

O Sistema Tecnológico Digital: inteligência artificial, computação em nuvem e *Big Data*

Victo José da Silva Neto* 

Maria Beatriz Machado Bonacelli** 

Carlos Américo Pacheco*** 

* Universidade Estadual de Campinas (Unicamp), Campinas (SP), Brasil
E-mail: victont@gmail.com

** Universidade Estadual de Campinas (Unicamp), Campinas (SP), Brasil
E-mail: biabona@unicamp.br

*** Universidade Estadual de Campinas (Unicamp), Campinas (SP), Brasil
E-mail: pacheco@fapesp.br

16 DE MARÇO DE 2020 VERSÃO REVISADA (ENTREGUE): 28 DE AGOSTO DE 2020 APROVADO: 02 DE OUTUBRO DE 2020

RESUMO

O avanço das tecnologias digitais na última década motivou análises a respeito de uma nova era no capitalismo. A maioria delas, contudo, é estreita em escopo, por abordar apenas tecnologias isoladas. Além disso, são curtas em temporalidade, por não reconhecerem os vínculos destas tecnologias digitais com o bloco de tecnologias de informação e comunicação precedentes. Propõe-se no presente trabalho uma visão de escopo mais amplo e temporalidade mais extensa para preencher estas lacunas. Conceituou-se o Sistema Tecnológico Digital (2010-2020) como o *cluster* de inteligência artificial, computação em nuvem e *Big Data*. Este cluster gera três fluxos de inovações: digitização, algoritmização e plataformação. As relações autocatalíticas entre as tecnologias deste *cluster* e entre sistemas prévios de TIC indicam continuidade histórica. No entanto, o fenômeno da comoditização de dados que se desdobra deste sistema configura-se como descontinuidade histórica de monta.

PALAVRAS-CHAVE | Economia digital; Economia dos dados; Plataformas digitais; Algoritmos; Inovação digital

Digital Technology System: artificial intelligence, cloud computing and Big Data

ABSTRACT

The advancement of digital technologies in the last decade has motivated analysis regarding a new era in capitalism. Most of these analyzes, however, are narrow in scope, as they only address isolated technologies. In addition, they are short-lived, as they do not recognize the links between these digital technologies and the preceding block of information and communication technologies. We propose a broader scope and longer timeframe to fill these gaps. We conceptualized the Digital Technological System (2010-2020) as the cluster of artificial intelligence, cloud computing and Big Data. This cluster generates three innovation streams: digitization, algorithmization and platformization. The autocatalytic relationships between the technologies of this cluster and between previous ICT systems indicate historical continuity. However, the phenomenon of data commoditization that unfolds from this system is configured as a major historical discontinuity

KEYWORDS | Digital economy; Economics of data; Digital platforms; Algorithms; Digital innovation

1. Introdução

Technologies makes worlds appear
Mercedes Bunz

Há um movimento de reinterpretação e rotulação da era em que vivemos e os candidatos são muitos. Boa parte destas interpretações compartilha a visão de que a tecnologia digital na fase atual produz mudanças de fôlego na estrutura socioeconômica. Elas diferem na ênfase que dão a determinadas tecnologias: plataformas digitais seriam responsáveis pela grande onda de disrupção, dando origem a uma nova era de capitalismo de plataforma (SRNICEK, 2017; KENNEY; ZYSMAN, 2016) ou sociedade de plataforma (VAN DIJCK; POELL; DE WAAL, 2018). Outros concentram-se nas qualidades fantásticas da inteligência artificial (IA) e argumentam que, dada sua função substitutiva de trabalho humano, a humanidade estaria rumando para uma reedição da Grande Transformação (BALDWIN, 2019) ou uma Segunda Era das Máquinas (BRYNJOLFSSON; McAFFE, 2014). Alguns enfatizam aspectos mais gerais da digitalização de negócios e atividades econômicas e a gênese do capitalismo digital (FUCHS; MOSCO, 2016).

Alguns autores argumentam que mudanças socioeconômicas substanciais dependem não apenas de uma, mas de um conjunto interativo de tecnologias. Perez e Freeman (1988) falam de constelações de inovações. Mokyr (1992) recorre aos conceitos de microinvenções e macroinvenções. Nuvolari (2019) menciona blocos de desenvolvimento. Ainda neste sentido, Perez (2009, p. 188) assim define os sistemas tecnológicos: “as principais inovações tendem a ser indutoras de novas inovações; eles exigem complementos a montante e a jusante e facilitam inovações semelhantes, incluindo alternativas concorrentes [...] é esse tipo de inter-relação dinâmica que está englobada na noção de um sistema tecnológico”. Nuvolari (2019) afirma que as análises correntes sobre tecnologia digital são muito estreitas e muito curtas. Estreitas, pois, como mencionado, não levam em consideração as inter-relações que elas possam apresentar e que talvez seja a causa principal da geração de inovações e do crescimento econômico. Curtas, pois tendem a assumir ciclos rápidos demais de inovação e difusão para processos históricos que levam muito mais tempo.

Apesar do reconhecimento da modularidade e convergência das tecnologias digitais, estudos que abordem suas inter-relações e as relações entre estas tecnologias e a geração anterior de tecnologias da informação e comunicação (TIC) são menos

frequentes. Do ponto de vista da temporalidade, há autores que buscam estender o recorte cronológico. Dentre estes estudos, há duas abordagens profícuas. Uma, baseia-se em grandes surtos de desenvolvimento e refere-se à fase atual de atualização do paradigma produtivo como a repetição de um padrão comum no capitalismo (PEREZ, 2002; 2009). Outra, baseia-se em uma visão ainda mais ampla, de transições profundas (*deep transitions*) (SCHOT; KANGER, 2018), cuja leitura de uma modernidade industrial (200-250 anos) marcada por descontinuidades (*e.g.*: surtos de desenvolvimento perezianos) e continuidades (mecanização; combustíveis fósseis) coloca a possibilidade de superá-la. No que tange ao escopo, Brynjolfsson e McAfee (2017) analisaram a interação de inteligência artificial, plataformas e inovação distribuída (*crowd*). Seu foco, contudo, recai apenas sobre os novos modelos de negócio que emergem deste conjunto. Mosco (2017) oferece uma boa contribuição ao identificar os elementos que, ao interagirem, produzem o que ele chama de “próxima internet”: computação em nuvem, internet das coisas e *Big Data*. Sua interpretação é de que estas novas tecnologias em conjunto estariam subvertendo a lógica democrática e participativa da internet. Sua abordagem é sistêmica, mas seu foco não é a tecnologia em si, mas uma análise de economia política que busca entender quais os atores sociais que exploram este processo em desenvolvimento.

Este artigo oferece uma abordagem apreciativa das tecnologias digitais que amadureceram (e emergiram no debate público e acadêmico) na última década. Neste sentido, atendeu-se ao chamado de que “identificar e acessar a emergência e a consolidação das conexões autocatalítica entre os *clusters* de tecnologia é crítico, mas um tópico ainda largamente inexplorado” (NUVOLARI, 2019, p. 38). Isto é feito aqui de forma exploratória, ainda que recorrendo a dados secundários¹. Na próxima seção, analisam-se de forma mais detida as inter-relações entre as principais tecnologias digitais da última década (2010-2020). Na seção seguinte, são abordadas as relações do chamado Sistema Tecnológico Digital (STD) com tendências preexistentes de Tecnologias da Informação e Comunicação (TICs) no contexto dos fluxos de avanços técnicos. Por fim, na terceira seção depois desta introdução, comenta-se o *lag* de implementação que obstaculiza a difusão destas tecnologias, em especial os direitos sobre os dados. Dadas as inter-relações observadas, as tecnologias desenvolvidas na última década se configuram como um STD. Há evidências de

1 Embora haja algumas iniciativas no sentido de se mensurar impactos agregados das TICs na produtividade (EVANGELISTA; GUERRIERI; MELICIANI, 2014) ou o impacto de tecnologias específicas (*e.g.*: IA) sobre o ritmo de inovações tecnológicas (LIU *et al.*, 2020), o foco no sistema tecnológico mais recente (2010-2020) neste estudo torna impraticável a utilização de dados de produtividade.

continuidade que ligam este sistema com outros sistemas da revolução das TICs. O processo de comoditização dos dados, contudo, instado pelo amadurecimento do STD, é evidência de uma descontinuidade marcante que precisa ser levada em consideração pela periodização e historiografia da economia e da tecnologia.

2. O Sistema Tecnológico Digital (2010-2020)

A economia dos dados (MAYER-SCHÖNBERGER; RAMGE, 2018; VELDKAMP; CHUNG, 2019) se consolida na última década (2010-2020), quando um novo sistema tecnológico emerge. Quais são as tecnologias que compõem este sistema? O Quadro 1 condensa a visão de organizações internacionais quanto a quais tecnologias digitais se destacam nos últimos anos como centrais para o desenvolvimento socioeconômico. Em linha com Sturgeon (2019, p. 3), é possível agregar as tecnologias mencionadas em três grandes blocos: computação em nuvem, *big data* e inteligência artificial. Elas constituem o *core* do sistema de tecnologias digitais, pois estão na base ou viabilizam as demais. Esta seção apresenta brevemente estes três blocos tecnológicos e suas relações.

