximo vídeo), mais a plataforma investe no pólo da ‘crise permanente’, exibindo vídeos cada vez mais aleatórios, como se tentando buscar algum conteúdo que finalmente fiscasse minha atenção. Após poucos minutos de uso com essa abordagem (que, mais que deliberada, foi instintiva), notei que minhas recomendações foram se diversificando e ampliando a tal ponto que meu feed se tornou uma *experiência caótica de crise permanente*. Uma abordagem de uso que resultou, curiosamente, numa espécie de *anti-personalização algorítmica*, tensionando as supostas virtudes de previsão e precisão tão alardeadas sobre o TikTok.

A oscilação entre a temporalidade do hábito e da crise também está ligada ao princípio das *recompensas variáveis* que integra o chamado *modelo do gancho* (Eyal, 2020) e que, segundo Bentes (2022), é um dispositivo central das plataformas para formar hábitos e condicionar comportamentos. Composto de quatro etapas (*gatilhos, ação, recompensas variáveis, investimento*) interligadas de modo recursivo, essa estratégia de design comportamental herdeira do behaviorismo “organiza os estímulos, procurando tornar mais ou menos prováveis certos comportamentos” (Bentes, 2020, p. 152). O princípio das recompensas variáveis que compõem o modelo envolve o uso de *variabilidade de recompensas*. De modo simplificado, significa que você ‘ganha’ algumas vezes e ‘perde’ outras, levando a uma busca ininterrupta por novas recompensas. Aplicado à recomendação de vídeos do TikTok, esse princípio faz com que, por exemplo, se o conteúdo que você acabou de assistir não tenha te conquistado, há a expectativa de que o próximo irá fazê-lo, criando um ciclo de *gratificação intermitente* em que os usuários esperam que o ‘próximo vídeo’ seja mais envolvente ou divertido que o anterior e promovendo padrões comportamentais viciantes.

Assim como em relação a outros aspectos, o principal diferencial do TikTok quanto ao controle do ritmo perceptivo dos usuários através de uma modulação do hábito e da crise é a velocidade com que modula essa dupla temporalidade. Mas, além da aceleração, há outro fator crucial para a gestão algorítmica da atenção (Bentes, op. cit.) que ele mobiliza: *sua temporalidade extremamente fragmentada*.

3.3 Fragmentação

Já se tornou lugar comum afirmar que, sob o imperativo da *economia da atenção* no contexto de um capitalismo baseado em dados (Cf. Bentes, 2022), nossa atenção se tornou um

recurso tão escasso quanto valioso. Visando solucionar a (insolucionável) equação de *excesso informacional versus escassez atencional*, esse imperativo está na raiz de muitos dos sintomas do “mal-estar na era da plataformização” (Cesarino, 2022, p. 86). Um dos notáveis custos cognitivos dessa ‘demanda impossível’ foi a percepção de uma *redução drástica da capacidade de atenção dos usuários (attention span, em inglês)* ao longo dos últimos anos, produzindo um sentimento coletivo de que, nessa cada vez mais saturada paisagem midiática, nossa atenção foi sendo progressivamente ‘encurtada’ (McSpadden, 2015; Stokel-Walker, 2022)

Sob a alegação de que a capacidade de manter a atenção é cada vez menor, a aposta em conteúdos cada vez mais curtos e acelerados nos últimos anos surgiu como uma ‘solução’ das plataformas para um problema que, em grande medida, elas mesmas haviam criado. Assim, a fim manter os usuários engajados nesse novo regime atencional, as plataformas passaram a extrair e comercializar ‘fatias’ cada vez menores e mais condensadas de nossa atenção e do nosso tempo. ‘*Fragmentar e acelerar para reter*’ parece ser a fórmula da vez das plataformas baseadas em recomendação algorítmica de conteúdo e o TikTok é a versão mais bem acabada desse *tecno-crono-solucionismo*.

