



UNIVERSIDADE CATÓLICA PORTUGUESA

Novas tecnologias, *Big Tech* e potenciais
violações de Direitos Humanos
O caso dos sistemas de recomendação

Paula Guedes Fernandes da Silva

Mestrado em Direito

Faculdade de Direito | Escola do Porto

2021



UNIVERSIDADE CATÓLICA PORTUGUESA

Novas tecnologias, *Big Tech* e potenciais
violações de Direitos Humanos
O caso dos sistemas de recomendação

Paula Guedes Fernandes da Silva

Orientadora: Maria Filipa Pires Urbano Costa Calvão

Mestrado em Direito

Faculdade de Direito | Escola do Porto

2021

Aos meus pais, Alba e Paulo, por todo amor e entrega que sempre dedicaram a mim.

Aos meus irmãos, Daniel e Gabriel, por sempre estarem ao mesmo lado.

Ao meu companheiro de vida, Daniel, por todo o amor e carinho.

Sem vocês, eu nada seria.

“Do not quench your inspiration and your imagination.

Do not become the slave of your model.”

(Vincent van Gogh)

Agradecimentos

Após quase dois anos de dedicação ao Mestrado em Direito Internacional e Europeu, a sensação nesta reta final é de muita gratidão por ter chegado até o final deste belíssimo percurso. Por isso, sinto-me inspirada a agradecer a todos aqueles que, de alguma forma, contribuíram para esta caminhada.

Além de dedicar a integralidade deste trabalho à minha família, devo agradecer por todo amor e apoio incondicionais que recebo desde minha primeira respiração. Fundamentalmente, aos meus pais, Alba Valeria e Paulo Renato, muito obrigada por sempre acreditarem em mim e sonharem os meus sonhos. Vocês são meus exemplos e minhas inspirações, então, nada mais justo do que dedicar cada segundo das minhas conquistas aos dois. Muito obrigada por servirem de base, força e alicerce em todas as minhas lutas e vitórias.

Aos meus irmãos, Daniel e Gabriel, meus fiéis escudeiros, obrigada pelo companheirismo, cuidado e carinho que me auxiliaram em todo o caminho.

Ao Daniel Davy, *mein Schatz*, meu companheirinho de vida, muito obrigada por todo o carinho, amor e apoio. Obrigada pela inspiração, por ser meu porto-seguro e por tornar meu mundo um local muito mais colorido e leve.

À minha segunda família, aos meus sogros, Kátia e Eduardo, e cunhados, May e Matheus, por terem me acolhido com tanto carinho desde o início e por estarem sempre disponíveis para troca de bons momentos.

Aos meus avós, tios e primos, por estarem presentes nas minhas conquistas, enviando boas energias, mesmo à distância. Em especial, obrigada às minhas queridas avós, Sônia e Lizete, por toda torcida, apoio e afago.

À Sebastiana, obrigada por todo o cuidado e carinho, por ser praticamente uma mãe para mim e por me mimar diariamente com suas habilidades culinárias imbatíveis.

À minha sobrinha de quatro patas, Callie, por me roubar sorrisos sinceros e por me acalmar a alma com tanto amor e afeto sinceros.

Aos meus amigos, Nat, André, Bia, Robson, Let, João e Cacá, meus presentes de Portugal. Muito obrigada por terem transformado o Porto em lar, por terem tornado a vida no exterior mais leve, por todas as risadas e momentos compartilhados.

Às minhas amigas-guerreiras de mestrado, Mayara, Natália, Patrícia e Susana, obrigada por todos os perrengues, risadas, conquistas e experiências de vida trocadas nesta trajetória acadêmica. Em especial, obrigada à May, minha neguinha, com quem me identifiquei desde o primeiro segundo, por tornar esse mundo tão pesado um local que ainda vale a pena acreditar e lutar.

Às minhas amigas de longa data, Aninha e Laurence. Vocês são a certeza de que a distância e o tempo nada mudam o carinho e a intimidade quando a amizade é verdadeira. Obrigada por serem as irmãs que eu escolhi ter já há quase duas décadas.

Às amigas de tempos de PUC e EMERJ, Isabela, Laís e Luiza, obrigada pela amizade ainda tão jovem, mas tão pura e sincera. Agradeço eternamente por trazerem leveza e muitos sorrisos em dias difíceis e por terem me mantido nutrida de amor e carinho mesmo com um oceano de distância.

Aos meus poucos, mas bons amigos colecionados ao longo dos tempos, seja na escola, faculdade ou pelas aleatoriedades da vida, obrigada por me ajudarem a levar a vida um pouco menos a sério, pelos momentos de descontração e felicidade.

Ao Instituto de Tecnologia e Sociedade do Rio de Janeiro (ITS-Rio), por desempenhar um papel tão importante na proteção de direitos humanos na era digital. Agradeço por me aproximarem das temáticas que envolvem Direito e Novas Tecnologias, que tanto me apaixonam, e por me proporcionarem oportunidades de aprofundamento em cursos de especialização e na seleção para o grupo de pesquisa.

Ao Grupo de Pesquisa em Direito e Tecnologia do ITS-Rio, por todas as trocas de conhecimento, *insights* e por compartilharem comigo a luta por um mundo onde a tecnologia funcione em prol do ser humano e de seus direitos. Em especial, obrigada à Priscilla Silva, por me orientar desde os tempos de monografia, por toda a confiança e inspiração em ser uma profissional de *lawtech* extremamente capacitada e empoderada.

Ao Eduardo Magrani, por ser uma inspiração e referência no tema de proteção de dados e novas tecnologias, mas, principalmente, por me apresentar a problemática dos sistemas de recomendação. Obrigada por todas as trocas de conhecimento, pela paciência, confiança e pela oportunidade de aprender com você.

À Universidade Católica Portuguesa – Escola do Porto, por aprofundar meus conhecimentos a respeito do Direito Europeu e Internacional. Obrigada pela oportunidade de cursar um mestrado

tão qualificado e renomado com a atribuição de Bolsa de Mérito, o que me fez buscar, ainda mais, o caminho da excelência.

