# Aprendizado de máquina e modulação do comportamento humano

Carla Oliveira

As Tecnologias da Informação e Comunicação (TICs) permitiram a criação de dispositivos tecnológicos capazes de minerar, analisar e agrupar dados comportamentais e estruturá-los em uma base de dados para o desenvolvimento de tudo que diz respeito à subjetividade e à emoção. Segundo Cavalheiro e Brandão (2017) “os fluxos de desejo são captados” por essas ferramentas e direcionados de modo distribuído pelos meios de comunicação, fazendo prevalecer “os interesses de poucos, mas dando a impressão de que é o desejo de muitos” (p. 98).

Técnicas de persuasão utilizadas ao longo da história ganham outras formas com esse novo cenário tecnológico. Algoritmos de Aprendizado de Máquina são utilizados para impulsionar ideias, notícias e campanhas publicitárias. Essas técnicas, que são utilizadas pela publicidade e pelo marketing, também passaram a ser consideradas para “influenciar a opinião pública” (Cavalheiro e Brandão, 2017, 89).

Inteligência Artificial (IA) e Aprendizado de Máquina são as *buzzwords* do momento, ou seja, “palavras barulhentas”, e esse barulho está ocorrendo não só na academia, mas principalmente no mercado. De acordo Sugomori (2016) empresas de tecnologia, como Google e Facebook, estão cada vez mais adquirindo *startups* de IA. Em 2014, foi anunciado que o Google comprou a *Deep Mind* (Haas, 2014). Já em 2018, foi a vez do Facebook investir US$ 30 milhões na aquisição da *Bloomsbury*, especializada em processamento de linguagem natural (Borini, 2018).

Para o pesquisador Pedro Domingos (2017), a “Revolução Industrial automatizou o trabalho manual e a Revolução da Informação fez o mesmo com o trabalho mental”. Assim como a “Internet” e o “computador pessoal”, o Aprendizado de Máquina irá gerar grandes “mudanças econômicas e sociais” (p. 33). Mas, o que é Aprendizado de Máquina?

De acordo com Domingos (2017) *Machine Learning,* também conhecido como Aprendizado de Máquina, é um subconjunto da Inteligência Artificial. O Aprendizado de Máquina “é uma tecnologia que constrói a si própria”. Ao contrário dos algoritmos tradicionais, os algoritmos de Aprendizado “são artefatos que projetam outros artefatos” (p. 16). “Os aprendizes transformam dados em algoritmos” e neste caso quanto mais dados (*Big Data*) melhor (p. 17). Com o Aprendizado de Máquina pode-se dizer que os computadores são capazes de criar seus próprios algoritmos (Ibid.).

Para Domingos (2017), a essência do Aprendizado de Máquina é a previsão de desejos, comportamentos e de como o mundo poderá ser alterado. Para ele, o Aprendizado de Máquina está “recriando a ciência, a tecnologia, os negócios, a política e a guerra” (p. 16). O pesquisador alerta para o fato de que não podemos controlar aquilo que não compreendemos. Por isso é importante entender o que é Aprendizado de Máquina e como esse tipo de tecnologia está sendo utilizado.

Este texto visa definir o que é Aprendizado de Máquina e como esta tecnologia pode ser utilizada como dispositivo de modulação. Para tanto, apresenta a evolução da IA até o surgimento do Aprendizado de Máquina. Em seguida, mostra a definição de sociedade de controle e modulação. Para estabelecer uma relação entre modulação e Aprendizado de Máquina considera algumas pesquisas utilizando psicometria, rastros digitais dos usuários e Aprendizado de Máquina, serviços do Facebook e seus algoritmos de *Machine Learning* e a utilização de Aprendizado de Máquina para fins políticos nas eleições de Barack Obama e Donald Trump.

# Inteligência Artificial e sua evolução

O embrião da Inteligência Artificial surgiu em 1943, com o artigo “*A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*” (McCulloch e Pitts, 1943), escrito pelo Psiquiatra Warren S. McCulloch e pelo Cientista Cognitivo, Walter Pitts. Este artigo visou estabelecer uma analogia entre as células nervosas e o processo eletrônico. Este artigo pode ser considerado como o primeiro modelo de Redes Neurais Artificiais.

Em 1950, Alan Turing, um dos pais da Ciência da Computação e da Inteligência Artificial, publicou o artigo “*Computing Machinery and Intelligence*” (Turing, 1950), na revista inglesa, *Mind*. Neste artigo, foi proposto o seguinte questionamento: “As máquinas podem pensar?” Devido à complexidade dos termos “Máquina” e “Pensar”, Turing procurou a resposta para esta dúvida por meio de um jogo, o qual batizou de “Jogo da Imitação” (Turing, 1950). Mais tarde esse jogo ficou conhecido como “Teste de Turing”.

O termo Inteligência Artificial (IA) foi apresentado pela primeira vez pelo cientista da computação, John McCarthy, na 2ª Conferência de Dartmouth, em 1956 (Júnior e Lima, 2010). Pesquisas relacionadas a IA vêm sendo desenvolvidas há décadas.

O primeiro *boom* da IA surgiu no final dos anos 50 com programas de busca baseados em regras fixas. Embora os métodos de busca tivessem grande sucesso em campos específicos como o Xadrez e o Shogi (versão japonesa do jogo de xadrez) estava longe de atingir a IA (Sugomori, 2016).

O segundo *boom* da IA ocorreu nos anos 80 com o movimento denominado Representação do Conhecimento (Sugomori, 2016). Vários métodos de Representação do Conhecimento foram desenvolvidos para projetar conhecimento em uma máquina. Um exemplo deles é o Cyc[[1]](#footnote-2). Este sistema foi criado em 1984, por Douglas Lenat, pesquisador na área de Inteligência Artificial (Domingos, 2017). Trata-se de um enorme banco de dados suportado por tecnologias semânticas que combina uma base de conhecimento comum com mecanismo de inferência.

No decorrer do tempo, um novo método denominado *Machine Learning* (Aprendizado de Máquina) surgiu e com ele a possibilidade de atingir a IA se tornou mais factível. O *Machine Learning* está intimamente relacionado à mineração de dados e *Big Data*. De acordo com Sugomori (2016), este novo método é uma ferramenta potente em comparação às abordagens anteriores que simplesmente tinham como base o conhecimento fornecido previamente por um ser humano.

Antes do *Machine Learning,* uma máquina só fornecia resposta com base nos dados e regras fixas que já haviam sido inseridos. Neste cenário a máquina fornecia rapidamente respostas para uma pergunta previamente conhecida, mas literalmente travava quando surgiam questões desconhecidas.

No *Machine Learning*, a máquina pode lidar com questões desconhecidas com base no conhecimento que aprendeu anteriormente. Neste caso, pode-se afirmar que o *Machine Learning* é um método de reconhecimento de padrões. Sugomori (2016) explica que, no *Machine Learning,* a máquina utiliza uma quantidade gigantesca de dados de treinamento, substituindo perguntas complexas por perguntas do tipo “sim” ou “não” (0 ou 1) e descobre a regularidade com que os dados são marcados com “sim” e com “não”. Em suma, esse sistema pode dar uma resposta reconhecendo e classificando os padrões a partir dos dados fornecidos e, em seguida, classificando esses dados no padrão apropriado (previsão). Dessa forma, quando a máquina se depara com dados desconhecidos numa pergunta é capaz de fazer uma previsão e fornecer uma resposta.