Um estudo conduzido pela Microsoft que teve ampla repercussão constatou que a capacidade média de atenção das pessoas diminuiu de 12 para 8 segundos entre 2000 e 2015 (McSpadden, 2015). “Agora você tem um período de atenção menor do que de um peixinho dourado”, alarmava a reportagem da Time. Uma pesquisa interna do TikTok, divulgada em junho de 2021, revelou que metade dos usuários entrevistados achava estressante vídeos com mais de 60 segundos e um terço deles assistia vídeos em velocidade dupla (Stokel-Walker, 2022). “Não é porque não tenho tempo, mas porque não consigo me concentrar. *Não consigo me concentrar*”, afirmou um dos entrevistados (*ibid.*, tradução nossa). Apesar da declaração soar muito alinhada com o *zeitgeist* contemporâneo, é fundamental não desvincular a atenção de todo uma complexa e heterogênea trama de produção histórica de subjetividades — da qual também participam, indiscutivelmente, as mediações técnicas. Na versão contemporânea desta trama, as fronteiras entre a falta de atenção, a demanda inalcançável por otimização e a ansiedade (outro problema crônico ‘do nosso tempo’), por exemplo, se tornam nebulosas. Daí as limitações de entender a atenção apenas enquanto um *bem individual, finito, escasso*,

mensurável e passível de comercialização e não como um *constructo relacional e situacional*¹³.

Nesse sentido, é evidente que a crescente dificuldade dos usuários se concentrarem por períodos prolongados é muito mais uma justificativa para validar a crescente aposta da indústria em conteúdos curtos do que o real motivo para tanto — o que não significa que este seja um falso problema, é claro. Trata-se, mais uma vez, da estratégia tão recorrente das *Big Techs* de transformar o *contingente* em *inevitável*. Se ‘fragmentar e acelerar para reter’ é a solução da vez para gerir a atenção dos usuários é porque notou-se que essa técnica potencializa ainda mais os efeitos pretendidos sobre seus comportamentos. Como os indicadores sobre o crescente aumento do tempo médio de uso de apps apontam, a redução na duração dos vídeos aumenta o tempo de permanência total dos usuários nos aplicativos. Além disso, uma vez que é sobretudo na esfera *não-consciente* que as plataformas e algoritmos nos interpelam (Chun, 2016; Cesarino, 2022) (entre outras técnicas, através da automatização de hábitos), manter-se atento nesse contexto é, em si mesmo, uma espécie de contínua resistência às propensões cognitivas inscritas nestes dispositivos.

A fragmentação temporal empregada pelo TikTok também possibilita a aceleração do circuito recursivo das ‘pequenas doses de recompensas’ utilizado pelo *modelo do gancho* (Eyal, 2020), fazendo com que a experiência de uso do app se transforme numa espécie de *hiperfluxo de microdoses dopamina*. Trata-se, assim, de um dispositivo temporal crucial para produzir o ritmo acelerado característico do app, bem como potencializar os efeitos pretendidos sobre os comportamentos dos usuários.

Outra instância em que a fragmentação é utilizada é no próprio design do *feed* do app. Diferente de plataformas como o Facebook, Twitter e Instagram, em que o feed funciona no modo *scroll* infinito, dando ao usuário uma visão panorâmica e relativamente integrada dos conteúdos postados em sua rede, no TikTok os vídeos são exibidos um a um, propiciando, ao nível perceptivo, uma maior sensação de imersão. Isso também contribui para a perda do controle sobre o tempo de uso do app, uma queixa muito comum entre os usuários. Esse formato também possibilita um rastreamento minucioso do comportamento do usuário para cada vídeo separadamente. Ou seja, não é só ao nível da ‘condução das condutas’ dos usuários

¹³ Especialistas entrevistados para uma reportagem da BBC que questiona os resultados da supracitada pesquisa da Microsoft destacam que a ideia de “período de atenção médio e mensurável” é, em si, problemática, uma vez que a atenção depende muito do caráter da tarefa e da contribuição do indivíduo nesta tarefa (Maybin, 2017).

que a fragmentação potencializa os efeitos visados pelas plataformas. Como veremos em mais detalhes, ela também está diretamente relacionada à aceleração do extrativismo que sustenta todo a arquitetura algorítmica preditivo. Já ao nível dos criadores de conteúdo (os ‘*creators*’), a fragmentação propicia a aceleração da produção num contexto de demanda por atualização constante. Afinal, conteúdos mais curtos demandam menos investimento de tempo e dinheiro e ‘performam’ melhor (se uma das variáveis para rankear bem um conteúdo é que ele seja visto até o final, é mais provável que um conteúdo curto atinja essa meta).