Por último, mas não menos importante, obrigada à minha querida orientadora, a professora Filipa Urbano Calvão, por todo o aprendizado, sugestões e orientações ao longo da escrita desta investigação. Obrigada pela confiança no meu trabalho e pela oportunidade de aprofundar meus conhecimentos com uma profissional extremamente qualificada na área que tanto me inspira – a proteção de dados pessoais.

Resumo

Os sistemas de recomendação são ferramentas de inteligência artificial de filtragem de informações que buscam melhorar a experiência individual online ao indicar itens personalizados de acordo com as preferências, comportamentos e interesses extraídos dos dados dos usuários. Apesar de potencialmente benéfica, a atual forma de funcionamento cria riscos aos direitos humanos.

Amparado em análise de doutrina jurídica internacional, busca-se possíveis soluções e estratégias de mitigação dos efeitos maléficos causados pelos sistemas de recomendação, principalmente em termos de violações de privacidade, diminuição da autonomia, manipulação, enfraquecimento de processos democráticos e discriminação.

Nesse ambiente complexo, além da regulação jurídica em termos de proteção de dados, uma abordagem multidisciplinar e multisetorial, com base em princípios éticos, medidas educacionais, soluções tecnológicas e estratégias mercadológicas, que colocam o ser humano no centro da questão, parece ser ideal para minimizar os riscos e potencializar os benefícios da utilização desses sistemas.

Palavras-chave: inteligência artificial, sistemas de recomendação; perfilamento; decisões automatizadas; direitos humanos; proteção de dados.

Abstract

Recommender systems are artificial intelligence tools for filtering information that seek to improve the individual online experience by recommending personalized items, based on preferences, behaviours and interests extracted from user's data. Although potentially beneficial, the current implementation of these systems creates risks to human rights.

Supported by an analysis of international legal doctrine, this work intends to seek possible solutions and strategies to mitigate the harmful effects caused by recommendation systems, mainly in terms of privacy violations, decreased autonomy, manipulation, impairment of democratic processes and discrimination.

In this complex environment, in addition to legal regulation in terms of data protection, a multidisciplinary and multisectoral approach, based on ethical principles, educational measures, technological solutions and marketing strategies, which place the human being at the centre of the issue, seems to be ideal for minimize risks and enhance the benefits of using these systems.

Keywords: artificial intelligence; recommender systems; profiling; automated decision-making; human rights; data protection.

Sumário

Introdução	13
Capítulo 1 – O uso de Inteligência Artificial para recomendação de conteúdo.....	15
1.1) O que são sistemas de recomendação?.....	16
1.2) Modelos de sistemas de recomendação.....	18
1.3) Monitoramento de comportamentos, criação de perfis e direcionamento automatizado de recomendações	20
1.4) Conclusões do capítulo.....	23
Capítulo 2 – O impacto dos sistemas de recomendação nos direitos humanos	24
2.1 Privacidade e Proteção de Dados	24
2.2) Diminuição da Autonomia Individual.....	26
2.3) Manipulação e enfraquecimento do processo democrático.....	29
2.4) Discriminação (<i>bias</i>)	32
2.5) Opacidade algorítmica.....	34
2.6) Conclusões do capítulo.....	35
Capítulo 3 – Possíveis soluções para os problemas associados aos sistemas de recomendação	37
3.1) Regulação legal	37
3.2) Para além do Direito.....	45
Conclusão.....	52
Bibliografia	54

Lista de siglas e abreviaturas (Glossário)

AM – Aprendizado de Máquina

CE – Comissão Europeia

DH – Direitos Humanos

EDPS – *European Data Protection Supervisor* (Autoridade Europeia para a Proteção de Dados)

GPAN IA – Grupo de Peritos de Alto Nível sobre a Inteligência Artificial

IA – Inteligência Artificial

IOT – *Internet of Things* (Internet das Coisas)

OCDE - Organização de Cooperação e de Desenvolvimento Econômicos

RGPD – Regulamento Geral de Proteção de Dados

SR – Sistemas de Recomendação

UNICEF – Fundo das Nações Unidas para a Infância

WP29 – *Article 29 Data Protection Working Party* (Grupo de Trabalho do Artigo 29º sobre a Proteção de Dados)

Introdução

De acordo com a CE, a IA, em rápida e constante evolução, é uma das tecnologias mais importantes da economia baseada em dados.¹ Como consequência, técnicas de IA são utilizadas para otimizar a experiência online, por exemplo, por meio de sistemas de recomendação. Essa ferramenta é uma forma de filtragem de informações utilizada para recomendar itens personalizados para usuários de plataformas digitais, de acordo com perfis comportamentais criados a partir de suas características, interesses e necessidades extraídas da análise de seus dados.

No atual mundo hiperconectado, os sistemas de recomendação são uma das aplicações mais difundidas e eficazes da IA, sendo essenciais para o funcionamento de grandes empresas de tecnologia, como empreendimentos de *e-commerce* (*Amazon* e *eBay*), provedores de conteúdo digital e *streaming* (*Netflix*, *Spotify* e *YouTube*) e até redes sociais (*Facebook* e *Instagram*).² Mesmo quando não estamos totalmente cientes de sua presença, essa tecnologia onipresente já molda nossos comportamentos e escolhas, tratando dados pessoais fornecidos ou inferidos de nossos comportamentos e gostos para prever e recomendar itens personalizados que possam ser de nosso interesse.

Apesar dos benefícios e comodidade trazidos pelos SR, esta ferramenta traz questões éticas e riscos significativos para as pessoas, pois pode reduzir a autonomia individual, manipular comportamentos, recomendar itens discriminatórios, ser baseados em processamento ilegal de dados, o que viola a privacidade e a proteção de dados, e ainda desenvolvidos em desacordo com princípios de transparência e explicabilidade. Devido à sobrecarga de informações e lucros gerados para seus provedores, é provável que esses sistemas sejam ainda mais implementados nos próximos anos.