O *Machine Learning* é um método que possibilita que uma máquina possa processar esse reconhecimento de padrões de forma autônoma sem nenhuma interferência humana. Este padrão de classificação é baseado em uma fórmula numérica chamada de modelo estatístico probabilístico. Esta abordagem tem sido estudada com base em vários modelos matemáticos (Sugomori, 2016). No processo de treinamento, os parâmetros de um modelo são ajustados, e, uma vez concluído o aprendizado, são atualizados com esses novos parâmetros. A máquina então categoriza dados desconhecidos no padrão que se ajusta melhor aos parâmetros aprendidos.

Com o *Machine Learning,* as máquinas tornaram-se capazes de processar dados e fornecer respostas que os humanos não são capazes de fazer. Segundo Sugomori (2016), o conceito de *Machine Learning* em si vem de longa data, contudo pesquisadores não tiveram condições de provar a utilidade desse método anteriormente devido à tecnologia da época não suportar o processamento de um alto volume de dados e também pela própria falta de dados.

Atualmente, esse problema foi solucionado. Com a enorme quantidade de dados e códigos-fonte abertos, os pesquisadores puderam experimentar os algoritmos usando todo esse arsenal. Graças à alta capacidade de processamento dos computadores atuais, várias opções de algoritmos e dados, o *Machine Learning* foi cada vez mais aperfeiçoado e com isso surgiuoterceiro boom da IA.

O *Machine Learnin*g sem dúvida é um poderoso método quando se trata da mineração de dados e foi o pontapé inicial para o terceiro *boom* da IA. Contudo, não foi suficiente para alcançar definitivamente o conceito de IA. Mas isso não significa que essa odisseia chegou ao fim. O terceiro boom está apenas começando e uma nova onda está a caminho com o *Deep Learning*. Com o advento deste novo método (pelo menos nas áreas de reconhecimento de imagem e voz), uma máquina tornou-se capaz de decidir a partir dos dados disponibilizados e escolher os melhores dados sem necessidade de manipulação humana.

O *Deep Learning* é apenas o primeiro passo para uma máquina obter conhecimento de forma semelhante aos humanos. É difícil prever qual a próxima inovação. De acordo com a lei de Moore, o número de transistores dobra a cada 18 meses, ou seja, um ano e meio (Sugomori, 2016). De acordo com Sugomori, se essa técnica continuar nesse ritmo, o número de transistores ultrapassará dez bilhões, número esse que corresponde à quantidade de células no cérebro humano. Considerando a lei de Moore, em 2045, ele acredita que chegaremos a um ponto crítico chamado “Singularidade Técnica” (Sugomori, 2016).

O termo “Singularidade Técnica” foi criado pelo cientista Vernor Vinge, que discorre sobre este tema no artigo “*The Coming Technological Singularity: How to Survive in the Post-Human Era*”, (Vinge, 1993). Resumidamente, Vinge descreve quatro itens tecnológicos que podem levar à “Singularidade Técnica” e à superação dos homens pelas máquinas: 1) A velocidade com que os computadores são aperfeiçoados e a evolução da Inteligência Artificial; 2) As redes de computadores se tornarem autoconscientes; 3) As interfaces homem-máquina se tornarem tão complexas que produziriam um estágio evolutivo do homem e 4) A ampliação da inteligência humana natural através de melhores técnicas da ciência biológica (Ibid.).

Em contrapartida, o filósofo John Searle, em seu artigo “*Minds, brains and programs*”, (Searle, 1980), critica a Inteligência Artificial a qual dividiu em Inteligência Artificial Forte e Inteligência Artificial Fraca. Para o filósofo, Inteligência Artificial Forte é uma IA capaz de simular totalmente a inteligência humana. Já a Inteligência Artificial Fraca se associa a métodos específicos, que dão conta de funções especializadas da inteligência humana.

De acordo com Amorim (2014), o pensamento de Searle teve por objetivo mostrar que não é possível replicar totalmente a mente humana utilizando a lógica binária (0 e 1) dos softwares (programas de computador). Para comprovar essa teoria, Searle apresentou o argumento do “Quarto Chinês” como crítica à Inteligência Artificial Forte e ao Teste de Turing. Este argumento teve por finalidade elucidar a impossibilidade de duplicação da inteligência humana por meio de algoritmos e para isso Searle fez uma analogia entre uma pessoa dentro de um quarto chinês, onde o quarto é o computador e a pessoa o programa. Neste quarto (computador) a pessoa (programa) não compreende o significado dos símbolos em chinês e mesmo assim consegue responder perguntas em chinês com base em regras definidas (Amorim, 2014).

Atualmente há muitos anúncios de produtos, como sistemas de recomendação e, assistentes virtuais, dizendo que utilizam IA. Para Sugomori (2016), esse tipo de anúncio não é correto, pois a palavra Inteligência Artificial é usada como um conceito mais abrangente. Ele explica que as pesquisas e técnicas acumuladas no passado alcançaram apenas algumas ramificações da IA e as pessoas utilizam este termo de forma errada para designar essas ramificações.

Para Biddle (2018) “o termo Inteligência Artificial foi banalizado” como tantas outras *buzzrwords* do “mundo digital”. Ele considera IA como um conceito abrangente que possui subconjuntos, como o Aprendizado de Máquina, que permite aos computadores aprenderem sozinhos e se tornarem mais eficientes numa enorme variedade de aplicações, como o reconhecimento facial, a detecção de fraudes financeiras, entre outras (Biddle, 2018, Online).

De acordo com Domingos (2017) o Aprendizado de Máquina é conhecido por vários termos: “reconhecimento de padrões, modelagem estatística, mineração de dados, descoberta de conhecimento, análise preditiva, ciência de dados, sistemas adaptativos”, entre outros (p. 31). Ele alerta para o fato de o *Machine Learning* ser confundido com Inteligência Artificial e esclarece essa confusão ao explicar que *Machine Learning* é um subconjunto da Inteligência Artificial. Ou seja, a IA deve ser considerada como um grande guarda-chuva para diversos métodos. Resumidamente *Machine Learning* é um subconjunto da IA e *Deep Learning* um subconjunto do *Machine Learning*.

Como o Aprendizado de Máquina pode ser utilizado como dispositivo de controle e modulação do comportamento humano? O próximo item traz conceitos e exemplos que ajudam a elucidar isso.

# Aprendizado de máquina e modulação do comportamento humano

Em seu *post-scriptum* sobre as sociedades de controle, Deleuze (1992) descreve que Foucault situou as sociedades disciplinares nos séculos XVIII e XIX e seu apogeu no século XX. A grande marca desse tipo de sociedade são os meios de confinamento, onde os indivíduos passam de um meio fechado para outro, de casa para a escola, da escola para a fábrica, além dos hospitais e presídios. De acordo com Deleuze (1992), Foucault fez uma análise desses meios de confinamento, especialmente na fábrica, onde era preciso compor no espaço-tempo uma força produtiva. No entanto, Foucault sabia da brevidade desse modelo e do surgimento de um novo tipo de sociedade.

A era da disciplina deu lugar a uma nova era que Deleuze denominou era do controle. Lazzarato (2006) mostra algumas características das sociedades disciplinares para facilitar a compreensão dessa nova era. De acordo com ele, as sociedades disciplinares são caracterizadas pelo poder disciplinar e biopolítico. As técnicas disciplinares transformam os corpos, enquanto as técnicas biopolíticas são aplicadas na massa, em processos como o nascimento, a morte, a reprodução e a doença. A disciplina conhece o corpo e o indivíduo, enquanto o biopoder foca na população e na gestão da vida.