QUADRO 1
Tecnologias digitais destacadas por organismos internacionais

| Organização | Tecnologias |
|---|--|
| Conferência das Nações Unidas sobre Comércio e Desenvolvimento (UNCTAD) | <i>Blockchain</i> , impressão 3D, internet das coisas, 5G, computação em nuvem, automação e robótica e inteligência artificial/ <i>analytics</i> |
| Comissão Econômica para a América Latina e o Caribe (CEPAL) | Internet das coisas, <i>blockchain</i> , plataformas digitais, internet das coisas industrial, manufatura avançada, inteligência artificial |
| União Europeia (UE) | Internet das coisas, <i>big data</i> , computação em nuvem, robótica, inteligência artificial, impressão 3D, plataformas |

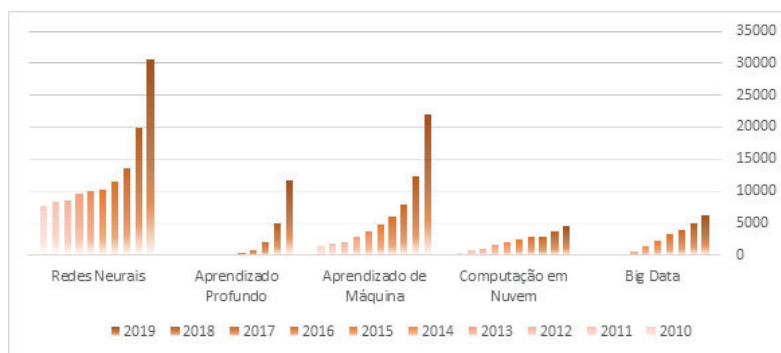
Fonte: UNCTAD (2019), CEPAL (2018), European Union (2016).

O Gráfico 1 ilustra o crescimento de artigos revisados por pares na base de dados *Scopus* entre 2010-2019 para três conjuntos de tecnologias: IA (redes neurais, aprendizado profundo e aprendizado de máquina²), computação em nuvem e *big*

2 WIPO (2019) investiga três dimensões da IA: técnicas de IA, aplicações de IA e áreas de aplicação da IA. Entre as técnicas de IA, aprendizado de máquinas é mencionado em 89% das patentes (WIPO, 2019, p. 31).

data. Chama atenção o crescimento acentuado das publicações na área de IA na última década. Por que a IA avançou tanto na década de 2010? Baldwin (2019) identifica dois motivos para tanto: “muito mais poder computacional. É a Lei de Moore em ação [...] e é possível coletar, armazenar e transmitir grandes conjuntos de dados” (BALDWIN, 2019, p. 110, tradução própria). Lee (2018) caracteriza dados e poder de processamento como insumos para a IA. Além destes insumos, um avanço na técnica em meados da década de 2000 permitiu modelos melhores que ressuscitaram a área de aprendizado profundo (LEE, 2018; NADELLA, 2018; AGRAWAL; GANS; GOLDFARB, 2018; VELDKAMP; CHUNG, 2019).

GRÁFICO 1
Artigos relacionados a tecnologias digitais selecionadas na base de dados Scopus (2010-2019), em números



Fonte: Scopus, elaboração própria.

O fato de que processadores capazes de suportar aplicações de IA foram desenvolvidos não seria tão decisivo se não houvesse também a capacidade de distribuir este poder computacional assim como, na terceira revolução tecnológica do início do século XX, distribuiu-se a energia elétrica. Daí a importância da computação em nuvem: “as necessidades dos aplicativos de IA em termos de poder de computação e acesso a grandes conjuntos de dados os tornam predestinados para execução na nuvem” (COYLE; NGUYEN, 2019, p. 34).

Computação em nuvem é definida como “um sistema que move dados armazenados em computadores individuais e nos departamentos de TI das instituições para grandes datacenters distantes operados por empresas que cobram pelo armazenamento e uso” (MOSCO, 2017, p. 18). A ideia da computação em nuvem não é algo novo. Servidores de dados centralizados estavam presentes no início da Internet. No entanto, sua versão atual é um pouco mais sofisticada do que isso.

Agora, usuários individuais podem pagar uma taxa para armazenar dados nos servidores dessas empresas, localizados em *datacenters* complexos e as empresas fornecem serviços remotos de *software* e outros aplicativos. A possibilidade de terceirizar não apenas o armazenamento de dados ou a capacidade computacional, mas também seções inteiras de um negócio, como jurídico ou todo o setor de vendas, é algo novo. Esta mudança e a sua importância para a democratização da IA transparecem na visão que o CEO da Microsoft tem para o futuro da plataforma em nuvem da companhia (Azure):

Vamos oferecer serviços cognitivos, cobrindo visão, fala, texto, recomendações e reconhecimento facial, de expressões e de emoções. Os desenvolvedores poderão simplesmente utilizar seus APIs para estender as experiências dos usuários, permitindo que as soluções vejam, ouçam, falem e interpretem o mundo ao seu redor. A nossa nuvem inteligente democratizará essas possibilidades tanto para startups e microempresas como para grandes organizações (NADELLA, 2018, p. 98).

Dada a expansão deste modelo elástico de servitização via nuvem, Reinsel, Gantz e Rydning (2018) preveem que, em 2025, 49% dos dados digitais armazenados no mundo estarão em nuvens públicas em detrimento de *datacenters* tradicionais. Os diferentes tipos de serviços se referem a três níveis principais, ou pilhas, de serviço de computação em nuvem: infraestrutura como serviço (IaaS), plataforma como serviço (PaaS) e software como serviço (SaaS). Os usos da computação em nuvem são múltiplos. A UNCTAD (2019) destaca a utilidade da computação em nuvem para empresas estabelecidas em países onde o custo do licenciamento de *software* é proibitivo. Além disso, aplicativos de escritório “gratuitos” são importantes para micro, pequenas e médias empresas. A difusão da computação em nuvem remove gargalos da difusão das tecnologias digitais. As organizações desejosas de utilizar soluções de inteligência artificial não precisam investir capital em sistemas próprios dedicados e inflexíveis. Elas podem consumir estes serviços de forma elástica, sob demanda. Isso não só otimiza custos e elimina desperdícios na economia como um todo, como elimina barreiras à entrada de “... técnicas avançadas de produção, como a inteligência artificial e a automação robótica de processos” (COYLE; NGUYEN, 2019, p. 36-37). Por sua vez, estas tecnologias digitais permitem às empresas colocar em prática novos modelos de negócio baseados em dados.

O poder de processamento acessível via nuvem é o primeiro viabilizador da ascensão do aprendizado de máquina. O segundo são os dados e seu papel destacado

na sociedade: “os dados digitais agora são uma cola universal” (ATKINSON, 2013, p. 7). Emergem de sensores (RFID), SMS, mensagens de e-mail, sustentam redes sociais e geolocalização, imagens cartográficas e de satélite, sistemas de segurança nacional e também transações mundanas, como pedir carona ou fazer uma reserva em um hotel ou restaurante. Os primeiros relatos sobre *Big Data* enfatizavam o crescimento em volume, variedade e velocidade de geração de dados. A UNCTAD (2019, p. 10) enfatiza o volume do tráfego de dados: 100GB/s em 2002 saltaram para 46.600GB/s em 2017. Para 2022, o volume de tráfego projetado é da ordem de 150.000 GB/s.

Via *Big Data Analysis*, os dados tornaram-se um insumo para gerar *insights*, bem como produtos e serviços valiosos (MAYER-SCHÖNBERGER; CUKIER, 2013). Uma cadeia de valor em cinco passos permite gerar valor a partir dos dados. Os três primeiros passos compõem a fase de gestão dos dados: (i) aquisição e armazenamento; (ii) extração e limpeza da base; e (iii) integração e representação. Segue-se a fase de *Big Data Analytics*: a (iv) modelagem e a análise precedem a fase de (v) interpretação. Os dados com potencial para geração de valor, em sua quase totalidade (95%), não estão estruturados em planilhas, mas semiestruturados ou não estruturados, como vídeo, áudio e texto não estruturado. Há uma grande variedade de técnicas adequadas para cada uma das cinco fases mencionadas, sumarizadas no Quadro 2 (GANDOMI; HAIDER, 2015).

QUADRO 2
Técnicas de *Big Data Analytics*

| Área | Fonte de dados | Técnicas |
|------------------------------|---|---|
| Análise/mineração de textos | Redes sociais, e-mails, blogs, fóruns online, questionários, relatórios, notícias, registros de <i>call centers</i> | <i>Information extraction; text summarization; question answering; sentiment analysis</i> |
| Análise de áudio | Dados de <i>call centers</i> ; área da saúde | <i>Automatic-speech recognition; phonetic-indexing; search</i> |
| Análise de conteúdo de vídeo | Vídeos de segurança (circuitos internos); geração descentralizada de vídeos (YouTube) | <i>Server-based/edge-based architecture</i> |
| Análise de redes sociais | Redes sociais, blogs, microblogs, social, compartilhamento de mídias, sites de respostas/perguntas; wikis | <i>Content-based analytics; structure-based analytics (community detection; social influence analysis; link prediction)</i> |

Fonte: Elaboração própria a partir de Gandomi e Haider (2015).

O resultado destas novas técnicas que permitem gerar valor a partir de bases de dados estruturadas e não estruturadas é um incentivo ainda maior à geração, armazenamento e fluxo de dados. Manyika *et al.* (2016) apontam para a estagnação dos fluxos internacionais de bens tangíveis, enquanto o fluxo de dados aumentou 45 vezes entre 2005 e 2014. As aplicações de *Big Data Analysis* passam por *marketing*, inteligência de negócios, e automação de processos decisórios (VELDKAMP; CHUNG, 2019) e estão associadas à emergência dos algoritmos modernos de IA.