O presente trabalho visa, então, tratar dos riscos associados à utilização de sistemas de recomendação na era digital, propondo possíveis soluções e mitigações. E, com esse fito, tomam-se por referência os DH, enquanto expressão universal de dimensões fundamentais do ser humano e que se concretizam em meios e procedimentos reconhecidos pelo Direito Internacional para contestar as ações dos atores mais poderosos, como Estados e empresas. Para isso, recorreu-se a uma profunda pesquisa jurídica em fontes de informação vinculada ao

¹ Comissão Europeia (2020, 1).

² SAHU, SINGH (2019, 1).

tema, vindas da Doutrina, instituições europeias e organizações internacionais, além de artigos técnicos que auxiliaram no entendimento da tecnologia, objeto deste estudo.

Primeiramente, o capítulo 1 fará uma breve introdução a respeito dos sistemas de recomendação baseados em IA para entendermos seus benefícios, modelos, forma de funcionamento e processos desempenhados. Em seguida, o capítulo 2 abordará alguns dos impactos desses sistemas nos direitos humanos, lidando, por exemplo, com questões vinculadas à proteção de dados, autonomia, não-discriminação e processo democrático. Por fim, o capítulo 3 analisará possíveis soluções para os problemas ético-jurídicos gerados pela implementação de SR, o que inclui o Direito, principalmente a regulação de proteção de dados, mas também propostas alternativas vindas da ética, da sociedade, do setor privado e da própria tecnologia.

Logo, o estudo pretende reconstruir o debate e trazer novos *insights* de como sistemas de recomendação operam e impactam nossas vidas por meio de influências sutis que moldam nossos comportamentos, interesses e gostos. Para isso, será necessária uma abordagem jurídica, mas também interdisciplinar, para que seja possível compreender suas problemáticas e, assim, sugerir soluções. O objetivo principal não é esgotar o tema, mas conscientizar sobre o impacto e os riscos potenciais desses sistemas, estabelecendo, ao fim, diretrizes éticas e legais a serem implementadas por diferentes campos da sociedade.

Capítulo 1 – O uso de Inteligência Artificial para recomendação de conteúdo

Com a crescente evolução tecnológica e o aumento de dispositivos conectados à internet, vivemos em um mundo hiperconectado capaz de produzir fluxos informacionais em quantidade e velocidade antes nunca imaginados, onde os dados tornaram-se ativo econômico.³ Diante desta enorme disponibilidade de dados online (*big data*),⁴ decisões, antes feitas por seres humanos, foram delegadas para algoritmos de inteligência artificial que influenciam e até mesmo decidem sobre a vida das pessoas.⁵

Em poucas palavras, a IA é uma tecnologia composta por dados, algoritmos e poder computacional, considerada uma das ferramentas mais importantes na atual economia de dados.⁶ Apesar de ainda não existir consenso sobre sua definição, é entendida um campo interdisciplinar de estudo, abrangendo diferentes técnicas, como é o caso do aprendizado de máquina (*machine learning*), em que os algoritmos “aprendem” a partir de dados de treinamento para fornecer resultados otimizados,⁷ muitas vezes não previstos ou explicáveis pelos seus programadores.

Desta forma, em um cenário de sobrecarga de informações (*information overload*), o indivíduo enfrenta dificuldades no que tange a tomada de decisões na internet e a descoberta de itens compatíveis com as particularidades e gostos individuais. Nesse contexto, os sistemas de recomendação, criados a partir de técnicas de IA, surgem como uma solução tecnológica para uma melhor experiência online ao auxiliar na identificação de itens potencialmente interessantes para cada usuário.⁸

Essas modernas tecnologias digitais estão sendo usadas por grandes empresas de tecnologia (*big tech*)⁹ para coletar, processar, utilizar e compartilhar dados de milhões de pessoas para discernir padrões, prever comportamentos prováveis e direcionar recomendações de conteúdo,

³ BIONI (2019a).

⁴ *Big Data* são grandes conjuntos complexos de dados criados como consequência da coleta massiva de dados que se tornou possível graças à presença (onipresente) de dispositivos e sensores ligados a objetivos da vida cotidiana e ao número crescente de pessoas conectadas à internet e a essas tecnologias. Atualmente, este conjunto de dados está sendo caracterizado por 6 Vs: volume, variedade, velocidade, veracidade, variabilidade e valor; Access Now (2018, 8); Instituto de Tecnologia e Sociedade do Rio de Janeiro – ITS-Rio (2016, 9); ALMOHSEN, KADHIM (2015, 1553).

⁵ MITTELSTADT *et al.* (2016, 1).

⁶ Comissão Europeia (Fev. 2020, 1-2).

⁷ Access Now (2018, 08-09).

⁸ FELFERNIG, FRIEDRICH, SCHMIDT-THIEME (2007, 18).

⁹ *Big Tech* é o termo utilizado para designar as grandes empresas de tecnologia, como *Google, Apple, Facebook, Amazon e Microsoft* (GAFAM), detentoras de grande poder de influência sobre as pessoas. São também chamadas de *Big Five*; Computer Language Encyclopedia. Disponível em: <https://www.computerlanguage.com/results.php?definition=Big+Tech>, consult. em 17/Jan/2021.

produtos e serviços específicos para determinados indivíduos-alvo de acordo com seus gostos, necessidades, interesses e motivações.¹⁰ Esse direcionamento (*microtargeting*) de recomendações é possível principalmente em razão da criação automatizada de perfis (*profiling*) a partir dos dados fornecidos pelos usuários ou coletados por técnicas de rastreamento (*tracking technologies*),¹¹ como passaremos a analisar.

1.1) O que são sistemas de recomendação?