Para Lazzarato (2006), as sociedades de controle criaram tecnologias e processos de subjetivação que são bem diferentes das tecnologias e processos das sociedades disciplinares. Com o intuito de descrever a sociedade de controle, ele recorre a três características desse novo tipo de tecnologia de poder: 1) a emergência da cooperação entre cérebros e seu funcionamento por fluxos e redes; 2) dispositivos tecnológicos que agem à distância e amplificam a potência de ação, tais como a televisão e a Internet, e 3) a formação dos públicos por meio dos processos de subjetivação e sujeição (Lazzarato, 2006, 76).

Lazzarato (2006) considera que “a captura, o controle e a regulação da ação à distância das mentes entre si se faz por meio da modulação dos fluxos de desejos, crenças e das forças (memória e atenção) que circulam entre os cérebros” (p. 84). Para ele, “a memória, a atenção e as relações que elas atualizam tornam-se forças sociais e econômicas que precisam ser capturadas para que possam ser controladas e exploradas” (p. 84).

Em relação à cooperação entre os cérebros, Lazzarato (2006) explica que ela se expressa sob a forma de opinião pública, mediada pela tecnologia. Para ele a “Internet integra e distingue as diferentes transformações da opinião pública, da percepção e da inteligência coletiva”. A divisão da sociedade em públicos se sobressai da divisão religiosa, econômica, estética, política, porém sem substituí-las (Lazzarato, 2006, 77-78).

Outra diferença entre as sociedades disciplinares e as sociedades de controle citada por Lazzarato (2006), é que esta última investe na memória mental e não no corpo. As “disciplinas moldavam os corpos” (p.86) construindo hábitos, já as sociedades de controle modulam os cérebros criando hábitos na memória.

Para Deleuze (1992), os diferentes modos de controle, os “controlatos”, são variações inseparáveis, formando um sistema cuja linguagem é numérica. Os confinamentos são moldagens fixas, já os controles são uma modulação que muda constantemente. Nas sociedades de controle, “o essencial não é mais uma assinatura” e uma “matricula” como ocorria nas sociedades disciplinares, mas sim, uma “cifra” ou senha. “Os indivíduos tornaram-se dividuais e as massas tornaram-se amostras, dados, mercados, bancos” (Deleuze, 1992, 226).

A sociedade de controle exerce seu poder utilizando tecnologias de ação e controle à distância que enviam imagens, som e informações por meio de máquinas de modular. Este tipo de tecnologia são “formas ultrarrápidas de controle ao ar livre que substituem antigas disciplinas que operavam em um sistema fechado”. (Deleuze, 1992, 224).

Mas afinal, o que é modulação como exercício de poder (LAZZARATO, 2006)? “Nas sociedades de controle, as relações de poder se expressam pela ação à distância de uma mente sobre outra, pela capacidade de afetar e ser afetado dos cérebros, midiatizada e enriquecida pela tecnologia” (p. 76). “As instituições das sociedades de controle são assim caracterizadas pelo emprego das tecnologias de ação à distância” (p. 77). “A captura, o controle e a regulação da ação a distância das mentes entre si se faz através da modulação dos fluxos, de desejos, de crenças, memória e atenção que as fazem circular entre os cérebros” (p. 84). “As máquinas de modular o tempo são dispositivos capazes de intervir no acontecimento, na cooperação entre os cérebros, através da modulação das forças envolvidas nessa cooperação, tornando-se assim a condição necessária de todo processo de constituição de uma subjetividade” (p. 85-86).

Assim como é preciso compreender as diferenças entre as sociedades disciplinares e as sociedades de controle, é necessário diferenciar os dispositivos de manipulação dos dispositivos de modulação (Silveira, 2017). As empresas do ramo jornalístico podem ser consideradas como dispositivos para expressão da “prática dos jogos de verdade”, ou seja, como dispositivos de manipulação. “A verdade é em si poder. Uma verdade é construída manipulando elementos da realidade, unindo em determinado sentido os fatos, selecionando o que relatar e o que desconsiderar ou omitir” (Silveira, 2017, loc. 1229).

Foucault (2015) descreve que em nossa sociedade, a “economia política” da verdade tem cinco características: 1) a verdade é centrada na forma do discurso científico e nas instituições que o produzem; 2) está submetida a uma constante incitação econômica e política; 3) é objeto de uma imensa difusão e de um imenso consumo; 4) é produzida e transmitida sob o controle, não exclusivo, mas dominante, de alguns grandes aparelhos políticos ou econômicos; 5) por fim, é objeto de debate político e de confronto social (p. 52).

Na percepção de Silveira (2017), os dispositivos de modulação são diferentes dos dispositivos de manipulação ou de criação de verdade por meio do discurso. Para ele, os “moduladores” são “actantes”[[2]](#footnote-3), “humanos” e “não humanos” que visam intermediar e facilitar o cotidiano das pessoas (loc. 1229).

Com a evolução da propaganda, uma máquina muito bem estruturada desses actantes se desenvolveu, da qual o *Google* e o *Facebook* se destacam: “imensos bancos de dados” (*Big Data*) e softwares de Aprendizado de Máquina que atuam como dispositivos de reconhecimento de padrões, comportamentos e de marketing. Estes dispositivos “reúnem, selecionam e vendem milhões de dados sobre nossas aquisições, hábitos de leitura, filmes favoritos, gostos, roupas, bem como o modo como passamos nosso tempo livre” (Lazzarato, 2014, 38). Esses dados configuram os “dividuais”, “amostras” e “dados” definidos por Deleuse, cuja finalidade é a modulação (Deleuse,1992, 226).

Essa “megamáquina” aos poucos foi diminuindo o “número de operadores humanos, não confiáveis”, e aumentando os “agentes eletrônicos confiáveis”. “As novas máquinas sociais e técnicas” e seus dispositivos vão além da fábrica, elas se apoderaram do comportamento e das ações das pessoas, não apenas no trabalho, mas também na vida cotidiana (LAZZARATO, 2014, 34-35).

Para Silveira, a modulação do comportamento humano, é o principal objetivo do mercado, quando este busca ferramentas para mineração e análise de dados pessoais. Segundo ele, as técnicas de modulação não são simplesmente a difusão de notícias e publicidade, mas a criação de “situações sociais”. Os dispositivos de modulação são eficazes porque atuam sobre nossa memória e atenção e, também porque na maioria das vezes, são fundamentados com base na nossa subjetividade e emoção (SILVEIRA, 2017, loc. 1228).

Silveira (2017) explica que após armazenar, minerar e analisar os dados, as empresas definem amostras de perfis semelhantes que servem aos dispositivos de modulação. A partir “dos gostos, do temperamento, das necessidades, das possibilidades financeiras, do nível educacional”, entre outras categorias, as empresas oferecem “soluções, produtos e serviços” para este grupo potencial de consumidores cujos dados foram analisados (loc. 1285). Por isso, o sucesso da modulação requer uma análise rigorosa das pessoas que serão moduladas.