A inteligência artificial (IA) é definida como “a teoria e o desenvolvimento de sistemas computacionais capazes de realizar tarefas que normalmente requerem a inteligência humana” (AGRAWAL; GANS; GOLDFARB, 2019, p. 140-141). A história da IA moderna remonta à década de 1950. A comunidade científica de IA dividiu-se em dois grandes grupos: a abordagem baseada em regras lógicas e a abordagem baseada em redes neurais. O primeiro grupo, também chamado de simbolistas, definia *ex-ante* quais regras o sistema deveria adotar para resolver determinados problemas. O segundo grupo seguia uma abordagem de aprendizado, inspirado pela arquitetura das camadas neuronais do cérebro humano: por meio de exemplos, criavam condições para que os processamentos em camadas neuronais artificiais determinassem autonomamente o resultado final de suas operações (LEE, 2018). Se na primeira onda da IA (até a década de 1980) houve grande frustração com a abordagem de aprendizado, a segunda onda verificada nas últimas décadas aconteceu graças a ela. Nos últimos quinze anos ocorreu uma revolução nos insumos da IA (processamento computacional e disponibilidade de dados) e um avanço técnico marcante no campo de aprendizado de máquina: o aprimoramento das redes neurais, agora chamadas de sistemas de aprendizado profundo (HINTON; OSINDERO; THE, 2006).

O pesquisador anglo-canadense Geoffrey Hinton (1947-) desenvolveu em meados da década de 2000 uma nova técnica para aprimorar a capacidade das redes neurais de aprendizado de máquina, desacreditadas até aquele momento. A comunidade científica não deu muita atenção as suas propostas. Até que, em 2012, ele e mais dois pesquisadores da Universidade de Toronto desenvolveram um sistema (*AlexNet*) para classificação autônoma no reconhecimento de imagens que “surpreendeu o mundo acadêmico” (CEPAL, 2018, p. 170) e deu novo impulso ao aprendizado de máquina. Krizhevsky, Sutskever e Hinton (2012) possuem setenta mil citações no *Google Scholar* e trinta mil na *Scopus*. Seu sucesso promoveu o domínio das técnicas de aprendizado de máquina sobre suas concorrentes (WIPO,

2019). Retrospectivamente, é bastante possível que a técnica de aprendizado profundo de Hinton seja vista como um ponto de inflexão histórico, tão importante na democratização da IA quanto o processo Bessemer foi para a democratização da produção de aço.

Sua democratização permitiu o surgimento de novas aplicações de IA bem como de novas áreas de aplicação na economia. Tradução por máquinas (*machine translation*) é um bom exemplo do surgimento de novas atividades. Baldwin (2019, p. 128-129) narra como, em 2016, a Google aplicou aprendizado de máquina junto a uma base de dados massiva contendo *corpus* de idiomas disponibilizado na rede e transformou a eficiência das traduções automáticas. O uso do aprendizado de máquina em diagnósticos médicos (BALDWIN, 2019, p. 176) é um bom exemplo da transformação de uma área preexistente e, assim como a tradução automática, com potencial enorme para benefícios sociais. Em termos gerais, a IA derrubou o custo de um insumo crucial para a atividade econômica: a predição. Predição é definida como “o processo de preencher as informações ausentes. A predição usa as informações que você tem, geralmente chamadas de ‘dados’, para gerar as que não tem” (AGRAWAL; GANS; GOLDFARB, 2018, p. 24).

É importante notar que os sucessos do aprendizado de máquina constituem avanços no que se convencionou chamar de *Artificial Narrow Intelligence* (ou *Narrow AI*), em oposição a *Artificial General Intelligence* (ou *General AI*). Ou seja, são algoritmos altamente eficientes focados em tarefas singulares, diferentemente de sistemas complexos com inteligência flexível e multipropósito semelhante à humana. Lee (2018) define o atual campo do aprendizado de máquina como contextual a quatro elementos: um conjunto enorme de dados, um algoritmo potente, um escopo limitado e um objetivo claro. Também é importante ressaltar que o aprendizado de máquina é apenas uma área dentro do campo de inteligência artificial. Embora hoje haja uma trajetória tecnológica (DOSI, 1982) bastante clara a ser seguida para inovações futuras no aprendizado de máquina, no médio ou longo prazo a inteligência artificial pode se valer de outras abordagens (DOMINGOS, 2015).

A explosão no volume de dados permitiu uma descoberta seminal no campo da inteligência artificial. O avanço em aprendizado de máquinas tornou os dados mais valiosos. O incremento no valor dos dados demandou mais redes de transmissão e armazenamento, impulsionando a computação em nuvem. Observa-se, entre *Big Data*, algoritmos de aprendizado de máquina e a computação em nuvem, uma inter-relação tecnológica (LANDES, 1969, p. 2). Assim como em revoluções tec-

nológicas passadas³, a atual avança de forma descontínua, à medida que tecnologias complementares (ROSENBERG, 1976) criam demandas mútuas e resolvem gargalos emergentes. Nuvolari identifica este fenômeno como a natureza autocatalítica de tecnologias inter-relacionadas: “inovações em um domínio são, ao mesmo tempo, dependentes de inovações em outro domínio, bem como capazes de viabilizar avanços em domínios relacionados” (NUVOLARI, 2019, p. 38). A Figura 1 sumariza os três componentes do STD e suas características principais.

FIGURA 1
Sistema Tecnológico Digital (2010-2020)

| Coleta de dados onipresentes e análise de <i>Big Data</i> | Computação em nuvem | Inteligência Artificial |
|---|---|---|
| <ul style="list-style-type: none"> Fluxos de dados gerados pelo consumidor e pela indústria a partir de sensores onipresentes e monitoramento de vídeo, fluxos de cliques, dados de localização, produtos "inteligentes" e máquinas, etc. Mineração de dados com base em técnicas de análise multivariada Grandes tamanhos de amostra levando a resultados mais robustos, novos insights e alta tolerância a falha | <ul style="list-style-type: none"> Armazenamento centralizado e software como serviço (SaaS) com acesso sob demanda e móvel Servidores, bases de dados, plataformas (PaaS), analytics e inteligência (IaaS) são fornecidos sob demanda Coleta de dados e processamento de aplicativos distribuídos ("edge") Atualização constante e automatizada de software e sistemas | <ul style="list-style-type: none"> De redes neurais a aprendizado de máquina, autonomia, previsão, replicação e automanutenção e autorregulação crescente Customização em massa para os usuários Melhores previsões e melhores tomadas de decisão empresariais Percepção do mundo físico via reconhecimento de padrões (visão computacional, tecnologia de fala-para-texto) |

Fonte: Adaptado de Sturgeon (2019); Lee (2018); Agrawal, Gans e Goldfarb (2018).

São precisos mais estudos para descortinar todas as relações entre as tecnologias que compõem o sistema tecnológico digital (2010-2020). Apesar disso, as evidências sugerem que computação em nuvem, *Big Data* e IA conformam um sistema tecnológico que foi capaz de superar gargalos importantes na difusão e democratização das TICs.

3 “[...] a abundância de conhecimento online está causando imediatamente novos problemas: o campo do conhecimento acessível para algoritmos é mais vasto do que nunca. De certa forma, pode-se dizer que por assim como o dispositivo de tecelagem ‘Flying Shuttle’ acelerou o processo de tecelagem criando a demanda pela ‘Spinning Jenny’, o vasto conhecimento agora digitalizado produz a demanda por novos algoritmos: novas requisições por visualização e classificação de informações” (BUNZ, 2014, p. 18, tradução própria).

3. Fluxos de avanços técnicos

Nesta seção, buscou-se colocar o STD em movimento, *i.e.*, investigar sua dinâmica, que carrega parte da história destas tecnologias (seus vínculos com sistemas precedentes). Recorreu-se ao que Nuvolari (2019) chama de “fluxos de avanços técnicos”. Ele chega neste termo ao analisar três conjuntos inter-relacionados de avanços técnicos na obra de David Landes, que foram responsáveis por viabilizar a Primeira Revolução Industrial: mecanização, ‘vaporização’ e novos materiais. Se Landes fala desta relação dinâmica de forma historicizada e Nuvolari de forma geral, Perez (2009, p. 194-195) indica três áreas principais nas quais, analiticamente, é possível observar os fluxos de avanços técnicos: (i) na dinâmica da estrutura relativa de custo de insumos produtivos; (ii) na percepção de espaços para inovação; e (iii) nos princípios e critérios organizacionais. Argumenta-se que é possível identificar tendências nas três áreas: digitização, algoritmização e plataformação, que vêm sendo incorporadas por empresas, governos e outras organizações.

Os dados se destacam como o fluxo de avanços técnicos com maior influência sobre a estrutura relativa de custos de insumos produtivos. A automação via aprendizado de máquina depende de bases de dados massivas e reforça a tendência à digitização: “[...] o trabalho de transformar todo tipo de informação e mídia – texto, sons, fotos, vídeo, dados de instrumentos e sensores e assim por diante – nos zeros e uns da língua nativa dos computadores” (BRYNJOLFSSON; McAFFE, 2014, p. 61). O Quadro 3 demonstra a progressiva queda de valor para o uso e armazenamento de dados. Embora a teoria econômica ainda não tenha encontrado como calcular o valor dos dados (VELDKAMP; CHUNG, 2019), a realidade é que para algumas firmas pioneiras os dados são baratos. Tão baratos, que alguns pesquisadores entendem que deveria haver uma reformulação do seu mercado. Arrieta-Ibarra *et al.* (2018) argumentam que o esquema de troca de serviços de graça pelo acesso aos dados dos usuários gerou uma ênfase na absorção de dados que não têm relação com produtividade. Os dados relacionados à produtividade estão “presos” com usuários – indivíduos, organizações e firmas – não satisfeitos com a barganha da gratuidade que é oferecida. Remunerar os detentores dos dados⁴, portanto, seria uma forma de acessar informações de melhor qualidade e mais relevantes para efeitos de ganhos de produtividade. Além disso, os autores destes trabalhos argumentam que haveria uma redistribuição econômica e uma mitigação da assimetria de poder entre usuários e

4 A UNCTAD (2019, p. 132) descreve quatro encaminhamentos possíveis para reestruturar as transações envolvendo dados: mercados de dados pessoais, custódia de dados, fundos públicos de propriedade coletiva e *data commons*.

grandes conglomerados digitais. O acesso aos dados gratuitos, portanto, parece ter sido um trunfo das empresas pioneiras, que colheram as “frutas nos galhos mais baixos”. A reformulação deste mercado não tornaria os dados caros e inacessíveis – tornaria o mercado mais eficiente.