3.4 Aceleração da testagem

Bruno, Bentes e Faltay (2019) enfatizam como uma das mudanças radicais advindas com a plataformação é a transformação do espaço digital num imenso laboratório que utiliza imensos volumes de dados para testagem, previsão e indução de comportamentos, convertendo-se naquilo que chamam de *laboratórios de plataforma*.

A lógica da *testagem contínua sobre os comportamentos* dos usuários descrita pelos autores é claramente perceptível no TikTok, principalmente no modo como está a todo momento testando, ativa e antecipadamente, suas previsões algorítmicas. Assim como a estratégia da fragmentação, ela se desdobra em diversos níveis. Num primeiro, na própria adoção do modelo do grafo de interesses que, ao dispensar a necessidade de que o usuário construa uma rede de conexões subjacente ao funcionamento do app, oferece antecipadamente uma sequência de recomendações personalizadas desde o primeiro acesso. Outra dimensão em que a testagem contínua opera é na recomendação de conteúdos que extrapolam as preferências explícitas do usuário, o que possui relação direta com a detecção antecipada da “potência viral” (Araújo, Karhawi, 2023) dos vídeos. Como a própria plataforma declara, “ao oferecer vídeos diferentes de tempos em tempos, o sistema também é capaz de ter uma noção melhor do que é popular entre uma gama mais ampla de públicos” (TikTok, 2020, tradução nossa).

Essa experimentação contínua em distintas camadas não apenas permite ao sistema reconhecer rapidamente os interesses de um usuário individual, acelerando o processo de personalização, mas é uma parte fundamental do *modelo de distribuição de conteúdo* que o TikTok utiliza, outro fator que o diferencia de seus concorrentes. Isso porque, independente do tamanho de uma conta, cada vídeo postado no TikTok é veiculado para, pelo menos, um lote de usuários na página *Para Você*. O número de usuários nesses lotes aumenta

exponencialmente caso os vídeos obtenham bom desempenho (Hern, 2022). Segundo a empresa,

[e]mbora seja provável que um vídeo receba mais visualizações se for postado por uma conta que tenha mais seguidores (...) nem a contagem de seguidores nem se a conta teve vídeos anteriores de alto desempenho são fatores diretos para o sistema de recomendação. (TikTok, 2020, tradução nossa)

Isso explica em grande medida porque os vídeos do TikTok costumam viralizar tão rápido, tornando suas métricas, em termos absolutos, muito vantajosas em relação a seus concorrentes para criadores e anunciantes. Entre os criadores, esse modelo de distribuição escalável ajuda a alimentar a crença de que “*todo mundo pode ser famoso com o algoritmo do TikTok*” (Araújo, Karhawi, op. cit., p. 6, grifo nosso). À diferença de outras plataformas em que é necessário primeiro ‘fazer um perfil crescer’ para ter alcance entre os usuários, no TikTok, mesmo que você não tenha nenhum seguidor, o vídeo acabará atingindo uma audiência inicial e, caso ‘performe’ bem, pode alcançar milhares ou milhões de usuários com extrema rapidez. Esse aspecto também ajuda a explicar por que os usuários da plataforma aderem tanto e tão rápido aos desafios (*challenges*) e/ou tendências de live no app, como o fenômeno das *lives NPC*, que viralizou em 2023¹⁴.

A estratégia da testagem contínua não condiciona somente o modo como a plataforma interpela seus usuários, mas as próprias estratégias destes para ganhar visibilidade na plataforma. Abidin (2021), ao investigar o trabalho de visibilidade dos criadores de conteúdo do TikTok, aponta que a fama e a visibilidade no app não estão centradas em perfis, mas em conteúdos, fazendo com que os usuários estejam sempre buscando adaptar-se rapidamente às novas ‘*trends*’ que viralizam na plataforma:

Os usuários do TikTok [...] não mantêm uma única personalidade ou único estilo coerente e singular, mas, ao invés disso, são ativos e muito rápidos, adaptando-se às últimas tendências e práticas virais do TikTok e a uma grande variedade de estilos. [...] As lógicas do TikTok incentivam os aspirantes a celebridades da internet a buscar, aprender, participar e se envolver ativamente com o que está ‘se tornando viral’ no momento, a fim de permanecer visível para outras pessoas no próprio aplicativo (Abdin, 2021, p. 8)

Esse traço aponta novamente para a temporalidade da crise permanente como condição para a atualização ininterrupta das redes e padrão que une a camada técnica e humana dos atuais ecossistemas digitais, fazendo com que tanto as redes quanto os sujeitos estejam, como propõe

¹⁴ As lives NPC (*Non-Player Character*, em inglês) são transmissões ao vivo onde os criadores de conteúdo adotam comportamentos e falas repetitivas e robóticas, imitando o comportamento de NPCs em videogames, personagens que normalmente seguem padrões de fala e ação pré-programados.

Chun (2016, p. 1), “*se atualizando para permanecer (quase) os mesmos*”. Assim como em relação aos outros aspectos que abordamos, a principal diferença do TikTok no modo como o ideal da otimização ininterrupta incide sobre a produção de subjetividades, é a *velocidade com que o faz*. É notável como as tendências emergem e desaparecem muito rapidamente no app, exigindo que tanto criadores quanto empresas se adaptem continuamente para capitalizar esses momentos efêmeros de atenção. Assim, tal como os algoritmos que continuamente otimizam seus modelos e recomendações, trata-se de um modelo de subjetividade condenado à ‘loopings de autoaprimoramento’ infinitos e cujas intersecções com modos de subjetivação produzidos no neoliberalismo são patentes. Como aponta Mbembe, ao refletir sobre a convergência entre neoliberalismo e digitalização, trata-se de um sujeito “moldável e convocado a se reconfigurar permanentemente em função dos artefatos que a época oferece” (2018, p. 17).

3.5 Aceleração do extrativismo

Um dos princípios básicos que guia o capitalismo de vigilância e seus produtos de predição baseados em aprendizado de máquina é que, quanto mais dados forem extraídos, maior o *poder predictivo* desse modelo de conhecimento e intervenção sobre os comportamentos (Zuboff, 2021). Desse modo, uma das principais vantagens para as plataformas digitais da crescente apostila em vídeos curtos é a *aceleração do extrativismo de dados* que esse formato de conteúdo possibilita. Como vimos ao longo deste tópico, o uso de vídeos fragmentados pelo TikTok faz com que o volume de dados de treinamento que um usuário fornece por unidade de tempo de uso do app seja muito mais alto do que em plataformas com conteúdos mais longos, acelerando toda a cadeia recursiva da personalização algorítmica e seus efeitos (pense-se, por exemplo, em quantos vídeos podem ser assistidos, em média, em uma hora na Netflix, no YouTube e no TikTok...).

Portanto, mais do que um modelo que se adequa bem à alegada escassez atencional dos usuários, um *feed* de vídeos curtos é a *base de treinamento* perfeita para extrair muitos dados e otimizar um algoritmo de aprendizado de máquina num curto período de tempo. Além disso, a própria apostila em conteúdos em vídeo e não em conteúdos estáticos, como fotos ou textos, também potencializa esse extrativismo, uma vez que permite a inferência de *métricas implícitas* sobre o usuário, como veremos a seguir.

Analisando sistemas de recomendação algorítmicos ao longo dos últimos anos, principalmente da Netflix, Seaver (2018), identificou uma mudança no tipo de métricas

utilizadas pelas plataformas. Ao invés de *métricas explícitas*, baseadas principalmente em avaliações ativas que os usuários faziam sobre os conteúdos, os sistemas de recomendação passaram a utilizar cada vez mais *métricas implícitas* ou, como ele chama, *métricas captológicas*, que mensuram a capacidade de um sistema reter a atenção dos usuários. A partir dessa *virada captológica*, “a satisfação passa a ser mensurada pela capacidade do sistema de capturar e reter a atenção dos usuários ou o engajamento” (Bentes, 2022, p. 170). As métricas captológicas estão centradas em interações involuntárias ou inconscientes (que, refletindo entendimentos behavioristas sobre o comportamento, são consideradas mais confiáveis e/ou verdadeiras) e frequentemente estruturam-se no tempo: quanto tempo um usuário permanece em determinado conteúdo ou realizando determinada ação, em que momento do conteúdo ele ‘pula’ para o conteúdo seguinte, se o assiste mais de uma vez, qual o tempo de permanência no serviço, qual a média mensal de uso, etc.