No entanto, “modular o que passará a ser imprescindível ou útil para o cotidiano de uma pessoa ou grupo social é muito complexo” (Silveira, 2017, loc. 1294). Está relacionado com a prática preditiva que depende de tecnologias como *Big Data*, Aprendizado de Máquina e estudos das ciências cognitivas. De acordo, com Silveira, atualmente percebe-se o uso cada vez maior das neurociências e da psicologia na composição das equipes de marketing. A predição do que as pessoas estão interessadas em saber pode gerar possibilidades de “modular caminhos, restringir escolhas e incentivar opções” (Silveira, 2017, loc. 1294).

Michal Kosinski e seus artigos são ótimas fontes para entender o uso dos dados pessoais e Aprendizado de Máquina para predição e modulação do comportamento humano. Ele é psicólogo, cientista de dados e professor *na Stanford Graduate School of Business*. Possui doutorado em psicologia, mestrado em psicometria e psicologia social. Kosinski pesquisa os seres humanos utilizando os rastros digitais (*Big Data*) deixados em plataformas e dispositivos combinando conceitos de psicometria, ciência social, psicologia, e Aprendizado de Máquina.

Durante o doutorado, Kosinski e outros colaboradores, criaram o aplicativo *MyPersonality*. Neste aplicativo foram disponibilizados vários questionários psicométricos, com base nas perguntas do *Big Five*. O objetivo era que alguns amigos preenchessem os questionários, mas para surpresa deles, “milhões lhes revelaram suas crenças, sentimentos e comportamentos”. Como resultado, eles se viram perante o “maior banco de dados de personalidade da história” (Guareschi, 2017, 173).

Avaliações psicométricas fazem parte de um ramo da psicologia denominado psicometria que é uma área da psicologia que analisa e mensura características psicológicas e a personalidade do individuo. Um dos mecanismos utilizados é o *Big Five* (cinco dimensões centrais da personalidade dos seres humanos). Essas avalições foram compostas por diferentes psicólogos, na década de 1980, por meio de uma análise fatorial dos dados proporcionados pelas pessoas pesquisadas a partir de “inventários de personalidade” e de “extensos questionários”. Todas as informações foram sintetizadas em cinco principais fatores: abertura ao novo, consciência, sociabilidade, extroversão e traços neuróticos (Guareschi, 2017, 173).

De acordo com Kosinski et al (2013), a predição de características e atributos individuais com base em testes psicométricos vem de longa data. Atualmente, as atividades humanas e suas interações sociais são mediadas por plataformas e dispositivos digitais. Essa crescente imersão em ambientes digitais e a dependência dos dispositivos fizeram com que os traços de comportamentos, comunicação, interações sociais, ou seja, os rastros digitais das pessoas fossem facilmente registrados (Kosinski et al, 2017).

Para Kosinski et al (2016), a disponibilidade desses rastros digitais, juntamente com poder de computação e algoritmos de Aprendizado de Máquina, oferece grandes oportunidades para a ciência social, pois grandes volumes de dados facilitam a descoberta de padrões que podem não estar disponíveis em amostras menores, além de contribuir para reduzir erros de amostragem. Modelos preditivos baseados em pegadas digitais (*digital footprints*) também podem ser usados para desenvolver ferramentas de diagnóstico e medidas psicométricas úteis para pesquisa e prática psicológica. Além disso, abriram caminho para o surgimento da ciência social computacional.

Kosinski et al (2013) alertam que as pessoas podem até optar por não revelar certas informações sobre suas vidas, e mesmo assim essas informações serem previstas com base em outros aspectos que elas expõem por meio de seus rastros digitais. Este tipo de previsão pode ser utilizado para melhorar produtos e serviços, mas de uma forma negativa, podem levar a invasões de privacidade.

Em 2014, Kosinski e seus colaborados fizeram uma pesquisa para validar se os julgamentos de personalidade feitos por um computador são mais precisos do que os realizados por humanos. Esta pesquisa foi documentada no artigo “*Computer-based personality judgments are more accurate than those made byhumans*”, (Youyou et al, 2014). De acordo com os pesquisadores, os resultados desse artigo mostraram que os modelos baseados em computador são mais precisos que os humanos na tarefa de julgamento da personalidade. Segundo Cadwalladr (2018), este artigo serviu de inspiração para que Robert Mercer investisse na criação da Cambridge Analytica.

Youyou et al (2014) concluíram neste estudo que ferramentas de avaliação de personalidade automatizadas são precisas e de baixo custo e podem afetar a sociedade das seguintes formas: mensagens de marketing podem ser adaptadas às personalidades dos usuários; recrutadores podem combinar melhor os candidatos com trabalhos tendo como base a personalidade dos mesmos e produtos e serviços podem se ajustar para corresponder melhor aos seus usuários (Youyou et al, 2014, 4).

Entretanto, Youyou et al (2014) destacam que o conhecimento a respeito da personalidade das pessoas também pode ser utilizado para modulá-las e influenciá-las. Por este motivo, as pessoas podem não aceitar esse tipo tecnologia ao perceberem que o governo, redes sociais ou mecanismos de busca podem predizer suas características pessoais com mais precisão do que seus próprios familiares e amigos. Diante disso, os autores esperam que desenvolvedores de tecnologia e formuladores de políticas considerem esses desafios e se apoiem em leis de proteção dos dados.

Segundo Matza et al (2017), a comunicação de massa persuasiva é utilizada por governos, marketing e partidos políticos e tem por objetivo incentivar grupos de pessoas a acreditar e agir de acordo com o ponto de vista do comunicador. Estudos mostram que, quando adaptada às características e motivações psicológicas das pessoas, a comunicação de massa persuasiva se mostra eficaz. Contudo, quando esses estudos são realizados por meio de questionários, em laboratório, e com uma amostra reduzida, a eficácia é limitada devido aos vieses de resposta e outras razões que levam o comportamento das pessoas a diferir do apresentado em laboratório. Diante desses fatos, é questionável se esses resultados podem ser generalizados para a massa no mundo real.

Pesquisas recentes no campo das ciências sociais computacionais sugerem que os perfis psicológicos das pessoas podem ser previstos com precisão a partir dos rastros digitais que elas deixam. Para validar se a segmentação psicológica traçada com base nos rastros digitais é eficaz para persuasão de massa, Matza et al (2017) realizaram três experimentos, com mais de 3,7 milhões de pessoas. O resultado comprovou a eficácia do direcionamento psicológico no contexto da persuasão digital em massa. A adaptação de apelos persuasivos aos perfis psicológicos permitiu influenciar o comportamento e escolhas dos participantes. O experimento foi medido com base nos cliques[[3]](#footnote-4) e conversões[[4]](#footnote-5) efetuados pelos participantes. Contudo, apesar dos três experimentos terem sido bem-sucedidos, Matza et al (2017) evidenciam pontos críticos que merecem atenção.

O primeiro deles é que a eficácia da persuasão psicológica em larga escala no ambiente digital depende muito da alta precisão na previsão dos perfis psicológicos. A precisão é um item importante, pois quanto menor a taxa de erro mais assertiva é a previsão. Mesmo que a previsão utilize *Big Data* e seja feita por Aprendizagem de Máquina, não está livre de limitações, como a necessidade de calibrar e atualizar constantemente o algoritmo. Matza et al (2017) dão o seguinte exemplo: gostar de “*Game of Thrones*” quando a série de TV foi lançada em 2011 poderia ser um indicador de introversão, contudo, a crescente popularidade da série pode ter tornado isso menos previsível. Outro ponto que pode afetar a precisão é que, apesar da avaliação psicológica das impressões digitais permitir definir o perfil de um grande número de pessoas sem o preenchimento de questionários, a maioria dos algoritmos são desenvolvidas com base nesses questionários e podem absorver alguns problemas dos mesmos.