QUADRO 3
Custos decrescentes em banda larga, armazenamento e poder computacional (US\$)

| Serviço/Ano | 1992 | 2016 |
|----------------------------------|--------------------------------|----------------------------------|
| Processamento | \$ 222/ milhão de transistores | < \$0,06/ milhão de transistores |
| Armazenamento | \$ 569/GB | < \$0,01/GB |
| Transmissão (banda larga) | \$ 1.245/GB por segundo | < \$10/GB por segundo |

Fonte: Deloitte (2016).

Além de baratos, dados são inesgotáveis no futuro próximo. Como tratado na seção sobre *Big Data*, a tendência de crescimento no volume de dados gerados e no fluxo de dados transacionados se mantém. Com a combinação de novos elementos no STD, como a internet das coisas (IoT) e a internet industrial das coisas, a rede de sensores e rastreadores (*endpoints*) gerando mais informações tende a aumentar. Entre 2015 e 2020, o acumulado de dados gerados passou, aproximadamente, de 20ZB para 40 ZB. Entre 2020 e 2025, o crescimento projetado será de 40ZB para 175ZB. Este avanço de 100% nos últimos cinco anos será ofuscado por um aumento de mais de 400% nos próximos cinco. Além disso, em 2025, 75% da população global (6 bilhões de pessoas) terão contato com dados diariamente. Neste mesmo ano, uma pessoa conectada vai interagir com dados a cada 18 segundos em média – em função dos bilhões de dispositivos de IoT conectados à rede (REINSEL; GANTZ; RYDNING, 2018). É importante notar que estas previsões estão amplamente baseadas na difusão da tecnologia 5G, que ampliará a capacidade de transmissão de dados. Ressalta-se aqui que a digitização está ancorada em uma tendência de longa data das TICs: a capacidade de transmissão.

Dados possuem aplicações em todas as atividades humanas e, por isso, vêm transformando os mercados (MAYER-SCHÖNBERGER; RAMGE, 2018). A análise de dados tem permitido ganhos de eficiência e produtividade em inúmeros setores. Ferracane *et al.* (2018) alertam para o fato de que a remoção de barreiras à livre circulação doméstica e internacional de dados elevaria a produtividade média das firmas, além de ser responsável pelo desenvolvimento de novos mercados e de novas linhas de serviço antes inexistentes (OCDE, 2015). Este papel dos dados levou

especialistas a cunhar o termo inovação baseada em dados (*data-driven innovation*): o uso de dados e análise de dados para criar e aprimorar novos produtos, processos e modelos organizacionais (OCDE, 2015, p. 21).

A ubiquidade deste novo insumo direcionou a *percepção de espaços para inovação* na direção da algoritmização. Neste trabalho, a algoritmização é entendida não apenas como a difusão do uso de algoritmos para lidar com a digitização, mas como a emergência da governança algorítmica: “uma forma de ordenamento social baseada na coordenação entre atores, baseada em regras, e que incorpora complexos procedimentos epistêmicos baseados na computação” (KATZENBACH; ULBRICHT, 2019, p. 2). Os autores enfatizam a *governança algorítmica* em detrimento da *regulação algorítmica* para cobrir os diversos casos em que a coordenação de atores sociais emana de autoridades descentralizadas, e não apenas da regulação estatal. Buscam compreender como o uso de algoritmos potencializou a coordenação via governança, tanto produzindo efeitos benéficos (como maior eficiência), quanto não desejados (como viés de seleção). Um sistema de decisão baseado em algoritmos pode ser mais ou menos transparente e garantir mais ou menos autonomia para os usuários. Eles apontam para suas aplicações e em diversas áreas, *e.g.*: a provisão eficiente de serviços públicos e a vigilância dos cidadãos (uso governamental); a massificação do consumo individualizado, a filtragem de conteúdo e a indução do comportamento do usuário e do consumidor (uso por plataformas digitais privadas). “A governança algorítmica tem muitas faces: é vista como ordenação, regulação e modificação de comportamento, como forma de gestão, de otimização e de participação” (KATZENBACH; ULBRICHT, 2019, p. 11, tradução própria).

Kenney e Zysman (2016) argumentam que a revolução algorítmica é a base técnica da economia de plataforma. O poder computacional gera valor econômico porque os algoritmos agem sobre bases de dados. Além disso, eles veem a camada de *software* que cobre não apenas serviços, mas também manufatura (gerando a chamada Indústria 4.0) como uma “estrutura de algoritmos”. Os algoritmos são combinados com dados digitais, plataformas e ferramentas inteligentes para compor a base técnica da revolução digital (ZYSMAN; KENNEY, 2018). Eles permitem a automatização de serviços, trazendo avanços tecnológicos para uma área anteriormente considerada muito menos propensa à automação tecnológica do que a manufatura.

Um dos processos pelo qual essa automação ocorre é narrado por Mayer-Schönberger e Ramge (2018). A tese dos autores é de que o Mercado evoluiu de um mecanismo de transações unidimensional (preço) para um mecanismo de transações multidimensional (dados). Os que eles chamam de *mercados ricos em dados* é uma

evolução do mercado tradicional. Com mais dados, é possível gerar transações mais eficientes. No entanto, é preciso que: (i) se rotulem os dados corretamente; (ii) um mecanismo facilite a combinação ótima entre os ofertantes e demandantes (*matching*); e (iii) os sistemas autônomos registrem as preferências dos usuários. Todas estas funções são executadas por algoritmos de aprendizado de máquina. Estes mercados ricos em dados geraram quase todas as novas categorias de serviços digitais: varejo (Amazon, eBay, Buscapé), prestação de serviços (AirBnb, 99, iFood), intermediação de trabalho (UpWork), plataformas que tornam digitais ferramentas disponíveis online e suportam a criação de outras plataformas e mercados (GitHub). Com a “missão da humanidade para digitalizar o mundo” (REINSEL; GANTZ; RYDNING, 2018) a todo vapor, reforça-se a perspectiva de que o movimento O2O (*off-line to online*) se expanda, permitindo cada vez mais aplicações desta combinação entre algoritmos/*big data*.

Cumprir notar que a algoritmização direciona outras trajetórias de inovação: as de processadores específicos. Há uma grande corrida para o desenvolvimento de *chips* de IA. Cada era da computação exige características específicas dos *chips*. Os desenvolvidos pela Qualcomm e Intel abasteceram eras passadas. O aprendizado de máquina requer “a execução rápida de fórmulas matemáticas complexas, algo para o qual nem os *chips* da Intel nem os da Qualcomm foram construídos” (LEE, 2018, p. 119). De acordo com Nadella (2018), as saídas encontradas até agora recorreram a “aceleradores criativos, como fazendas de unidades de processamento gráfico (GPU), *chips* de unidades de processamento de tensor (TPU) e arranjos de portas programáveis em campo (FPGA) na nuvem” (NADELLA, 2018, p. 168). Tendo grande experiência em GPUs, a Nvidia emergiu como uma grande fornecedora de *chips* de IA, mas Google e Microsoft investem no desenvolvimento de *chips* específicos (o que historicamente evitaram fazer), enquanto Intel e Qualcomm correm para acelerar o desenvolvimento de seus próprios *chips*. Há ainda o desenvolvimento chinês, fortemente subsidiado pelo Estado, para desenvolver *chips* para IA (LEE, 2018).

No tocante aos *princípios e critérios organizacionais* (PEREZ, 2009) destacam-se as plataformas digitais. Tecnologicamente, “as plataformas digitais de hoje consistem em softwares de processamento de dados na nuvem” (ZYSMAN; KENNEY, 2018, p. 56), ou seja, são a convergência dos outros fluxos de avanços técnicos. No entanto, a melhor forma de entender o que são plataformas digitais de forma ampla está em Cohen (2019): plataformas são pontos de fricção nas redes. Sua definição é simples, contra-intuitiva e universal. Contra-intuitiva porque os estudos econômicos sobre plataformas reforçam sua capacidade de gerar economias em custos de transação

(GOLDFARB; TUCKER, 2019). Não obstante, Cohen compreende que as plataformas foram a saída que as empresas encontraram para se apropriar do valor gerado num ambiente em rede, em que a horizontalidade prevalecia sobre a hierarquia e vinculado à comercialização de bens não rivais, dependentes cada vez mais de propriedade intelectual para obter renda. Tornar-se um ponto de fricção na rede, um novo tipo de intermediário, garante às empresas a possibilidade de se apropriar de rendas monetárias e de dados. A definição é universal porque não estabelece plataformas digitais em termos de mercado ou intermediários de mercado. Na realidade, a plataforma é uma configuração específica de redes⁵, que pode ser replicada em inúmeros contextos, como por exemplo, por governos buscando a atualização para o governo digital, com diferentes graus de êxito (BLASIO; SELVA, 2019).