O crescimento da internet como meio para transações comerciais, conjuntamente com uso de técnicas sofisticadas de IA para análise da enorme disponibilidade de dados, serviu como catalisador para a criação dos primeiros sistemas de recomendação a partir dos anos 1990.¹² Tais tecnologias foram aplicadas pela primeira vez no e-commerce para auxiliar no problema de sobrecarga de informações, mas expandiram-se para outras áreas personalizáveis. Atualmente, os SR são um recurso indispensável em sites e plataformas digitais,¹³ como *Amazon, YouTube, Google, Netflix, Spotify, Facebook, LinkedIn*, dentre muitos outros.

Essas ferramentas são uma espécie de sistema de filtragem de informações baseado em algoritmos de inteligência artificial, cuja função principal é a de fornecer recomendações personalizadas, relacionadas às preferências, gostos, necessidades e hábitos pessoais do indivíduo-alvo.¹⁴ Em outras palavras, os sistemas de recomendação auxiliam os usuários na identificação de produtos ou serviços que lhe sejam relevantes, especialmente em situações em que a quantidade e a complexidade das ofertas superam a capacidade de um usuário encontrá-las e tomar uma decisão por si só.¹⁵

Assim, a partir de IA, principalmente aprendizado de máquina, esses sistemas aprendem sobre comportamentos e padrões anteriores dos usuários para prever preferências atuais e, então, recomendar itens específicos.¹⁶ Nessas ferramentas, a entidade para qual a recomendação é direcionada é chamada de “usuário”, enquanto o resultado recomendado é chamado de “item”, o que pode incluir uma diversidade de conteúdos, produtos ou serviços.¹⁷ Desta forma, a partir de diferentes fontes de dados, como histórico de compras e de busca,

¹⁰ EBERS (2019, 4).

¹¹ *Ib.* 4-5.

¹² AGGARWAL (2016, xvii).

¹³ ZHANG, LU, JIN (2020, 2).

¹⁴ MAZEH, SHMUELI (2020, 1); KANOJE, GIRASE, MUKHOPADHYAY (2015, 1).

¹⁵ FELFERNIG, FRIEDRICH, SCHMIDT-THIEME (2007, 18).

¹⁶ ZHANG, LU, JIN (2020, 1).

¹⁷ AGGARWAL (2016, 4-8).

feedbacks de avaliações e o próprio comportamento nas plataformas, inferências sobre os interesses dos usuários são feitas para lhe indicar itens de provável interesse.¹⁸

Da perspectiva das plataformas e empresas que fornecem os sistemas de recomendação, o principal objetivo a ser alcançado pela utilização desta ferramenta é o aumento de lucros, seja por meio do crescimento do tempo de atenção do usuário, do número de vendas de produtos e serviços ou até mesmo atração de novos usuários (e, conseqüentemente, mais dados para alimentar o sistema). Para atingir tal finalidade, os sistemas de recomendação enquadram-se em padrões operacionais e técnicos de relevância, novidade, serendipidade e diversidades dos itens recomendados.¹⁹

Mesmo quando os usuários não possuem ciência de sua utilização, os sistemas de recomendação já moldam nosso dia a dia, principalmente nas áreas de *e-commerce* e moderação de conteúdo em plataformas de mídia social.²⁰ Indicações como “pessoas que você talvez conheça” do *Facebook*, “outros filmes que você possa gostar” do *Netflix*, “vídeos recomendados” do *YouTube* e até “clientes que visualizaram este item, também visualizaram” da *Amazon*, são exemplos claros de como essa ferramenta já domina nossas escolhas, desde filmes, vídeos, músicas, notícias a amigos em mídias sociais.

Nesse sentido, os algoritmos de recomendação são implementados em plataformas e lojas online, sendo considerados uma das principais tecnologias habilitadoras do *e-commerce*.²¹ Porém, sua aplicação crescente já abrange maiores complexidades e contextos mais sensíveis, como é o caso dos sistemas que fornecem indicações de turismo, rotas e hospedagem, alertas de vagas de trabalho e até mesmo recomendações de bem-estar e hábitos mais saudáveis. Ainda, os sistemas de recomendação são ferramentas valiosas no domínio da IoT,²² uma vez que auxiliam na identificação eficiente de artefatos relevantes.²³

Desta forma, no cenário de infraestrutura IoT, o ST não precisa depender apenas das preferências do usuário, mas considera também fontes diversas de dados. Por exemplo, recomendações de alimentos baseadas na disponibilidade de itens em uma geladeira inteligente e em informações extraídas de aplicativos de saúde ligados a *wearables*, como batimentos

¹⁸ *Ib.* 1.

¹⁹ *Ib.* 3-4.

²⁰ *Ib.* 4-8.

²¹ FELFERNIG, FRIEDRICH, SCHMIDT-THIEME (2007, 18).

²² De acordo com Relatório da OCDE, a IoT inclui todos os dispositivos e objetos cujo estado pode ser alterado pela internet, com ou sem envolvimento ativo de indivíduos, excluindo, porém, *laptops*, *tablets* e *smarphones*, considerados parte da “internet tradicional”; OECD (2018,10).

²³ FELFERNIG *et al.* (2018, 285).

cardíacos, dieta pessoal, informação de consumo alimentar nos últimos dias e histórico de prática esportiva.²⁴

Esta enorme disponibilidade de dados presentes em dispositivos de IoT possibilita a compreensão mais profunda das preferências e comportamentos do usuário, o que aumenta a qualidade de predição dos algoritmos de recomendação.²⁵ Ademais, com os avanços de poder computacional e algorítmico, principalmente por meio de aprendizagem de máquina, os algoritmos de recomendação tornam-se cada vez mais eficazes, já que conseguem aprender a partir da análise dos dados comportamentais do usuário.