Seaver observa como o paradigma captológico também se refletiu no design de interfaces, projetadas para incitar cada vez mais interações e extraír mais dados sobre a atividade do usuário. Nessa virada, o protótipo de um sistema de recomendação deixou de ser um *suporte para encontrar informações* para se tornar cada vez mais uma *armadilha para capturar usuários* (Seaver, op. cit.). Em termos de design da experiência do usuário (ou simplesmente *UX design*, como é chamado no meio especializado), a ênfase no uso de métricas implícitas e de técnicas cada vez refinadas para capturar os usuários e condicionar seus comportamentos também é correlata da crescente relevância que a abordagem do *design sem fricção* (*frictionless design*, em inglês) ganhou na indústria *tech* nos últimos anos. Guiado pelo mantra “*não faça o usuário pensar*” (Krug, 2014), essa abordagem de design propõe que a experiência ideal de uso de um produto digital deve requerer o mínimo de esforço cognitivo. Uma *experiência sem fricção* visa tornar a experiência do usuário o mais suave e eficiente possível, removendo obstáculos que possam causar atrito, estranhamento ou frustração. Na confluência do *capitalismo de vigilância* (Zuboff, 2021) com a *economia da atenção* (Bentes, op. cit.), o objetivo é incitar cada vez mais engajamento e interação, produzir mais dados para refinar as previsões algorítmicas, porém, com o mínimo de fricção possível. Um extrativismo (de dados e cognitivo) fluido, invisível e util, vendido como *user friendly*, mas que, na prática, é *machinic friendly*.

À vista de tais questões, notamos como o TikTok materializa de modo muito privilegiado a *maximização do extrativismo* com a *minimização da fricção* que as plataformas têm

perseguido. Do modelo do grafo de interesses, passando pelos recursos de criação de conteúdo ofertados, a hiperpersonalização, o formato de vídeos curtos exibidos individualmente até as experimentações constantes e escaláveis sobre o comportamento do usuário, toda a plataforma é desenhada para *potencializar o extrativismo de dados e treinar rapidamente seu algoritmo* ao mesmo tempo em que proporciona uma experiência de uso ágil, fluida, divertida e que aparenta priorizar o usuário.

Visando essa maximização do extrativismo são também empregados algoritmos específicos de Processamento de Linguagem Natural (NLP, na sigla em inglês) de computação visual para identificar e classificar os conteúdos presentes em cada vídeo e sofisticar os metadados do sistema — o que também explica a incitação da produção de vídeos ‘supersaturados’ de efeitos visuais, sons e hashtags pela plataforma. Segundo Greenwald (2021), em 1 minuto, as ‘microobservações’ do TikTok são capazes de rastrear de 5 a 6 métricas sobre o usuário, fazendo com que, em 1h de uso, *ele seja capaz de extrair cerca de 300 a 360 pontos de dados*. Para Wei (2020, tradução nossa), “a verdadeira magia” do app é “como cada elemento do design e dos processos do TikTok se conectam entre si para criar um conjunto de dados com o qual o algoritmo é treinado para obter desempenho máximo”. O resultado é a construção de uma *malha extrativa extremamente granular e veloz* capaz de rastrear exponencialmente tanto os conteúdos quanto os comportamentos dos usuários, fazendo com que todo o aparato preditivo que sustenta o sistema de recomendação opere em *alta frequência*.