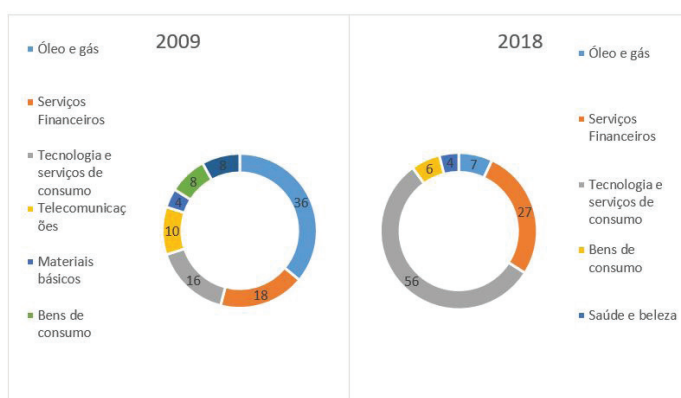
A despeito da capacidade de transposição deste modelo organizacional, as plataformas foram consolidadas pela seleção de mercado de melhores práticas empresariais. Embora os dados tenham se tornado a matéria-prima do capitalismo no século XXI, “velhos modelos de negócios não eram particularmente bem projetados para extrair e usar dados” (SRNICEK, 2017, p. 30). Entre as empresas que demonstram maior dinamismo na aplicação da inteligência digital estão as plataformas digitais: “infraestruturas digitais reprogramáveis que facilitam e moldam as interações personalizadas entre usuários finais e complementadores, organizadas por meio de coleta sistemática, processamento algorítmico, monetização e circulação dos dados” (POELL; NIEBORG; VAN DIJCK, 2019, p. 3). Em alguns casos (em geral, as plataformas transacionais, como será visto adiante) elas agem como organizadoras de mercados (FRENKEN *et al.*, 2018). As plataformas assumem a tarefa de planejar o mercado: estruturá-lo, balancear oferta e demanda, coordenar agentes interessados em negociar nesse mercado, prover a curadoria de insumos, em suma, o *market design* (ROTH, 2015). A arquitetura das plataformas, apesar de admitir variações⁶, baseia-se em orquestrar as interações entre diferentes agentes econômicos, para que possam gerar e trocar valor. Esse modelo organizacional, portanto, não se enquadra nas categorias tradicionais de empresas. Parker, Van Alstyne e Choudary (2016) citam três categorias tradicionais – produtores de ativos, provedores de serviços, fabricantes de tecnologia – e a recém-chegada: orquestradores de rede (PARKER; VAN ALSTYNE; CHOUDARY, 2016, p. 32). Com base no amplo poder computacional, esses “orquestradores de rede” estruturaram mercados como outros inter-

5 Conformando-se como configuração específica de rede, a plataforma revela sua estreita vinculação com a Internet e o sistema precedente de TICs.

6 Uma das tipologias mais úteis encontra-se em Cusumano, Gawer e Yoffie (2019): plataformas transacionais, inovativas e híbridas.

mediários analógicos/tradicionais não conseguiriam. A própria proposta de valor das plataformas repousa sobre o mecanismo de externalidades positivas de rede (PARKER; VAN ALSTYNE; CHOUDARY, 2016). Estes mecanismos proporcionaram um crescimento extraordinário das empresas baseadas em plataformas, como a GAFAM (Google/Alphabet, Amazon, Facebook, Apple, Microsoft) nos EUA. A Figura 2 ilustra como o setor de tecnologia assumiu as primeiras posições no *ranking* de maiores empresas por valor de mercado ao longo da última década.

FIGURA 2
20 maiores companhias por capitalização de mercado, por setor, 2009 vs. 2018



Fonte: UNCTAD, 2019.

A sua estrutura tecnológica permite às controladoras das plataformas estabelecer ecossistemas que envolvem um centro fixo (as donas/controladoras) e uma periferia dinâmica (parceiros/usuários/complementadores) (TIWANA, 2014; WAREHAN; FOX; GINER, 2014; CUSUMANO, GAWER, YOFFIE, 2019). Ecossistemas são entendidos como formas organizacionais que, *ab initio*, envolvem mais de uma organização (JACOBIDES; CENNAMO; GAWER, 2018; GAWER, 2014). Este modelo interorganizacional é, de certa forma, a contraparte digital das cadeias globais de valor⁷. Neste novo arranjo, o valor flui do centro para a periferia na forma de serviços digitais e flui da periferia para o centro na forma de dinheiro, atenção ou dados (VAN DIJCK; POELL; DE WAAL, 2018). A combinação de plataformas digitais e do STD resulta em uma estrutura tecno-organizacional que combina a “geração descentralizada de dados com a *analytics* centralizada” (VAN DOORN; BADGER, 2020, p. 3).

⁷ Diegues e Roselino (2019) e Sturgeon (2019) iniciam o debate sobre os novos modelos de cadeias globais de valor.

A nova geração de organizações observou que muito valor é criado fora da empresa: na rede caótica, no primeiro momento; no ecossistema estruturado, no segundo. A consolidação de plataformas digitais é a passagem da rede genérica e horizontal para o ecossistema estruturado hierarquicamente. Elas são capazes de “inverter a empresa”, como afirmam Parker, van Alstyne e Jiang:

Usando ecossistemas fluidos, as empresas podem aproveitar uma rede global de parceiros que nem conhecem de antemão que podem se conectar por meio de redes digitais para inovar baseadas em um conjunto de recursos essenciais, criando produtos e serviços altamente valiosos para seus usuários (PARKER; VAN ALSTYNE; JIANG, 2016, p. 2).

Este domínio pode estar relacionado com o equacionamento da tendência apontada por Mayer-Schönberger e Ramge (2018) de que a explosão da disponibilidade de dados fortalece o Mercado enquanto enfraquece a Firma. A plataforma emerge como uma resposta das firmas para capturar o valor sendo gerado externamente – controlando um mercado cativo, o que Srnicek (2017) chama de *formação de silos (siloining)*. A governança de um mercado, uma das funções principais da plataforma, teria reequilibrado o jogo para as firmas. Portanto, a nova unidade organizacional, nascida digitalmente e capaz de lidar com dados, algoritmos e tecnologias digitais *latu sensu*, é o ecossistema da plataforma. Sua preponderância econômica é atestada pelos números da Tabela 1.

TABELA 1
Valores médios para Forbes Global 2000, amostra de controle e plataformas, 1995-2015

| Variável | Forbes Global 2000 | Amostra de controle | Plataformas inovativas & transacionais | Plataformas inovativas | Plataformas transacionais |
|---------------------------------|--------------------|---------------------|--|------------------------|---------------------------|
| Número de firmas | 1939 | 100 | 43 | 18 | 25 |
| Vendas (US\$ milhões) | 5,586 | 4,845 | 4,335 | 10,118 | 2,119 |
| Empregados | 18.900 | 19.000 | 9.872 | 26.600 | 6.349 |
| Lucro operacional | 13% | 12% | 21% | 21% | 21% |
| Valor de mercado (US\$ milhões) | 6,876 | 8,243 | 21,726 | 37,901 | 13,277 |
| P&D/vendas | 4% | 9% | 13% | 13% | 11% |
| Crescimento do valor de mercado | 10% | 8% | 14% | 12% | 21% |

Fonte: Adaptado de Cusumano, Gawer e Yoffie, 2019.

Chama atenção como as plataformas inovativas superam até mesmo as transacionais em termos de valor de mercado (Tabela 1). Isso porque sua proposta de valor não reside apenas na coordenação (ou governança algorítmica) que exercem, mas também da cogeração de valor com terceiras partes. Existe uma “natureza distinta da lógica de coordenação e organização nos ecossistemas em comparação com outras formas de organização (por exemplo, mercados, hierarquias, alianças)” (CENNAMO; SANTALÓ, 2019, p. 3). Essa nova lógica de organização institucional (FRENKEN *et al.* (2020) se desenvolve à medida em que as plataformas digitais avançam sobre funções antes imputadas a outras instituições: coordenação (lógica dos mercados), determinação de preços; seleção crítica e promoção dos parceiros, curadoria do conteúdo (lógica das firmas), autorregulação (lógica do Estado). Poell, Nieborg e van Dijck (2019, p. 5-6) definem plataformaização como “a penetração de infraestruturas, processos econômicos e arcabouços governamentais baseados em plataformas em diferentes setores econômicos e esferas da vida, bem como a reorganização das práticas culturais e da imaginação ao redor destas plataformas”. Elas são fortes candidatas à inovação técnico-organizacional fundamental do STD, e como desenvolvido aqui, também demonstram ter inter-relações autocatalíticas⁸ com aquele conjunto (NUVOLARI, 2019).

Assim como se observa uma forte relação entre as tecnologias que compõem o STD, os fluxos de avanços técnicos dele derivados são estreitamente relacionados entre si e entre sistemas tecnológicos precedentes. As clássicas tendências de melhorias no (i) armazenamento, (ii) processamento e (iii) transmissão de dados estão na raiz dos fluxos de avanços atuais, ou são ainda mais alavancados por eles, em mais uma demonstração da natureza autocatalítica das TICs: plataformas em nuvem resolvem gargalos no armazenamento bem como na disponibilidade sob demanda (elasticidade) de poder de processamento; estas inovações em poder de processamento têm beneficiado e sido beneficiadas pelos avanços em inteligência artificial; ambas as tendências reforçam o dínamo da digitalização e pressionam por avanços na capacidade de transmissão (5G). De forma a se apropriar de renda monetária e de renda de dados, multiplicam-se as plataformas digitais, fragmentando a Internet no processo.

Parece haver evidências suficientes para caracterizar o STD como parte de um bloco maior de tecnologias de informação e comunicação cujo desenvolvimento é

8 “Há uma diferença importante no que diz respeito à ativação das ligações “autocatalíticas” [entre os *clusters* de tecnologia] entre a primeira revolução industrial e a revolução das TICs. No caso da revolução ‘das TICs, a ativação dessas ligações parece exigir a formação de “plataformas” (NUVOLARI, 2019, p. 38).

contínuo⁹. Perez observa que revoluções tecnológicas podem ser definidas como “um conjunto de avanços radicais inter-relacionados, formando uma grande constelação de tecnologias interdependentes; um *cluster* de *clusters* ou um sistema de sistemas” (PEREZ, 2009, p. 189). De maneira semelhante, Nuvolari (2019) afirma que a Terceira Revolução Industrial depende do avanço de um bloco de desenvolvimento que envolve quatro grandes *clusters*: semicondutores, computadores, *software* e equipamento de rede. Talvez o STD seja um forte candidato a quinto elemento.