Por fim, Matza et al (2017) chamam a atenção para o fato de que a implementação da persuasão psicológica em massa, embora ofereça oportunidades, também acarreta riscos e desafios éticos. Ela tanto pode ser utilizada para ajudar as pessoas a tomar melhores decisões e aliviar problemas sociais quanto para explorar pontos fracos ou modular as pessoas a se comportarem de maneira que não são do interesse delas. Os autores citam relatos da mídia alegando que a campanha presidencial dos EUA, de 2016, usou perfis psicológicos de milhões de cidadãos dos EUA para suprimir votos e mantê-los longe das eleições. Eles também levantaram a questão da falta de legislação para proteção da privacidade dos dados no ambiente digital. Embora eles tenham tido o cuidado de realizar uma segmentação indireta mantendo o anonimato e privacidade individual dos participantes, os experimentos também poderiam ser usados para revelar traços íntimos dos indivíduos sem o consentimento dos mesmos.

Ao ler os artigos de Michal Kosinski percebe-se que no início o interesse era apenas incluir as pessoas analisadas em algumas dimensões do *Big Five*. Depois Kosinski e seus colaboradores passaram a comparar os resultados com o que os pesquisados curtiam, compartilhavam e postavam no Facebook e posteriormente passaram a cruzar esses dados com os dados de outras plataformas digitais. Surgiu dessa forma a possibilidade de traçar perfis segmentados e comparações entre esses perfis (Guareschi, 2017).

Essa descoberta contribuiu para áreas como a da “psicologia da persuasão, publicidade, política e economia”, pois “dependendo da quantidade de pessoas investigadas nas redes sociais” e dos rastros digitais dessas pessoas em outras plataformas, é possível criar “perfis minuciosos e detalhados” que podem ser utilizados para estudos de todo o tipo, como para fins políticos, de publicidade, entre outros (Guareschi, 2017, 173).

Isso mostra o poder que está em fazer uso de enormes quantidades de dados (*Big Data*). Não há nenhuma restrição tecnológica que impeça os computadores de analisar milhões de dados sobre o comportamento das pessoas e extrair tendências suficientes para que se possa conhecer o que essas pessoas pensam, acreditam, gostam, quais valores defendem e as motivações que as movem. Não há dúvidas de que “sempre haverá pessoas que discordam de determinadas opiniões ou valores”, “mas isso não tem importância para quem sabe que seus anúncios vão atingir milhões influenciados por essas mensagens” (Guareschi, 2017, 175).

Atualmente, podemos considerar a postagem e a curtida como sendo semelhante ao ato de responder ao “questionário ou uma entrevista dirigida”. Outras opções de “oferecimento gratuito de informação” são os compartilhamentos e comentários. À medida que usuários postam mensagens no Facebook, ou em outras redes sociais, sem que tenham consciência, um algoritmo de Aprendizado de Máquina vai sendo constantemente construído e atualizado com base nesse imenso banco de dados “livremente oferecido”. (Guareschi, 2017, 176).

O *The Intercept*, site lançado em 2014, pelo jornalista Glenn Greenwald, a cineasta Laura Poitras e o pesquisador Jeremy Scahill, teve acesso a um documento confidencial do Facebook. De acordo com este documento, o Facebook desenvolveu um software de *Machine Learning*, denominado “*FBLearner Flow*” que permite ofertar às empresas, segmentação de público-alvo, com base no comportamento, hábitos de consumo e tendências de posicionamentos futuros dos usuários (Biddle, 2018, online).

Segundo Biddle (2018), o “documento alardeia” que “a previsão de comportamentos futuros” permite a criação de campanhas publicitárias baseadas em decisões que o público-alvo ainda não tomou permitindo a terceiros alterar essas decisões. No texto, também é descrito que o Facebook pode varrer toda sua base de dados para levantar milhões de indivíduos que estariam “sob risco” de mudar uma “determinada marca pela concorrência”. Com base nessa informação, uma empresa poderia prever isso e direcionar uma campanha publicitária para esses usuários com a finalidade de fazê-los mudar de ideia. O Facebook denominou isso de *improved marketing eficiency* (eficiência de marketing aprimorada) cuja finalidade é utilizar informações da vida dos usuários para predizer se eles estão se cansando de um determinado produto ou marca. Com isso, o Facebook ofertaria o serviço de *loyalty prediction* (“previsão de fidelidade”) (Biddle, 2018, online).

Esse novo tipo de serviço do Facebook está intimamente relacionado com a prática de traçar “perfis psicográficos” utilizando os rastros digitais dos usuários. No caso específico do Facebook isso dispara um sinal de alerta devido ao “acesso irrestrito” que esta empresa tem aos imensos bancos de dados sobre preferências e comportamento de seus usuários (Biddle, 2018, online).

No documento são mencionadas algumas das informações utilizadas pelo “*FBLearner Flow*”, como localização, informações do dispositivo, redes de telefone, Wi-Fi, visualizações de vídeos, afinidades e certos detalhes sobre amizades, como as similaridades entre o usuário e seus contatos. Essa prática é denominada pela empresa como “a expertise do Facebook em *Machine Learning*” usada para “desafios em áreas estratégicas de negócios”. Embora no documento o Facebook afirme que todas as informações são agregadas e anonimizadas, preservando a privacidade dos usuários, a empresa está monetizando informações privadas de seus usuários (Biddle, 2018, online).

Segundo Biddle (2018), o “*FBLearner Flow*” foi declarado como parte das ferramentas internas, cujo objetivo é ajudar o Facebook a se adequar às preferências do usuário. Ao fazer uma pesquisa sobre o “*FBLearner Flow*” encontra-se a seguinte publicação, do próprio Facebook: “*Applied Machine Learning at Facebook: A Datacenter Infrastructure Perspective*”, escrita por Hazelwood et al (2018). Nesta publicação é descrita a infraestrutura de hardware e softwares que suporta o Aprendizado de Máquina do Facebook e entre a lista de softwares, consta o “*FBLearner Flow*”.

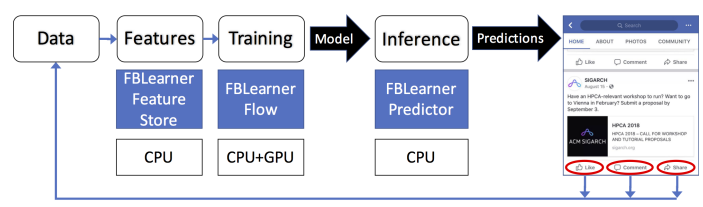
De acordo com Hazelwood et al (2018), no Facebook o Aprendizado de Máquina fornece recursos essenciais para impulsionar quase todos os aspectos da “experiência do usuário”. O Facebook utiliza uma ampla variedade de algoritmos de *Machine Learning* nos seus serviços. Por exemplo, a classificação do *feed* de notícias utiliza o algoritmo “*Multi Layer Perceptron – MLP*”. A finalidade é fazer com que as pessoas visualizem as histórias mais importantes para elas. Os modelos dos *feeds* de notícias são treinados para determinar vários fatores do ambiente e dos usuários e com base neles determinar a ordem e classificação do conteúdo. O serviço de anúncios também utiliza o algoritmo “*Multi Layer Perceptron – MLP*” para determinar quais anúncios devem ser exibidos para os usuários. Os modelos de anúncios são treinados para aprender com as características do usuário, as interações anteriores e quais atributos do anúncio podem ser mais preditivos para a probabilidade dos usuários clicarem, visitar um site e/ou comprar um produto. O serviço de reconhecimento facial do Facebook utiliza o algoritmo “*Suport Vector Machine (SVM)*”. Dada uma imagem, primeiro são encontrados todos os rostos nessa imagem. Em seguida, o algoritmo executa um reconhecimento facial específico dos usuários oferecendo uma sugestão para marcação dos amigos nas fotos. A tradução de Idiomas é o serviço que gerencia a internacionalização de conteúdo do Facebook. Este serviço suporta traduções para mais de 45 idiomas e utiliza o algoritmo “*Recurrent Neural Networks* (RNN)”.