1.2) Modelos de sistemas de recomendação

Atualmente, diferentes modelos de aprendizagem são utilizados nos sistemas de recomendação. Os mais frequentes são os métodos de filtragem colaborativa (*collaborative-filtering*), baseados no conteúdo (*content-based*) e baseados no conhecimento (*knowledge-based*), apesar de existirem também modelos híbridos, que misturam diferentes abordagens, e especializados, projetados para contextos e domínios específicos.²⁶ Cada um destes modelos possui pontos fortes e fracos, o que faz com que cada SR opte pelo método que mais lhe adequue, de acordo com os dados de entrada (*input*) e os objetivos esperados.²⁷

Em resumo, os sistemas de filtragem colaborativa baseiam-se nos dados de usuários terceiros para prever dados ausentes de um usuário específico, desde que os comportamentos passados sejam semelhantes.²⁸ Por exemplo, se dois clientes compraram e classificaram um determinado produto no passado da mesma forma, itens comprados e positivamente avaliados por apenas um deles podem ser recomendados para o outro.²⁹ Basicamente, as recomendações são feitas com base nas semelhanças entre as preferências de determinado indivíduo e os demais usuários do sistema.³⁰

Já no método baseado no conteúdo, este desempenha um papel primordial no processo de recomendação. A premissa básica é que os dados de interesse do usuário em determinado conteúdo, como avaliações e buscas frequentes, são combinados com as propriedades e

²⁴ Ib. 288.

²⁵ Ib. 288.

²⁶ AGGARWAL (2016, 8).

²⁷ Ib. 19.

²⁸ Ib. 2.

²⁹ FELFERNIG, FRIEDRICH, SCHMIDT-THIEME (2007, 18).

³⁰ NADEE (2016, 25).

atributos dos itens que eles classificaram ou acessaram no passado para criar seu perfil e, assim, fazer novas previsões e recomendações.³¹ Esses sistemas focam nas próprias classificações do usuário-alvo e nos atributos dos itens apreciados por ele, o que diminui as chances de indicações de itens não esperados ou fortuitos.³²

Uma estrutura diferente é a dos sistemas baseados em conhecimento, em que os próprios usuários especificam seus interesses, que são combinadas com dados adicionais da plataforma, como informações sobre itens, marketing e vendas.³³ Esse modelo é geralmente projetado para domínios altamente personalizados, principalmente quando os itens não são acessados com tanta frequência e os usuários desejam especificar seus requisitos de interesse, como seria o caso da aquisição de imóveis, serviços financeiros, automóveis ou computadores.³⁴

Modelo	Objetivo conceitual	Dado de entrada (input)
Colaborativo	Recomendações baseadas em abordagem colaborativa que mescla avaliações e ações individuais com as de terceiros.	Avaliações do usuário + avaliações da comunidade.
Baseado no conteúdo	Recomendações baseadas no conteúdo (atributos) de itens que o usuário anteriormente aprovou em suas ações e avaliações.	Avaliações do usuário + atributos dos itens.
Baseado em conhecimento	Recomendações baseadas em especificações explícitas do conteúdo que o usuário deseja obter.	Especificações do usuário + atributos dos itens + conhecimento do domínio em questão.

Tabela 1- Os três principais métodos básicos utilizados em sistemas de recomendação³⁵

Conforme a tabela acima, diferentemente dos modelos baseados em conteúdo e filtragem colaborativa, estruturados em dados históricos, o método baseado em conhecimento se funda em orientações diretas fornecidas pelos usuários, que detém maior controle sobre o processo, o que permite maior customização das recomendações.³⁶

Ao conjugar essas variadas abordagens, utilizando diferentes fontes de dados e de poder algorítmico de vários tipos de SR, sistemas híbridos tentam aproveitar vantagens de cada uma delas para criar um modelo com maior robustez geral para inferir preferências individuais.³⁷

³¹ AGGARWAL (2016, 2 e 163).

³² *Ib.* 139.

³³ AGGARWAL (2016, 2 e 18); FELFERNIG, FRIEDRICH, SCHMIDT-THIEME (2007, 18-19).

³⁴ AGGARWAL (2016, 15, 168 e 195).

³⁵ *Ib.* 169.

³⁶ *Ib.* 168.

³⁷ *Ib.* 199 e 221.

Ainda, em alguns domínios, diferentes informações contextuais, como dados sociais, temporais ou de localização, são levados em consideração ao fazer recomendações, o que pode aumentar a eficácia do sistema.³⁸

Nos últimos anos, sistemas de recomendação foram integrados em diferentes cenários, como em ferramentas de publicidade computacional e mecanismos de busca. principalmente porque ambos os domínios se tornaram igualmente personalizados.³⁹ Em outras palavras, páginas de busca, como o *Google*, e serviços de propaganda automatizada, como *Google Ads* e *Facebook Ads*, são hoje baseados em dados e interesses pessoais do usuário, de forma a lhe direcionar, respectivamente, resultados de busca e publicidade personalizados.⁴⁰ Esse cenário evidencia o papel primordial que a identificação do usuário e posterior personalização assumem para o bom desempenho dos sistemas de recomendação na atualidade, como passaremos a analisar.

1.3) Monitoramento de comportamentos, criação de perfis e direcionamento automatizado de recomendações

Em regra, o envio de recomendações por SR é baseado nos padrões definidos no perfil do usuário ou do grupo de usuários, o que torna a personalização ou perfilamento (*profiling*) um dos principais elementos das tecnologias de recomendação, uma vez que dão acesso às informações relevantes do usuário para auxiliar na classificação e ranqueamento de itens de acordo com os interesses individuais.⁴¹

Em poucas palavras, o perfil é um conjunto de dados pessoais relativos a um determinado indivíduo, explicitamente fornecidos ou implicitamente inferidos de seus comportamentos online, que, após processados, podem descrever características, interesses, necessidades e preferências pessoais.⁴² Nesse sentido também está o art. 4º (4) do RGPD, que define o *profiling* como uma forma de tratamento automatizado de dados pessoais que envolve o uso desses dados para analisar ou prever aspectos relacionados com características de um determinado indivíduo, como desempenho profissional, situação econômica, saúde, preferências pessoais, interesses, fiabilidade, comportamento, localização ou deslocamentos.

³⁸ Ib. 225-226.

³⁹ Ib. 309, 342 e 440.