4. Lags de implementação

Não escapa aos observadores da economia que a euforia com as novas tecnologias até agora não se reflete em estatísticas de produtividade. Uma das explicações para este paradoxo da produtividade são os *lags* de implementação: “quanto mais profundo e de longo alcance o potencial de reestruturação [da nova tecnologia], maior será o lapso de tempo entre a invenção inicial da tecnologia e seu impacto total na economia e na sociedade” (BRYNJOLFSSON; ROCK; SYVERSON, 2017, p. 10, tradução própria).

Haveria duas razões principais para tanto. A primeira é que leva tempo para que se construa o estoque de novas tecnologias, o suficiente para que seja possível mensurar seu impacto em estatísticas agregadas. A segunda razão para o *lag* de implementação é o fato de que “investimentos complementares são necessários para obter todos os benefícios da nova tecnologia, e leva tempo para descobrir e desenvolver esses complementos e implementá-los” (BRYNJOLFSSON; ROCK; SYVERSON, 2017, p. 10, tradução própria). Os autores exploram como a pervasividade da IA incita o desenvolvimento de inovações complementares, *e.g.*: carros autônomos, uma de suas aplicações mais populares. Bresnahan (2019, p. 347) afirma que as adaptações técnicas necessárias para se importar o STD de setores B2C para setores B2B (setores de aplicação) estão no foco de industriais e executivos.

Estes investimentos complementares, contudo, não são apenas técnicos. Acemoglu e Restrepo (2020, p. 32), também comentando sobre o desenvolvimento da IA, afirmam que “Aplicações educacionais de IA necessitariam de habilidades novas, mais flexíveis, de professores”. Ao mencionarem competências de recursos humanos, eles entram em uma outra esfera de inovações complementares. Em uma linha semelhante, argumenta-se, neste trabalho, que o STD requer a atualização/

9 “O principal motor da economia digital é a melhoria exponencial contínua no desempenho de custo das TICs, principalmente da microeletrônica, de acordo com a Lei de Moore. Isso não é novo” (STURGEON, 2019, p. 18).

criação de instituições importantes para seu pleno desenvolvimento.¹⁰ Para além da IA, enfatiza-se a importância de se “descobrir e desenvolver” instituições para que a sociedade possa lidar com o novo papel dos dados.

Primeiro, os dados aumentam em valor por serem bens complementares às outras tecnologias do STD. À medida que a IA avança e o custo da previsão cai, cresce o valor dos dados de forma geral (AGRAWAL; GANS; GOLDFARB, 2018, p. 43). Segundo, diferentemente das outras tecnologias do STD, a provisão de dados é descentralizada por natureza. Enquanto isso, computação em nuvem (e aplicações de IA/*Big Data Analytics* a ela vinculadas) é dominada por um oligopólio que auferiu US\$ 111 bilhões de receita entre 2019-2020, conforme o Quadro 4. Em vistas disso, a boa governança dos dados tem potencial redistributivo. Finalmente, a formação de ativos de dados (*data assets*) é um processo de commodificação *sui generis* (ZUBOFF, 2019; VAN DOORN; BADGER, 2020).

QUADRO 4
Oligopólio global da computação em nuvem, 2020

| Companhia/Solução de nuvem | Percentual do mercado de nuvem (%) |
|---|---|
| Amazon /Amazon Web Service (AWS) | 33 |
| Microsoft /Microsoft Azure | 18 |
| Alphabet /Google Cloud | 9 |
| Alibaba /Alibaba Cloud | 6 |
| IBM /IBM Cloud | 6 |
| Tencent /Tencent Cloud | 2 |
| Oracle /Oracle Cloud | 2 |

Fonte: Richter (2020).

A UNCTAD (2019, p. 131) aponta três temas centrais: a definição da propriedade e do controle dos dados, privacidade e confiança do consumidor e regulação de fluxos internacionais de dados. Especialistas propõem a remuneração individual dos dados, insistindo que o mercado de dados pessoais será uma forma mais eficiente de ligar os geradores de conteúdo com os interessados (ARRIETA-IBARRA *et al.*, 2018). Alternativas vêm sendo discutidas: a custódia de dados por uma entidade centralizadora, que poderia aumentar o poder de barganha dos geradores de dados; e fundos públicos de dados baseados na propriedade coletiva, que poderiam combinar o controle individualizado do tipo de dados compartilhados com a remuneração

¹⁰ A coevolução entre instituições e tecnologia da perspectiva neoschumpeteriana/evolucionista pode ser encontrada em Perez (1983; 2002), Nelson (1994).

adequada por parte de empresas interessadas no conjunto de dados. Os recursos levantados seriam aplicados em bens públicos. Finalmente, há a proposta de *data commons*, conjuntos de dados que seriam fornecidos gratuitamente para empreendimentos sem fins lucrativos (UNCTAD, 2019).

Apesar destas propostas, ainda parece que levará certo tempo para que autoridades em diversos níveis (nacional/internacional) construam um arcabouço normativo para os direitos dos dados (*data rights*) (VAN DOORN; BADGER, 2020). Esta tarefa envolve não apenas um novo produto ou um novo mercado surgido a partir de novas tecnologias, mas uma nova classe de ativos. O processo de comoditização é “marcado por tomar as coisas que vivem fora da esfera do mercado e declarar sua nova vida como ativos de mercado” (ZUBOFF, 2019). Esta percepção pode estar relacionada ao renascimento polanyiano (POLANYI, 1944) de interpretação histórica: a visão de que uma nova *commodity* fictícia está em processo de formação tem levado diversos analistas a tecer comparações entre o momento atual e as revoluções industriais passadas, quando terra, capital e trabalho passaram por processos semelhantes (ATHIQUE, 2019; CHEN *et al.*, 2020; GRABHER; KÖNIG, 2020).

O avanço lento neste processo, de acordo com o presente trabalho, é uma explicação plausível da demora do potencial do STD se refletir em estatísticas de produtividade. E não apenas nas estatísticas de produtividade¹¹, mas de forma geral em sua difusão mais completa pelo tecido econômico, a despeito de elevar ou não a produtividade total dos fatores. Afirmarções de que uma suposta quarta revolução industrial estaria “reescrevendo as regras da manufatura” (LEE; MALERBA; PRIMI, 2020) devem ser colocadas em perspectiva deste ponto de vista. Há evidências de que a governança dos dados, mais do que o estado atual das tecnologias, tem obstaculizado a difusão do STD. Culot *et al.* (2020) conduzem um *delphi* para obter as percepções de gestores da indústria sobre os riscos e benefícios da difusão do STD para a indústria. Eles encontram uma preocupação generalizada com a mudança de mãos dos pontos de controle da cadeia de valor (*value chain*), em função do fluxo/compartilhamento de dados:

...análises adicionais são necessárias sobre as formas em que a indústria 4.0 está mudando os “pontos de controle” da cadeia de valor na manufatura – ou seja,

11 Quanto ao reflexo na produtividade em si, Dosi e Virgillito (2019) afirmam que a transição atual parece ser marcada por uma transição da manufatura para serviços que carrega uma menor produtividade. No entanto, Acemoglu e Restrepo (2020) argumentam que estar-se-ia seguindo uma trajetória “errada” para a IA, de automação, que gera apenas efeitos negativos na produtividade, como o de redução da fração de valor gerada pelo trabalho enquanto insumo e de redução agregada na demanda por trabalho. Mas, de fato, sem as inovações complementares desenvolvidas, parece cedo para afirmar qual será o efeito do STD mais recente sobre a produtividade.

quais atividades ao longo da cadeia de valor detêm o maior valor ou poder [...] Propriedade de dados, controle sobre os canais de vendas, padronização de plataformas de produto-serviço de IoT, emergem de nosso estudo como elementos cada vez mais relevantes, e ainda ocupam um território disputado entre as empresas estabelecidas e empresas nascidas digitais (CULOT et al., 2020, p. 27).

A governança e propriedade de dados podem ser o elemento explicativo da diferença de difusão do STD entre empresas baseadas em TIC orientadas para o consumidor e o setor industrial. Enquanto as empresas orientadas para o consumidor se reestruturaram em termos de plataformas e uso do STD, a manufatura ainda caminha nesta direção (BRESNAHAN, 2019). Plataformas para o consumidor não enfrentam a especificidade de ativos presente na indústria, tampouco as demandas heterogêneas lá encontradas, por isso têm maior facilidade de crescer e alavancar seus efeitos de rede (STURGEON, 2019). Além disso, o consumidor comum não se preocupa (talvez incorretamente) com seu compartilhamento de dados ou com a possibilidade de se tornar dependente de uma plataforma para um serviço específico, enquanto na indústria estas considerações são de importância estratégica. Daí a menor penetração das plataformas B2B em relação às B2C (KENNEY et al., 2019; STURGEON, 2019). Como visto, a relação entre as tecnologias digitais e as plataformas também apresenta traços autocatalíticos (NUVOLARI, 2019). Na ausência destas relações na indústria, os fluxos de avanços técnicos complementares são potencialmente obstaculizados.

5. Conclusões

No presente estudo, o sistema de tecnologias digitais (STD) (2010-2020) foi analisado de uma perspectiva histórica e evolucionista e também foi defendido que ele tem como tecnologias centrais a inteligência artificial, a computação em nuvem e o *Big Data*. As relações entre as três tecnologias centrais demonstram importantes mecanismos de *feedback* ou relações autocatalíticas. Em um segundo momento, foram analisados os fluxos de avanços técnicos impulsionados pelo STD. A digitalização, a algoritmização e a plataformização constituem amplas trajetórias de inovação técnica e organizacional com uma interface ativa com sistemas precedentes de TIC (a digitalização envolve armazenamento/transmissão; algoritmização depende de poder de processamento; plataformização é uma configuração especial da lógica de redes). Finalmente, abordou-se a importância de inovações complementares,

técnicas e institucionais, que permitam a plena difusão do STD por todo o tecido socioeconômico. Em especial, enfatizou-se o papel das instituições que proverão a governança de uma nova classe de ativos: os dados.