4. Considerações finais

Conforme vimos ao longo do texto, através de um *aceleracionismo* que se desdobra em múltiplas camadas, o *governo algorítmico do tempo* utilizado pelo TikTok mostra-se extremamente eficaz tanto na gestão da atenção dos usuários, quanto na potencialização do extrativismo que sustenta toda sua arquitetura algorítmica preditiva. Da veloz perfilização, passando pela modulação do ritmo temporal entre hábito e crise, o uso de fragmentações temporais e visuais, a aceleração das testagens até a maximização do extrativismo com a minimização da fricção, todas essas técnicas e estratégias transformam o TikTok naquilo que propomos designar um *ambiente digital de alta frequência* (Pereira, 2024). Trata-se de um ambiente regido por temporalidades aceleradas e fragmentadas, projetado para viabilizar uma grande quantidade de operações extrativas e preditivas em alta velocidade num curto período

*de tempo*¹⁵. Como vimos, a *fractalização acelerada do tempo das redes*, sob a alegação de melhor adequar-se a uma ‘crise da atenção’, possibilita a aceleração das lógicas extrativas que sustentam o capitalismo de dados — uma vez que, entre outras coisas, viabiliza a extração de mais dados por unidade de tempo —, potencializando todo o circuito (comportamental, epistêmico e econômico) que alimenta o funcionamento e a produção de valor das plataformas.

De uma perspectiva sociológica, tais fenômenos integram aquilo que Wajcman (2015) chama de *sociedade de alta-velocidade* e demonstram como os regimes de temporalidade contemporâneos são indissociáveis dos fenômenos próprios da digitalização e, em especial, da entrada massiva de algoritmos de IA nos ecossistemas digitais. Entre outros fatores, esses processos indicam que a sensação cotidiana de perda de controle sobre o ‘próprio tempo’ em nossas vidas digitalizadas ocorre em paralelo à crescente centralidade do *governo algorítmico do tempo* para o funcionamento do capitalismo digital (Pereira, 2024). Dito de outro modo, quanto mais expropriados somos do controle do nosso tempo nas práticas digitais, mais essa dimensão — manifesta especialmente numa *cronopolítica preditiva, acelerada e fragmentada* que o TikTok materializa de modo privilegiado — se torna fundamental para o modelo de negócios das plataformas. Assim, seguir refletindo sobre os problemas específicos da temporalidade deste momento das culturas digitais nos parece fundamental para compreender as transformações históricas do ‘*tempo do nosso tempo*’.

Referências

- ABIDIN, Crystal. Mapeando celebridades da Internet no TikTok: Explorando Economias da Atenção e Trabalhos de Visibilidade. *Pauta Geral*, v. 8, n. 2, pp. 1-50, 2021.
- ARAUJO, Willian F.; KARHAWI, Issaaf. “Todo mundo pode ser famoso com o algoritmo do TikTok”: imaginários e saberes sobre eficiência algorítmica e potência viral. Anais do 46º Congresso Brasileiro de Ciências da Comunicação, setembro de 2023.
- BENTES, Anna C. Franco. *Da Madison Avenue ao Vale do Silício: ciências comportamentais do engajamento, tecnologias de influência e economia da atenção*. Tese (Doutorado em Comunicação e Cultura) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2022.
- BRUNO, Fernanda; BENTES, Anna; FALTAY, Paulo. Economia Psíquica dos Algoritmos e Laboratório de Plataforma: Mercado, Ciência e Modulação do Comportamento. *Revista Famecos*, 26 (3), 2019.

¹⁵ Uma de nossas hipóteses, que atualmente desenvolvemos numa nova fase da pesquisa, é que essa *cronopolítica* manifesta ressonâncias da temporalidade e da racionalidade da financeirização, especialmente da lógica operativa dos *Algoritmos de Alta Frequência (HFT Algorithms)*, em inglês).



CESARINO, Letícia. *O Mundo do Avesso: verdade e política na era digital*. São Paulo: Ubu, 2022.

CHUN, Wendy H. K. *Updating to Remain the Same: habitual new media*. Cambridge, London: MIT Press, 2016.

_____. *Discriminating data: correlation, neighborhoods, and the new politics of recognition*. Cambridge: The MIT Press, 2021.

EYAL, Nir. *Hooked: como construir produtos e serviços formadores de hábitos*. Editora AlfaCon: Cascavel, 2020.

GREENWALD, Michelle. Audience, Algorithm And Virality: Why TikTok Will Continue To Shape Culture In 2021. *Forbes*, 1 de abril de 2021. Disponível em: <https://www.forbes.com/sites/michellegreenwald/2021/04/01/audience-algorithm-and-virality-why-tiktok-will-continue-to-shape-culture-in-2021/?sh=6a1c6f0c2af7>.