⁴⁰ FAYYAZ *et al.* (2020, 11).

⁴¹ KANOJE, GIRASE, MUKHOPADHYAY (2015, 1).

⁴² LUO *et al.* (2014, 245).

Desta forma, a maioria dos sistemas de recomendação precisa definir um perfil ou modelo de usuário para identificar suas necessidades e, a partir delas, indicar conteúdo relevante.⁴³ Os itens disponíveis, em uma gama de opções, são classificados e ranqueados para os indivíduos de acordo com seu perfil, que reflete os interesses expressos ou inferidos das análises de dados.⁴⁴ Uma vez que a criação de perfis afeta o desempenho dos sistemas de recomendação, essa etapa deve representar os interesses contemporâneos dos usuários de forma precisa e eficaz.⁴⁵

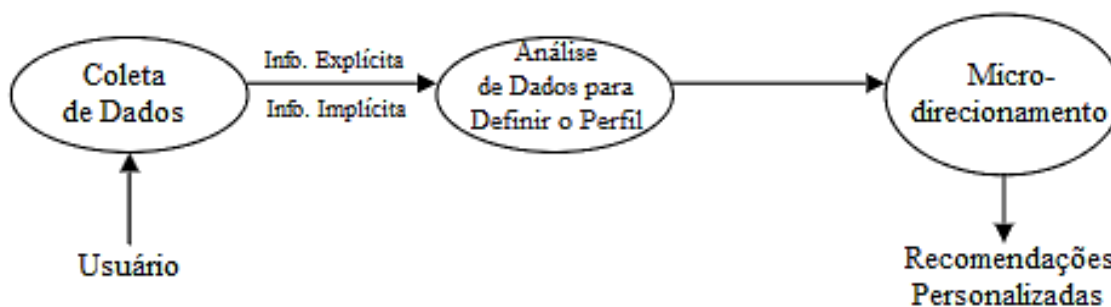


Figura 1- Visão geral da personalização baseada em perfil de usuário para recomendar conteúdo⁴⁶

Apesar da definição de perfis em SR variar de acordo com o modelo algorítmico escolhido, em geral, o processo de personalização de recomendação envolve três etapas principais: (a) coleta de dados pessoais do usuário (explícita ou implicitamente); (b) análise de dados para representação e definição do perfil; (c) utilização do perfil baseado em dados pessoais para oferecimento de serviços e produtos personalizados e direcionados.⁴⁷

a. Coleta de dados dos usuários (explícita ou implicitamente)

A primeira etapa de personalização envolve a identificação única do usuário e posterior coleta de suas informações, já que, para recomendar itens relevantes ou necessários, os sistemas precisam conhecer o usuário-alvo. Os dados podem ser explicitamente fornecidos ou inferidos por análises algorítmicas em técnicas de rastreamento, o que é conhecido, respectivamente, como *feedback* explícito e implícito.⁴⁸

Quando os dados são obtidos explicitamente, as informações são fornecidas pelos próprios usuários em formulário de registro, questionários, *feedbacks* de classificação ou por meio de

⁴³ NADEE, (2016, 15).

⁴⁴ MAZEH, SHMUELI (2020, 1).

⁴⁵ NADEE (2016, 16).

⁴⁶ GAUCH *et al.* (2007, 56).

⁴⁷ *Ib.* 56.

⁴⁸ GAUCH *et al.* (2007, 54-63); NADEE (2016, 20-24).

rastreio de consultas, por exemplo. Nesse âmbito, incluem-se indicações de interesses e preferências (como tópicos de interesse e marcas de preferência), informações demográficas (como gênero, idade, endereço e profissão) e opiniões (como comentários e avaliações). Apesar de sua efetividade, a coleta de informações explícita requer a atuação proativa do usuário em fornecer suas informações ou mesmo informações acuradas.⁴⁹

Por isso, informações implícitas dos usuários são frequentemente coletadas, extraídas de seu comportamento online para inferir suas preferências, necessidades e gostos, o que é feito geralmente de forma automatizada por técnicas de IA. Esses dados podem ser recolhidos, por exemplo, por meio do monitoramento de cliques, *logs* de uso da web, histórico de navegação, *browser agents* e registro de compras,⁵⁰ o que requer o rastreamento do comportamento do usuário online (*behavioural tracking*), por exemplo, por meio do armazenamento de testemunhos de conexão (*cookies*) ou dispositivos análogos nos equipamentos terminais.⁵¹

b. Análise de dados para construção e representação do perfil do usuário

Após a coleta de dados, os perfis podem ser construídos a partir de diferentes modelos algorítmicos para tratamento automatizado dos dados pessoais, baseados na representação do perfil, que é a conversão dos dados obtidos em regras de associação, rede semântica, palavras-chaves, etiquetas (*tags*) ou conceitos, vinculando os usuários aos itens recomendáveis.⁵²

Desta forma, o perfil pode ser definido manualmente pelos próprios usuários ou por especialistas, mas técnicas automatizadas de IA, como o aprendizado de máquina, são majoritariamente utilizadas devido aos maiores níveis de eficiência.⁵³ No caso da coleta implícita de dados, tais processos automatizados são ainda mais essenciais para prever e inferir certos padrões de gostos e de características pessoais dos dados de comportamento monitorados.⁵⁴

c. Exploração dos dados dos usuários em perfis para filtragem e posterior recomendação de conteúdo personalizado

Com o perfil definido, ele é usado para direcionar recomendações de conteúdo, produtos e serviços personalizados para o usuário-alvo, de acordo com seus dados de interesse, gostos e

⁴⁹ NADEE, (2016, 20-21).

⁵⁰ GAUCH *et al.* (2007, 54-63); NADEE (2016, 20-24).

⁵¹ SHULGA-MORKAYA. (2019, 08).

⁵² GAUCH *et al.* (2007, 73).

⁵³ *Ib.* 73.