Uma análise dos serviços do Facebook mostra o quanto algoritmos Aprendizado de Máquina influenciam na escolha das notícias, postagens e anúncios que são exibidos na *timeline* do Facebook. O usuário tem a ilusão de que escolhe o que lê, visualiza, curte, comenta e compartilha, mas isso é uma falsa liberdade. Na verdade, quem classifica, exclui e decide o que aparece na *timeline* é um algoritmo de Aprendizado de Máquina e é com base nessa classificação que as interações dos usuários do Facebook são realizadas.

Como alertou Lazzarato (2006) somos submetidos à força e o papel estratégico desempenhado pelas “máquinas de expressão” (p. 81) e essas máquinas tornam as opções que são apresentadas “fechadas e totalitárias”. Elas destroem nossa capacidade para “escolher outros mundos possíveis ou que poderiam vir a existir” (p. 105). Nossa liberdade se resume a escolher entre opções previamente formatadas. De acordo do Domingos (2017), quando os algoritmos de Aprendizado de Máquina “se tornam o intermediário, o poder se concentra neles”. Segundo este autor, a última etapa nesse processo de escolha é sempre nossa, contudo as opções apresentadas são 99,9% selecionadas por algoritmos de Aprendizado de Máquina (Domingos, 2018, 35).

De acordo com Hazelwood et al (2018), o “*FBLearner Flow*” faz parte do kit de ferramentas que visam alavancar o Aprendizado de Máquina nos produtos do Facebook.

**Figura** 1 **– Kit de ferramentas de Aprendizado de Máquina do Facebook**



Fonte: Facebook[[5]](#footnote-6)

Esse kit consiste num conjunto de três ferramentas, onde cada uma concentra-se em diferentes partes do Aprendizado de Máquina. Segue descrição dessas ferramentas: 1) o “*FBLearner Feature Store*” é um catálogo de vários geradores de recursos (dados) que podem ser usados para treinamento e previsão em tempo real. Ter esta lista de recursos é o ponto de partida para que as equipes comecem a usar o *Machine Learning*, além de ajudar a melhorar os modelos existentes com novos recursos. Os dados são obtidos por meio das interações (curtidas, comentários, compartilhamentos, fotos) que os usuários disponibilizam no Facebook; 2) o “*FBLearner Flow”* funciona como um sistema de gerenciamento que executa um fluxo de trabalho descrevendo as etapas para treinar e/ou avaliar um modelo e os recursos (dados) necessários para o seu uso. Possui ferramentas para o gerenciamento de experimentos e uma interface com o usuário que controla todos os artefatos e métricas gerados por cada execução ou experimento de fluxo de trabalho e 3) o “*FBLearner Predictor*” é o mecanismo de inferência interna que usa os modelos treinados no “*Flow*” para fornecer previsões em tempo real. O “*Predictor*” é usado por várias equipes de produtos no Facebook (Hazelwood et al, 2018, online).

Segundo Biddle (2018), o Facebook foi questionado a respeito do “*FBLearner Flow*” e de quais dados dos usuários são usados para prever comportamentos, ou se essa tecnologia poderia ser usada em outros contextos mais sensíveis, como campanhas políticas ou assistência médica. Em resposta, a equipe de relações públicas, do Facebook, afirmou apenas que o “*FBLearner Flow* é utilizado para gerenciar fluxos de trabalho e que o mesmo não é usado como um serviço de marketing.

É difícil comprovar se o Facebook utiliza o “*FBLearner Flow*” para realizar previsões futuras dos usuários ou que tenha desenvolvido alguma outra ferramenta com esta finalidade. No entanto, ao analisar a patente “*Predicting Life Changes of Members of a Social Networking System[[6]](#footnote-7)*”, registrada em 2010, fica claro o intuito dessa empresa em utilizar Aprendizado de Máquina e *Big Data* para prever ou inferir mudanças futuras na vida dos usuários, como “alteração do estado civil”, “novos empregos”, “nascimentos de filhos”, entre outras mudanças significativas.

Na visão de Frank Pasquale, professor de Direito da Universidade de Maryland e pesquisador sobre ética dos algoritmos da Universidade de Yale, este projeto de previsão comportamental do Facebook é “assustador”. Ele está preocupado com a possibilidade de que as previsões do algoritmo sejam transformadas pela empresa em profecias autorrealizáveis. “Porque, uma vez feita a previsão, a empresa tem um interesse financeiro na sua realização” (Pasquale apud Biddle, 2018, online).

De acordo com Jonathan Albright, diretor de Pesquisa do Tow Center for Digital Journalism, da Universidade de Columbia, a segmentação de anúncios via Aprendizado de Máquina “sempre pode virar uma arma” para influenciar, por exemplo, a política. Ele se preocupa com os possíveis usos dessas técnicas nas eleições (Albright apud Biddle, 2018, online). Para Biddle (2018), os estímulos gerados pelo Aprendizado de Máquina já são problemáticos quando se trata de incentivar uma compra, imagina o quanto isso pode ser ao usar a tecnologia para angariar votos.

De acordo com Domingos (2017), “foi o *Machine Learning* que elegeu” Barack Obama em 2012. Segundo ele, a campanha de Mitt Rommey seguiu uma “abordagem convencional de consulta”, compilando os eleitores em categorias genéricas. Já Obama, contratou Rayid Ghani, especialista em *Machine Learning*, para ser cientista-chefe de sua campanha (Domingos, 2017, 40-41).

Rayid Ghani empreendeu a uma das “maiores operações de análise da história política". Ele reuniu todas as informações sobre eleitores em um único banco de dados; cruzou estes dados com o que conseguiu minerar em redes sociais, marketing e outras fontes; e com a análise de todos esses dados conseguiu prever esses quatro itens para cada eleitor: “qual a probabilidade de apoiar Obama; comparecer às pesquisas; reagir aos lembretes da campanha e mudar de opinião a partir de uma troca de ideias sobre um assunto especifico”. Com base nesse modelo, a campanha realizou 66.000 simulações da eleição e de acordo com os resultados direcionou as equipes com “as informações de quem deveriam chamar, em quais portas deveriam bater e o que dizer” (Domingos, 2017, 41).

Na política, como nos negócios e na guerra, não há nada pior que ver seu oponente realizar movimentos que você não entende e sobre os quais não sabe o que fazer até ser tarde demais. Foi isso que aconteceu na campanha de Romney. Eles podiam ver o adversário comprando anúncios em determinadas emissoras a cabo de cidades especificas, mas não sabiam o porquê; sua bola de cristal estava muito embaçada. No fim das contas, Obama ganhou a preferência de todos os estados decisivos, exceto Carolina do Norte, com margens maiores que o previsto até pelos mais confiáveis peritos em opinião pública (Domingos, 2017, 41).