Do fato de o STD apresentar fortes traços de inter-relação entre seus componentes, há uma grande possibilidade de que incentivos governamentais à pesquisa em um dos componentes devam levar em consideração sua relação no STD; além de incentivos à pesquisa, a regulação é outro ponto sensível que deve ser pensada de forma sistêmica. Políticas industriais e políticas de dados devem considerar o aspecto inter-relacionado das dimensões tecnológicas tratadas no artigo. Além disso, ao explicitar as relações autocatalíticas entre as componentes do STD, o bloqueio ou mal direcionamento de uma delas pode levar a resultados socialmente indesejáveis também nas outras trajetórias tecnológicas. O alerta de Acemoglu e Restrepo (2020), de uma trajetória de IA que prioriza a substituição em detrimento da complementação do trabalho humano (boa IA vs. má IA), configura-se como um exemplo e pode refletir os impulsos recebidos a partir da evolução das outras tecnologias que compõem o STD. É possível arrazoar também que o uso de dados por parte das plataformas para triangulação com publicidade direcionada (ZUBOFF, 2019) pode afetar interações autocatalíticas de aperfeiçoamento algorítmico relacionado aos serviços prestados aos usuários, desta forma obstaculizando o avanço tecnológico do sistema como um todo.

Também do fato de o STD demonstrar fortes inter-relações com os sistemas tecnológicos precedentes, obtém-se uma evidência histórica de continuidade: o STD configura-se como fase avançada das TICs que emergem nos anos 1970. Em outros termos, estar-se-ia observando a “era da implementação” (LEE, 2018) do que se iniciou décadas atrás. Neste caso, ganha força a leitura pereziana, ou seja, o que está ocorrendo é uma fase avançada de um grande surto de desenvolvimento baseado em TICs que começou décadas atrás. Este surto pereziano é também chamado de Terceira Revolução Industrial e

... quando se considera que os ciclos de vida dos sistemas tecnológicos da primeira e da segunda revolução industrial foram processos longos, as tendências tecnológicas atuais podem ser caracterizadas de maneira mais criteriosa como um avanço adicional da revolução das TIC (NUVOLARI, 2019, p. 42).

Do fato de o STD envolver e impulsionar um processo de commodificação *sui generis*, obtém-se um argumento forte de descontinuidade. O processo polanyiano de formação de commodities fictícias transcorreu entre os séculos XVIII e XIX, quando terra, trabalho e capital tornaram-se ativos de mercado, não sem ampla resistência

social e *mismatches* institucionais. A conversão de dados (referentes a todo tipo de objeto, inclusive experiências humanas) em ativos de mercado configura-se, analiticamente, como processo semelhante. A leitura da transição profunda (SCHOT; KANGER, 2018), neste caso, ganha força. Chama atenção o fato de que, caso esta proposição esteja correta e as tecnologias digitais constituam a base de não apenas um novo surto de desenvolvimento (medido em décadas), mas de uma nova transição profunda (medida em séculos), torna-se mais crucial ainda o desenvolvimento de competências tecnológicas e institucionais para incursões nacionais nesta etapa de desenvolvimento humano.

Talvez seja possível conciliar as duas interpretações se se considerar um surto de desenvolvimento de transição. O surto de desenvolvimento associado às TIC (Terceira Revolução Industrial) se configuraria assim como o último da primeira transição profunda. Exibindo processos socioeconômicos de expansão da lógica de mercado para outras esferas sociais, ele levaria mais tempo que o normal para entrar em suas fases de maturidade. De fato, a dificuldade em se renovar instituições para lidar com um ativo novo e *sui generis* como os dados, parece estar na raiz da lentidão para a difusão do STD entre o setor industrial, exatamente o setor que poderia difundir em escala ainda maior os benefícios advindos da adoção destas tecnologias.

Agradecimentos

Os autores agradecem a Vinicius Muraro e dois pareceristas anônimos por comentários e sugestões em versões preliminares deste artigo. Victo Silva agradece à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes) pela bolsa de doutorado vinculada à tese desenvolvida no Programa de Pós-Graduação em Política Científica e Tecnológica (DPCT), do Instituto de Geociências (IG) da Universidade Estadual de Campinas (Unicamp).

Referências

ACEMOGLU, D.; RESTREPO, P. The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, v. 13, p. 25-35, 2020. DOI: doi.org/10.1093/cjres/rsz022.

AGRAWAL, A.; GANS, J.; GOLDFARB, A. *Máquinas Preditivas: a simples economia da inteligência artificial*. Rio de Janeiro: Alta Books, 2018.

AGRAWAL, A.; GANS, J.; GOLDFARB, A. Economic Policy for Artificial Intelligence. *Innovation Policy and the Economy*, v. 19, n. 1, p. 139-159, 2019.

- ARRIETA-IBARRA, I. *et al.* Should we treat data as labor? Moving beyond “free”. *American Economic Association Papers and Proceedings*, v. 108, p. 38-42, 2018.
- ATHIQUE, A. Integrated commodities in the digital economy. *Media, Culture & Society*, v. 42, n. 4, p. 554-570, 2019. DOI: doi.org/10.1177/0163443719861815.
- ATKINSON, M. *et al.* (ed.). *The Data Bonanza: Improving Knowledge Discovery in Science, Engineering, and Business*. Hoboken, New Jersey: Wiley, 2013.
- BALDWIN, R. *The globotics upheaval: globalization, robotics and the future of work*. New York, NY: Oxford University Press, 2019.
- BLASIO, E.; SELVA, D. Implementing open government: a qualitative comparative analysis of digital platforms in France, Italy and United Kingdom. *Quality & Quantity*, v. 53, p. 871-896, 2019. DOI: doi.org/10.1007/s11135-018-0793-7.
- BRESNAHAN, T. Technological change in ICT in light of ideas first learned about the machine tool industry. *Industrial and Corporate Change*, v. 28, n. 2, p. 331-349, 2019. DOI: doi.org/10.1093/icc/dty076.
- BRYNJOLFSSON, E.; MCAFFE, A. *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. New York: W. W. Norton & Company, 2014.
- BRYNJOLFSSON, E.; MCAFFE, A. *Machine, platform, crowd: harnessing our digital future*. New York: W. W. Norton & Company, 2017.
- BRYNJOLFSSON, E.; ROCK, D.; SYVERSON, C. *Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: a clash of expectations and statistics*, 2017. (NBER Working Paper Series, n. 24001). Disponível em: <http://www.nber.org/papers/w24001>. Acesso em: 28 de Agosto de 2020.
- BUNZ, M. *The silent revolution: how digitalization transforms knowledge, work, journalism and politics without too much noise*. Palgrave MacMillan, 2014.
- CENNAMO, C.; SANTALÓ, J. Generativity Tension and Value Creation in Platform Ecosystems. *Organization Science*, Published online in Articles in Advance 20 May 2019. DOI: doi.org/10.1287/orsc.2018.1270.
- CEPAL. *Science, technology and innovation in the digital economy: the state of the art in Latin America and the Caribbean*. Santiago, Chile: United Nations, 2016.
- CEPAL. *Datos, algoritmos y políticas: la redefinición del mundo digital*. Santiago, Chile: United Nations, 2018.
- CHEN, B. *et al.* The disembodied digital economy: Social protection for new economy employment in China. *Soc Policy Adm*, p. 1-15, 2020.

- COHEN, J. *Between truth and power: the legal constructions of informational capitalism*. New York, NY: Oxford University Press, 2019.
- COYLE, D.; NGUYEN, D. Cloud computing, cross-border data flows and new challenges for measurement in economics. *National Institute Economic Review*, n. 249, p. 30-38, 2019.
- CULOT, G. *et al.* The future of manufacturing: A Delphi-based scenario analysis on Industry 4.0. *Technological Forecasting & Social Change*, v. 157, 2020. DOI: doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120092.
- CUSUMANO, M.; GAWER, A.; YOFFIE, D. *The business of platforms: strategy in the age of digital competition, innovation and power*. New York: Harper Business, 2019.
- DELOITTE. *Exponential technologies in manufacturing: transforming the future of manufacturing through technology, talent, and the innovation ecosystem*, 2018.
- DELOITTE. *The rise of the digital supply network: Industry 4.0 enables the digital transformation of supply chains*, 2016.
- DIEGUES, A.C.; ROSELINO, J.E. *Indústria 4.0 e as redes globais de produção e inovação em serviços intensivos tecnologia: uma tipologia e apontamentos de política industrial e tecnológica*. Campinas, Unicamp. IE, 2019. (Texto para Discussão, n. 356).
- DOMINGOS, P. *The Master Algorithm: how the quest for the ultimate learning machine will remake our world*. New York: Basic Books, 2015.
- DOSI, G. Technological paradigms and technological trajectories: a suggested interpretation of the determinants and directions of technical change. *Research Policy*, v.11, n. 3, p. 147-162, 1982.
- DOSI, G.; VIRGILLITO, M. Whither the evolution of the contemporary social fabric? New technologies and old socio-economic trends. *International Labour Review*, v. 158, n. 4, p. 593-625, 2019.
- EUROPEAN UNION. *Digitising European Industry: reaping the full benefits of a Digital Single Market*. Communication from the Commission to the European Parliament, the Council, the European Economic and Social Committee and the Committee of the Regions. European Commission, 2016.
- EVANGELISTA, R.; GUERRIERI, P.; MELICIANI, V. The economic impact of digital technologies in Europe. *Economics of Innovation and New Technology*, v. 23, n. 8, p. 802-824, 2014. DOI: doi.org/10.1080/10438599.2014.918438.
- FERRACANE, M.; LEE-MAKIYAMA, H.; VAN DER MAREL, E. *Digital Trade Restrictiveness Index*. Brussels: European Center for International Political Economy – ECIPE, 2018.