⁵⁴ EBERS (2019, 29).

preferências,⁵⁵ explícita ou implicitamente obtidos nas etapas anteriores. Esse direcionamento de conteúdo é conhecido como *behavioural microtargeting* ou microdirecionamento de comportamento.

1.4) Conclusões do capítulo

Portanto, com a grande disponibilidade de dados pessoais na internet, os provedores de SR rastreiam as extensas e detalhadas pegadas digitais do usuário-alvo, o que permite que decisões automatizadas, baseadas em perfis criados algorítmicamente, sejam tomadas para direcionar as escolhas dos usuários. A partir de recomendações de conteúdo, produtos e serviços, os comportamentos individuais são orientados e moldados em determinada direção. Esse processo algorítmico de microdirecionamento comportamental é usado como uma estratégia de negócios promissora para publicidade, mas não se limita a ela.⁵⁶

Assim, os sistemas de recomendação são classificados como sistemas de filtragem de informações que auxiliam e orientam o processo de decisão online. Em outras palavras, por mais que a palavra final de seguir ou não a recomendação algorítmica seja do usuário, essa tecnologia busca direcionar ou guiar os processos de tomada de decisão individual de maneiras identificadas pelo algoritmo como “ótimo”, isto é, de acordo com os padrões do perfil automaticamente criado pelo sistema, oferecendo sugestões compatíveis.⁵⁷

Apesar dos claros benefícios proporcionados por esses sistemas, o que inclui maior conveniência, gerência do tempo, organização e acesso a informações potencialmente relevantes, o impacto da criação de perfis para análise preditiva de recomendações não é desprezível, já que o conhecimento criado é posteriormente usado para tomar decisões (automatizadas ou não) sobre uma pessoa ou grupo,⁵⁸ além de influenciá-la em determinada direção. O direcionamento de conteúdo em SR, por exemplo, pela criação do *feed* de notícias em determinada ordem em plataformas de mídias sociais ou até mesmo pela indicação de algum produto em sites de compra, pode interferir no comportamento real dos indivíduos, potencialmente gerando manipulação do ambiente online.⁵⁹ É o que se analisa no capítulo seguinte.

⁵⁵ Ib. 29.

⁵⁶ Ib. 29.

⁵⁷ YEUNG (2017, 121).

⁵⁸ European Data Protection Supervisor (2018, 9).

⁵⁹ Ib. 9.

Capítulo 2 – O impacto dos sistemas de recomendação nos direitos humanos

Dito isso, conforme previamente exposto, o processamento de *big data* por meio de técnicas sofisticadas de inteligência artificial para recomendar itens de interesse é responsável pela criação de inferências e previsões sobre o comportamento, gostos, preferências e decisões dos indivíduos, o que cria oportunidades para a tomada de decisão e criação de perfis discriminatórios, enviesados e invasivos da privacidade.⁶⁰ Em meio à sociedade de vigilância, esta coleta e análise de informações pessoais pelos SR, somadas às técnicas de definição de perfis e direcionamento de conteúdo personalizado, são potencialmente violadores de DH.⁶¹

Como os DH são também interdependentes e interrelacionados, a IA em sistemas de recomendação tem o potencial de afetar todos os direitos humanos reconhecidos internacionalmente. Ainda, por mais que as questões de direitos humanos afetadas pelos SR não sejam exclusivas de sua utilização, a capacidade desses sistemas de realizar tratamentos de grandes volumes de dados para inferir necessidades, gostos e interesses individuais, influenciando comportamentos e a tomada de decisão de indivíduos e sociedades, amplia o potencial de abusos aos direitos humanos em escala e escopo, principalmente em relação a populações marginalizadas.⁶²

2.1 Privacidade e Proteção de Dados

Em um mundo em que o fluxo de informações aumenta exponencialmente, ao mesmo tempo em que tecnologias mais potentes geram novas ameaças ao ser humano, o direito à privacidade ganhou novos contornos, para além da proteção da vida privada e do direito de estar só. As demandas que moldam o perfil da privacidade hoje são também relacionadas à informação pessoal, visto que a exposição indesejada de um indivíduo se dá com maior frequência por meio da exposição de seus dados pessoais, que nos identificam e indicam aspectos da nossa personalidade.⁶³

Por isso, questões relacionadas a privacidade e proteção de dados são um dos maiores desafios das tecnologias de recomendação,⁶⁴ já que esses sistemas necessitam de uma enorme quantidade de informações pessoais e de comportamento dos usuários para alcançar uma

⁶⁰ WATCHER, MITTELSTADT (2019, 1-2).

⁶¹ NISSENBAUM (2010, 83).

⁶² Access Now (2018, 18).

⁶³ DONEDA (2019, 21).

⁶⁴ MILANO, TADDEO, FLORIDI (2019, 8).

percepção profunda de suas preferências e, assim, prever itens de interesse.⁶⁵ Por isso, técnicas algorítmicas implementadas em SR para rastrear e coletar dados, criar perfis e direcionar recomendações representam preocupações significativas no que tange a privacidade e a proteção dos dados pessoais.⁶⁶

Riscos podem advir de diferentes operações impróprias, tanto internas como externas, a exemplo, respectivamente, da coleta ou compartilhamento de dados pessoais sem o conhecimento ou consentimento explícito do usuário e do vazamento de dados fruto de ataques *hackers* e falhas de segurança.⁶⁷ Tais preocupações são constantes, isto é, se mantêm durante todo o processo de tratamento de dados de sistemas de recomendação, desde a coleta até a criação de perfis.⁶⁸

Muitas empresas que utilizam SR já sofreram incidentes de segurança de dados, o que levou ao vazamento em grande escala de informações pessoais. Por exemplo, em março de 2015, a multinacional de *e-commerce* *eBay* foi atacada por *hackers* maliciosos, o que resultou na divulgação de 145 milhões de contas de usuário, incluindo nomes, endereços, dados de nascimento e senhas.⁶⁹ Vazamentos semelhantes ocorreram em 2018 e em 2019 com o *Facebook*, ocasionando também a exposição de milhões de usuários.⁷⁰ Essas informações vazadas, quando em mãos erradas, também podem ser usadas para fins maliciosos, como *phishing* ou engenharia social, o que leva a danos adicionais aos usuários.⁷¹