Nas eleições de 2016, dos Estados Unidos, o uso de *Machine Learning* e *Big Data* já não eram o que havia de mais moderno e eficiente. Steve Bannon, conselheiro da campanha de Donald Trump e membro do conselho da Cambridge Analytica, apresentou um novo arsenal tecnológico muito mais potente. Para tal empreitada, a Cambridge Analytica recebeu um investimento de US $ 15 milhões de Robert Mercer, bilionário cientista da computação americano, especializado em Inteligência Artificial (Matthew et al, 2018). A meta era criar ferramentas que pudessem identificar as personalidades dos eleitores americanos e influenciar seu comportamento. A motivação veio de um artigo de 2014, elaborado pelo Cambridge's Psychometrics Center, denominado: “*Computer-based personality judgments are more accurate than those made byhumans*” (Youyou et al, 2014). Contudo, eles ainda não tinham os dados necessários para tal empreitada (Matthew et al, 2018).

De acordo com Matthew et al (2018), essa história começou quando Alexander Nix, líder da divisão de eleições do *SCL Group*, contratou Christopher Wylie com o objetivo de entrar no mundo de dados políticos. Wylie foi ligado aos veteranos das campanhas do presidente Obama e estava interessado em usar traços psicológicos para influenciar o comportamento dos eleitores. Wylie encontrou a solução para criação da nova ferramenta, no Centro de Psicometria, da Universidade de Cambridge. Os cientistas dessa universidade desenvolveram uma técnica para mapear traços de personalidade com base no que as pessoas curtiam no Facebook e demais plataformas digitais. Para realizar esse estudo, os pesquisadores, Michal Kosinski e seus colaboradores, criaram o aplicativo *MyPersonality*¸ conforme descrito anteriormente.

Segundo Matthew et al (2018), o Centro de Psicometria não aceitou a proposta para trabalhar com a Cambridge Analytica. Wylie, então encontrou o Dr. Kogan, professor de psicologia e especialista em psicometria de mídias sociais, na Universidade de Cambridge, que construiu seu próprio aplicativo, chamado "*This is your Digital Life*" e em junho de 2014 começou a coletar os dados para a Cambridge Analytica.

Os usuários receberam um pagamento para baixar o aplicativo e conceder suas informações do Facebook em troca do resultado do teste. Na época, foram informados que esses dados seriam utilizados para fins acadêmicos. O que não foi informado é que, além dos dados dos usuários, o aplicativo também coletaria dados de toda a rede de amigos desses usuários e que todos esses dados seriam utilizados para fins políticos.

De acordo com Matthew et al (2018), o aplicativo forneceu mais de 50 milhões de perfis brutos para a empresa. Desses perfis, cerca de 30 milhões continham informações que a empresa poderia construir perfis psicográficos e apenas cerca de 270.000 usuários consentiram em ter seus dados colhidos que foram aqueles que participaram da pesquisa.

Em síntese, a *Global Science Research - GSR*, empresa de análise de dados de Aleksandr Kogan em parceria com a Cambrigde Analytica que foi financiada por um especialista em Inteligência Artificial, coletou dados dos perfis do Facebook de milhões de eleitores americanos para usá-los na construção de um algoritmo para prever e influenciar as escolhas dos eleitores (Cadwalladr e Graham-Harrison, 2018).

Toda essa situação gerou uma grande indignação e culminou com a Cambridge Analytica e o Facebook sendo focos de um inquérito sobre dados e política feito pelo *British Information Commissioner's Office*, uma autoridade independente, no Reino Unido que promove a proteção dos dados pessoais*.* De acordo com Cadwalladr e Graham-Harrison (2018), o senador democrata, Mark Warner, disse que a coleta de dados em uma escala tão ampla como essa para a segmentação política requer controles mais rígidos e uma regulamentação da propaganda política on-line da mesma forma que a televisão, o rádio e a mídia impressa.

# Considerações Finais

Os resultados das pesquisas com base em psicometria, rastros digitais dos usuários e Aprendizado de Máquina mostraram que: julgamentos de personalidade feitos por algoritmos são mais precisos do que os realizados por humanos e a persuasão digital em massa é eficaz quando se tem um grande volume de dados e é feita uma análise minuciosa e com alta precisão para segmentação e direcionamento de mensagens personalizadas.

As eleições de Barack Obama, em 2012 e Donald Trump, em 2016, são exemplos do mundo real (fora da academia e do laboratório) de utilização do Aprendizado de Máquina como dispositivo de modulação para fins políticos.

No entanto, a predição do comportamento dos eleitores, nas eleições americanas de 2016, para segmentação e direcionamento de discurso político personalizado, gerou vários questionamentos. Em 2018, quando o escândalo da Cambridge Analytica e o vazamento de dados dos usuários do Facebook vieram à tona, esses questionamentos ganharam força e acendeu um alerta para a privacidade dos dados pessoais e a necessidade de uma regulamentação da propaganda política on-line entre outras medidas.

Diante de tudo isso, ficam as seguintes perguntas: “Todo esse maquinismo abre possibilidades e potencialidades para emancipação ou eles conduzem de modo inelutável à catástrofe” (Lazzarato, 2014,39)? “Da privacidade ao futuro do trabalho e à ética da guerra robotizada, veremos onde estão os problemas e como resolvê-los” (Domingos, 2017, 22)?

Obter as respostas e ações efetivas para estes questionamentos é uma tarefa árdua. Um caminho possível requer como primeiro passo um exaustivo trabalho de conscientização das pessoas. É preciso que elas saibam o valor de cada curtida, post e comentário e o quanto isso revela sobre suas vidas e principalmente a influência que isso implica nas suas escolhas diárias, desde o ato de votar até a simples compra de um livro e como isso pode ser monetizado pelas plataformas digitais. Concluído o primeiro passo, vem a parte mais difícil que é definir uma regulamentação que permita a governança desses algoritmos e a privacidade dos dados.

# REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AMORIM, Paula Fernanda Patrícia de. **A crítica de John Searle à Inteligência Artificial: Uma abordagem em filosofia e mente***.* 2014. 99f. Dissertação (Mestrado em Filosofia) – Universidade Federal da Paraíba, PB.

BIDDLE, Sam. **Facebook usa inteligência artificial para prever o comportamento de usuário para anunciantes**. Tradução: Tradução: Bernardo Tonasse. 2018. The Intercept\_Brasil. Disponível em: <https://theintercept.com/2018/04/13/facebook-inteligencia-artificial/>. Acesso em: 08 jun. 2018.

BORINI, Guilherme. **Facebook investe US$ 30 milhões para aquisição de startup de inteligência artificial**. 2018. Disponível em: <https://computerworld.com.br/2018/07/05/facebook-investe-us-30-milhoes-para-aquisicao-de-startup-de-inteligencia-artificial/>. Acesso em : 27 set. 2018.

CADWALLADR, Carole. **The Cambridge Analytica Files - ‘I made Steve Bannon’s psychological warfare tool’: meet the data war whistleblower**. 2018. Disponível em: <https://www.theguardian.com/news/2018/mar/17/data-war-whistleblower-christopher-wylie-faceook-nix-bannon-trump>. Acesso em: 11 jun. 2018.