HELMOND, Anne. The platformization of the web: Making web data platform ready. *Social Media + Society*, 1(2), 2015.

HERN, Alex. How TikTok's algorithm made it a success: 'It pushes the boundaries'. *The Guardian*, 24 de outubro de 2022. Disponível em: <https://www.theguardian.com/technology/2022/oct/23/tiktok-rise-algorithm-popularity>.

JOHO, Jess. TikTok's algorithms knew I was bi before I did. I'm not the only one. *Mashable*, 8 de setembro de 2022. Disponível em: <https://mashable.com/article/bisexuality-queer-tiktok>.

KRUG, Steve. *Não me Faça Pensar*: Atualizado. Rio de Janeiro: Alta Books, 2014.

MBEMBE, Achille. *Crítica da Razão Negra*. São Paulo: n-1 edições, 2018.

NEWPORT, Cal. TikTok and the Fall of the Social-Media Giants. *The New Yorker*, 28 de julho de 2022. Disponível em: <https://www.newyorker.com/culture/cultural-comment/tiktok-and-the-fall-of-the-social-media-giants>.

ORGAZ, Cristina. 'TikTok foi feito para ser viciante': o homem que investigou as entranhas do aplicativo. *BBC News Brasil*, 3 de dezembro de 2020. Disponível em: <https://www.bbc.com/portuguese/geral-55173900>.

PARISER, Eli. *O filtro invisível*: O que a internet está escondendo de você. Rio de Janeiro: Zahar, 2012.

PEREIRA, Paula C. *Futuros Maquinícios*: racionalidade e temporalidade nos algoritmos da Inteligência Artificial. Tese (Doutorado em Comunicação e Cultura) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2024.

SEAVER, Nick. Captivating algorithms: recommender systems as traps. *Journal of Material Culture*, 24(4), pp. 421-436, 2018.

SILES, Ignacio. *Living with algorithms*: Agency and user culture in Costa Rica. Cambridge, MA: MIT Press, 2023.

SILES, Ignacio; VALERIO-ALFARO, Luciana; MELÉNDEZ-MORAN, Ariana. Learning to like TikTok...and not: Algorithm Awareness as Process. *New Media & Society*, 26(10), pp. 1-17, 2022.

SMITH, Ben. How TikTok Reads Your Mind. *The New York Times*, 5 dez. 2021. Disponível em: <https://www.nytimes.com/2021/12/05/business/media/tiktok-algorithm.html>.

STOKEL-WALKER, Chris. TikTok Wants Longer Videos—Whether You Like It or Not. *Wired*, 21 de fevereiro de 2022. Disponível em: <https://www.wired.com/story/tiktok-wants-longer-videos-like-not/>.

TIKTOK. Thanks a billion!. *TikTok NewsRoom*, 27 set. 2021. Disponível em: <https://newsroom.tiktok.com/en-us/1-billion-people-on-tiktok>.



_____. How TikTok recommends videos #ForYou. *Tiktok Newsroom*, 18 jul. 2020. Disponível em: <https://newsroom.tiktok.com/en-us/how-tiktok-recommends-videos-for-you>.

TURIN, Rodrigo. Antropoceno e futuros presentes: entre regime climático e regimes de historicidade potenciais. *Topoi*, 24(4), pp. 703–724, 2023.

WAJCMAN, Judy. *Pressed for time: the acceleration of life in digital capitalism*. The University of Chicago Press, 2015.

WALL STREET JOURNAL. Inside TikTok's Algorithm: A WSJ Video Investigation. *The Wall Street Journal*, 21 de julho de 2021. Disponível em: <https://www.wsj.com/articles/tiktok-algorithm-video-investigation-11626877477>.

WEI, Eugene. Seeing Like an Algorithm. *Remains of the Day* (blog), 18 de setembro de 2020. Disponível em: <https://www.eugenewei.com/blog/2020/9/18/seeing-like-an-algorithm>.

ZUBOFF, Shoshana. *A Era do Capitalismo de Vigilância*: a luta por um futuro humano na nova fronteira do poder. São Paulo: Intrínseca, 2021.