FREEMAN, C., PEREZ, C. Structural crises of adjustment: business cycles and investment behavior. In: DOSI, G. et al. (ed.). *Technical change and economic theory*. London, New York: Printer publishers, 1988. p. 38-66.

FRENKEN, K. et al. An Institutional Logics Perspective on the Gig Economy. In: MAURER, I., MAIR, J., OBERG, A. (ed.), *Theorizing the Sharing Economy: Variety and Trajectories of New Forms of Organizing*. Bingley, UK: Emerald Publishing Limited, 2020.

FUCHS, C.; MOSCO, V. (ed.). *Marx in the age of digital capitalism*. Leiden, UK, Boston, US: Brill, 2016.

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.

GAWER, A. Bridging Differing Perspectives on Technological Platforms: Toward an Integrative Framework, *Research Policy*, v. 43, n. 7, p. 1239-1249, 2014.

GOLDFARB, A.; TUCKER, C. Digital economics. *Journal of Economic Literature*, v. 57, n. 1, p. 3-43, 2019. DOI: doi.org/10.1257/jel.20171452.

GRABHER, G.; KÖNIG, J. Disruption, embedded. A Polanyian framing of the platform economy. *Sociologica*, v. 14, n. 1, 2020.

HINTON G.; OSINDERO, S.; THE, Y. A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Comput*, v. 18, n. 7, p. 1527-1554, 2006.

JACOBIDES, M.; CENNAMO, C.; GAWER, A. Towards a theory of ecosystems. *Strategic Management Journal*, v. 39, n. 8, p. 2255-2276, 2018.

KATZENBACH, C.; ULBRICHT, L. Algorithmic Governance. *Internet Policy Review*, v. 8, n. 4, p. 1-18, 2019. DOI: doi.org/10.14763/2019.4.1424.

KENNEY, M.; ZYSMAN, J. The rise of the platform economy. *Issues in Science and Technology*, v. 32, n. 3, p. 61-69, 2016.

KENNEY, M. et al. Platforms and industrial change. *Industry and Innovation*, v. 26, n. 8, p. 871-879, 2019. DOI: doi.org/10.1080/13662716.2019.1602514.

KRIZHEVSKY, A.; SUTSKEVER, I.; HINTON, G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, p.1097-1105, 2012.

LANDES, D. *The Unbound Prometheus*. Cambridge, England: Cambridge University Press, 1969.

LEE, K. *AI Super-powers: China, Silicon Valley and the New World Order*. Boston, New York: Houghton Mifflin Harcourt, 2018.

LEE, K.; MALERBA, F.; PRIMI, A. The fourth industrial revolution, changing global value chains and industrial upgrading in emerging economies. *Journal of Economic Policy Reform*, 2020. DOI: doi.org/10.1080/17487870.2020.1735386.

LIU, J. *et al.* Influence of artificial intelligence on technological innovation: Evidence from the panel data of china's manufacturing sectors. *Technological Forecasting & Social Change*, v. 158, 2020. DOI: doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120142.

MANYIKA, J. *et al.* *Digital globalization: the new era of global flows*. New York: McKinsey Global Institute, 2016.

MAYER-SCHÖNBERGER, V.; CUKIER, K. *Big Data: a revolution that will transform how we live, work and think*. Boston, New York: Eamon Dolan Book, Houghton Mifflin Harcourt, 2013.

MAYER-SCHÖNBERGER, V.; RAMGE, T. *Reinventing capitalism in the age of Big Data*. New York: Basic Books, 2018.

MOKYR, J. *The Lever of Riches: Technological Creativity and Economic Progress*. Oxford, UK: Oxford University Press, 1992.

MOSCO, V. *Becoming digital: toward a post-internet society*. UK: Emerald Publishing: Bingley, 2017.

NADELLA, S. *Aperte o F5: a transformação da Microsoft e a busca de um futuro melhor para todos*. São Paulo: Benvirá, 2018.

NELSON, R. The co-evolution of technology, industrial structure, and supporting institutions. *Industrial and Corporate Change*, v. 3, n. 1, p. 47-63, 1994.

NUVOLARI, A. Understanding successive industrial revolutions: A “development block” approach. *Environmental Innovation and Societal Transitions*, v. 32, p. 33-44, 2019. DOI: doi.org/10.1016/j.eist.2018.11.002.

OECD. *Data-Driven Innovation: Big Data for Growth and Well-Being*. Paris: OECD Publishing, 2015. DOI: doi.org/10.1787/9789264229358-en.

OWEN, T. *The case for platform governance*. Waterloo (Canada): Center for International Governance Innovation (CIGI), 2019.

PARKER, G.; VAN ALSTYNE, M.; CHOUDARY, S. *Platform revolution: how networked markets are transforming the economy and how to make them work for you*. New York, London: W.W.Norton & Company, 2016.

PARKER, G.; VAN ALSTYNE, M.; JIANG, X. Platform ecosystems: How developers invert the firm. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, v. 41, n. 1, p. 255-266, 2016.

PEREZ, C. Structural change and the assimilation of new technologies in the economic and social systems. *Futures*, v. 15, n. 5, p. 357-375, 1983.

PEREZ, C. *Technological revolutions and financial capital: the dynamics of bubbles and golden ages*. Cheltenham: Edward Elgar, 2002.

PEREZ, C. Technological revolutions and techno-economic paradigms. *Cambridge Journal of Economics*, v. 34, n. 1, p. 185-202, 2009.

PLANTIN, J. *et al.* Infrastructure studies meet platform studies in the age of Google and Facebook. *New Media & Society*, v. 20, n. 1, p. 293-310, 2018.

POELL, T.; NIEBORG, D.; VAN DIJCK, J. Platformisation. *Internet Policy Review*, v. 8, n. 4, 2019. DOI: 10.14763/2019.4.1425.

POLANYI, K. *The Great Transformation: The Political and Economic Origins of Our Time*. Beacon Press, Boston, MA, 1944. Reimpressão em 2001.

REINSEL, D.; GANTZ, J.; RYDNING, J. *The digitization of the World: from Edge to Core*. IDC White Paper, 2018.

RICHTER, F. Amazon Leads \$100 Billion Cloud Market. *Statista*, 18 Aug. 2020. Disponível em: <https://www.statista.com/chart/18819/worldwide-market-share-of-leading-cloud-infrastructure-service-providers/>. Acesso em: 25 de Agosto de 2020.

ROSENBERG, N. *Perspectives on technology*. Cambridge: Cambridge University Press, 1976.

ROTH, A. *Como funcionam os mercados*. São Paulo: Portfólio Penguin, 2015.

SCHOT, J., KANGER, L. Deep transitions: emergence, acceleration, stabilization and directionality. *Research Policy*, v. 47, n. 6, p. 1045-1059, 2018.

SRNICEK, N. *Platform capitalism*. Cambridge, UK: Polity Press, 2017.

STURGEON, T. Upgrading strategies for the digital economy. *Global Strategy Journal*, p 1-24, 2019. DOI: doi.org/10.1002/gsj.1364

TIWANA, A. *Platform ecosystems: aligning architecture, governance, and strategy*. Waltham, USA: Morgan Kauffman, 2014.

UNCTAD. *World Investment Report 2017*. Investment and the Digital Economy. Geneva: United Nations, 2017.

UNCTAD. *Digital Economy Report 2019*. Value creation and capture: implications for developing countries. Geneva: United Nations, 2019.

VAN DIJCK, J.; NIEBORG, D.; POELL, T. Reframing Platform Power. *Internet Policy Review*, v. 8, n. 2, p. 1-18, 2019. DOI: doi.org/10.14763/2019.2.1414.

VAN DIJCK, J.; POELL, T.; de WAAL, M. *Platform society: public values in a connective world*. New York: Oxford University Press, 2018.

VAN DOORN, N.; BADGER, A. Platform capitalism's hidden abode: producing data assets in the gig economy. *Antipode*, 2020. DOI: doi.org/10.1111/anti.12641.

VELDKAMP, L.; CHUNG, C. Data and the aggregate economy. *Journal of Economic Literature*, 2019. (Working paper em preparação).

WAREHAN, J.; FOX, P.; GINER, J. Technology Ecosystem Governance. *Organization Science*, v. 25, n. 4, p. 1195-1215, 2014. DOI: doi.org/10.1287/orsc.2014.0895.

WIPO. *WIPO Technology Trends 2019: Artificial Intelligence*. Geneva: World Intellectual Property Organization, 2019.

ZUBOFF, S. *The Age of Surveillance Capitalism: The Fight for a Human Future at the New Frontier of Power*. New York: Public Affairs, 2019.

ZYSMAN, J.; KENNEY, M. The next phase in the digital revolution: intelligent tools, platforms, growth, and employment. *Communications of the Association of Computing Machinery*, v. 61, n. 2, p. 54-63, 2018.

Contribuição dos autores:

A. Fundamentação teórico-conceitual e problematização: Victo José da Silva Neto, Maria Beatriz Machado Bonacelli, Carlos Américo Pacheco.

B. Pesquisa de dados e análise estatística: Victo José da Silva Neto.

C. Elaboração de figuras e tabelas: Victo José da Silva Neto.

D. Elaboração e redação do texto: Victo José da Silva Neto, Maria Beatriz Machado Bonacelli, Carlos Américo Pacheco.

E. Seleção das referências bibliográficas: Victo José da Silva Neto, Maria Beatriz Machado Bonacelli, Carlos Américo Pacheco.

Conflito de interesse: os autores declararam que não há conflito de interesse.

Fonte de financiamento: Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes).



Este é um artigo publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Attribution CC-BY, que permite uso, distribuição e reprodução em qualquer meio, sem restrições desde que o trabalho original seja corretamente citado.