CADWALLADR, Carole e GRAHAM-HARRISON, Emma. **Revealed: 50 million Facebook profiles harvested for Cambridge Analytica in major data breach**. 2018. Disponível em: <<https://www.theguardian.com/news/2018/mar/17/cambridge-analytica-facebook-influence-us-election>>. Acesso em: 11 jun. 2018.

CAVALHEIRO, Glauco e BRANDÃO, Carolina Gandon. Ensaio 3, “Comunicação e retórica: Um contexto teórico para pensar a pós-verdade”. In: GUARESCHI, Pedrinho A; AMON, Denise e GUERRA, André. **Psicologia, Comunicação e Pós-verdade**. Porto Alegre: Abrapso, 2017. P. 83-100.

DELEUZE, Gilles. **Conversações**. São Paulo: Editora 34. 1992.

DOMINGOS, Pedro. **O algoritmo mestre**. São Paulo: Novatec. 2017.

FOUCAULT, Michel. **Microfísica do Poder**. Rio de Janeiro: Paz & Terra, 2015.

GUARESCHI, Pedrinho. Ensaio 5 – “Psicologia e Pós-Verdade”. In: GUARESCHI, Pedrinho A; AMON, Denise e GUERRA, André. **Psicologia, Comunicação e Pós-verdade**. Porto Alegre: Abrapso, 2017. P. 161-193.

HAAS, Guilherme. **Google compra DeepMind, startup de programação em inteligência artificial**. 2014. Disponível em: <https://www.tecmundo.com.br/google/49608-google-compra-deepmind-startup-de-programacao-em-inteligencia-artificial.htm>. Acesso em: 27 set. 2018.

HAZELWOOD, Kim, et al. **Applied Machine Learning at Facebook: A Datacenter Infrastructure Perspective***.* 2018. Disponível em: <<https://research.fb.com/publications/applied-machine-learning-at-facebook-a-datacenter-infrastructure-perspective/>>. Acesso em: 07 jun. 2018.

JÚNIOR, Gilberto Timótheo e LIMA, Sérgio Muinhos Barroso. **Algoritmos Genéticos Aplicados a Jogos Eletrônicos**. Revista Eletrônica da Faculdade Metodista Granbery, Curso de Sistemas de Informação - N. 8. 2010. Disponível em: <http://re.granbery.edu.br/artigos/MzU2>. Acesso em: 28 set. 2018.

KOSINSKI, Michal, STILLWELLA, David, e GRAEPELB, Thore. ***Private traits and attributes are predictable from digital records of human behavior***. PNAS, vol. 110, no. 15, 9 abr. 2013. Disponível em: <http://www.pnas.org/content/pnas/110/15/5802.full.pdf>. Acesso em 05 jun. 2018.

KOSINSKI, Michal, WANG, Yilun, LAKKARAJU, Himabindu e LESKOVEC, Jure. **Mining Big Data to Extract Patterns and Predict Real-Life Outcomes**. Psychological Methods, Vol. 21, No. 4, 2016. Disponível em: <<http://www.apa.org/pubs/journals/features/met-met0000104.pdf>>. Acesso em: 05 jun. 2018.

LAZZARATO, Maurizio. **As revoluções do capitalismo.** Rio de Janeiro: Civilização Brasileira, 2006.

LAZZARATO, Maurizio. **Signos, Máquinas, Subjetividades.** São Paulo: Edições Sesc, 2014.

MATTHEW, Rosenberg et al. **How Trump Consultants Exploited the Facebook Data of Millions.** 2018. Disponível em: <<https://www.nytimes.com/2018/03/17/us/politics/cambridge-analytica-trump-campaign.html>>. Acesso em: 11 jun. 2018.

MATZA, C, KOSINSKI, M. NAVEC, G. e STILLWELLD, D. J. **Psychological Targeting as an Effective Approach to Digital Mass Persuasion**. PNAS, vol. 114, no. 48, 28 nov. 2017. Disponível em: <http://www.pnas.org/content/pnas/114/48/12714.full.pdf>. Acesso em: 05 jun. 2018.

MCCULLOCH, Warren S. e PITTS, Walter. **A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity**. Bulletin of Mathematical Biophysics, Volume 5. 1943. Disponível em: <https://pdfs.semanticscholar.org/5272/8a99829792c3272043842455f3a110e841b1.pdf >. Acesso em: 28 set. 2018.

MOREIRA, Daniel. **O que é uma startup?** 2018. Disponível em: <https://exame.abril.com.br/pme/o-que-e-uma-startup/>. Acesso em: 16 jul. 2018

PRAUDE, Carlos Correia. **Arte Computacional e Teoria Ator-Rede: actantes e associações intersubjetivas em cena**. Tese (Tese em Arte) - Universidade de Brasília. Brasília. 2015.

SEARLE, John R. **Minds, brains, and programs.** The Behavioral and Brain Sciences. v. 3, p. 417-457. Cambridge University Press. 1980. Disponível em: <http://cogprints.org/7150/1/10.1.1.83.5248.pdf>. Acesso em: 17 jul. 2018.

SILVEIRA, Sergio Amadeu da. **Tudo sobre todos. Redes digitais, privacidade e venda de dados pessoais**. São Paulo: Edições Sesc, 2017.

SUGOMORI, Yusuke. **Java Deep Learning Essentials.** Packt Publishing: Birmingham. 2016.

TURING, A. M. **Computing Machinery and Intelligence**. Mind, v. 59, no. 236, p. 433-460, out. 1950. Disponível em: <https://www.csee.umbc.edu/courses/471/papers/turing.pdf> Acesso em: 21 mai. 2018.

VINGE, Vernor. **The coming technological singularity: How to survive in the post-human era**. Interdisciplinary Science and Engineering in the Era of Cyberspace, v. 10129, oNASA Conference Publication, p. 11—22, Cleveland, OH, NASA Lewis Research Center, 1993. Disponível em: <https://ntrs.nasa.gov/search.jsp?R=19940022856> Acesso em: 29 mai. 2018.

YOUYOU, Wu, KOSINSKIB, Michal e STILLWELLA, David. **Computer-based personality judgments are more accurate than those made by humans.** PNAS, v. 112, no. 4, 27 jan. 2014. Disponível em: <http://www.richardbenjamintrust.co.uk/uploads/finalreports/2013/DStillwell.pdf> Acesso em: 11 jun. 2018.

1. http://www.cyc.com [↑](#footnote-ref-2)
2. Actante é tudo aquilo que gera uma ação, que produz movimento e diferença, seja ele humano ou não-humano. O actante é o mediador, ou seja, é aquele que transforma, traduz, distorce e modifica o significado que ele supostamente transporta (Praude, 2015 apud Latour, 2012; Latour, 2000). [↑](#footnote-ref-3)
3. Taxas de cliques (CTRs) são uma medida comum de marketing digital que quantifica o número de cliques em relação ao número de vezes que o anúncio foi mostrando. [↑](#footnote-ref-4)
4. Taxa de conversão é uma métrica de marketing que reflete o número de conversões, como downloads de aplicativos ou compras em lojas on-line, em relação ao número de vezes que o anúncio foi exibido. [↑](#footnote-ref-5)
5. https://research.fb.com/wp-content/uploads/2017/12/hpca-2018-facebook.pdf [↑](#footnote-ref-6)
6. https://patents.google.com/patent/US20120016817A1/en [↑](#footnote-ref-7)