Além disso, é frequente que a coleta de dados, principalmente comportamentais, ocorra em ausência de consentimento informado efetivo, já que não é incomum de que esta solicitação venha escondida dentro de termos de uso, com os quais os usuários devem ler e concordar. No entanto, na maioria dos casos, as pessoas não leem efetivamente ou não entendem esses documentos, comumente longos e de difícil compreensão.⁷² Nos últimos anos, novas legislações de proteção de dados pessoais foram introduzidas, como o RGPD, com o intuito de dar maior controle aos indivíduos sobre seus dados pessoais, em uma tentativa de protegê-los mais intensamente, como será visto no próximo capítulo.

⁶⁵ QIN, LIU (2020, 2).

⁶⁶ KOBASA (2007, 628).

⁶⁷ MILANO, TADDEO, FLORIDI (2019, 8-9); QIN, LIU (2020, 2).

⁶⁸ PARASCHAKIS (2017, 215).

⁶⁹ QIN, LIU (2020, 2).

⁷⁰ Olhar Digital (2019).

⁷¹ PARASCHAKIS (2017, 212).

⁷² *Ib.* 211-212.

Ainda, como consequência do tratamento de dados de diferentes fontes por técnicas complexas de IA para análise preditiva, os sistemas de recomendação podem violar a privacidade dos usuários ao chegar a conclusões que revelam informações sigilosas, sensíveis ou ainda não reveladas. Por exemplo, após o cruzamento de dados, como histórico de compras, visitas ao site, informações demográficas e outras informações pessoais, a empresa de varejo *Target* identificou a gravidez de uma de suas clientes, antes mesmo do anúncio para a família, passando a enviar anúncios direcionados com itens de maternidade.⁷³

Nesse contexto, por mais que existam métodos de preservação da privacidade (*privacy-preservation methods*) inseríveis em sistemas de recomendação, eles ainda sofrem certa resistência já que diminuem a taxa de acurácia dos algoritmos.⁷⁴ Essas técnicas podem ser aplicadas tanto no momento da coleta como da publicação de dados, garantindo maior proteção à privacidade dos usuários, mas ainda demandam maior implementação pelas organizações.⁷⁵

2.2) Diminuição da Autonomia Individual

Para a maioria das teorias sobre autonomia humana, esta requer duas condições: (i) liberdade – independência de influências controladoras externas; e (ii) ação – capacidade de agir e decidir intencionalmente.⁷⁶ Quando informações sobre nós são usadas para influenciar nossas decisões, mais do que a afetação dos nossos interesses há uma ameaça a própria autonomia.

Por isso, a utilização de dados pessoais para influenciar a tomada de decisões por indicações de SR pode representar uma ameaça à autodeterminação e à autonomia individual dos usuários,⁷⁷ explorando os processos de arquitetura de escolha,⁷⁸ por exemplo, empurrando-os em uma direção específica, tentando “viciá-los” em algum tipo de conteúdo ou limitando a gama de opções às quais estão expostos.⁷⁹

Inicialmente, principalmente em SR de filtragem colaborativa, a definição do perfil pode interferir na experiência de criação da identidade pessoal do indivíduo. Isso acontece porque o

⁷³ DUHIGG (2012) – *How Companies Learn Your Secrets*. The New York Times Magazine. Publicado em 16/Fev/2012. Disponível em: <https://www.nytimes.com/2012/02/19/magazine/shopping-habits.html>. Acesso em 26/01/2021.

⁷⁴ AGGARWAL (2016, 432).

⁷⁵ *Ib.* 446.

⁷⁶ VARSHNEY (2020, 1).

⁷⁷ SUSSER, ROESSLER, NISENBAUM (2019, 3).

⁷⁸ Arquitetura de escolha é parte da economia comportamental e pode ser definida como as possibilidades de *design* em que as opções podem ser apresentadas aos usuários. Desta forma, o *design* pode moldar os processos de tomada de decisão dos usuários de maneira significativa, por exemplo, apresentando opções de formas específicas, limitando o número de opções ou inserindo opções pré-selecionadas (*by default*); LANZING (2019, 551-552).

⁷⁹ MILANO, TADDEO, FLORIDI (2019, 10).

modelo de recomendação é continuamente reconfigurado com base em novos dados obtidos pela interação na plataforma de outros usuários, com padrões prévios semelhantes ao indivíduo-alvo. Desta forma, a “rotulagem” usada pelo sistema para categorizar o usuário pode não corresponder aos atributos ou categorias sociais com as quais se identifica.⁸⁰

Ainda, a partir da disponibilidade de dados criada pelo ambiente de *big data*, os provedores de SR restringem a autonomia de seus usuários ao gerar conclusões sobre seus gostos, atributos e comportamento, enquadrando-os em perfis de acordo com essas conclusões, de forma a prever e inferir interesses assemelhados, informações demográficas, comportamentos futuros e outras características, inclusive sensíveis, como dados de saúde e opinião política.⁸¹

De fato, é claro que os “cutucões” ou “empurrãozinhos” (*nudge*)⁸² dados pelos sistemas de recomendação no processo de escolha dos indivíduos podem representar benefícios, uma vez que filtram opções irrelevantes para o usuário, servindo de apoio para tomada de decisão.⁸³ Porém, tais práticas, que nasceram da psicologia cognitiva,⁸⁴ são questionáveis, quando persuasivos, e até mesmo apresentar efeitos negativos quando manipulativos e coercitivos.⁸⁵

Desta forma, a extensa coleta de dados pessoais em sistemas de recomendação não é só preocupante em termos de privacidade, mas também pela forma particular como esses dados são usados para moldar a tomada de decisão individual, principalmente quando isso é feito para servir os interesses de grandes empresas,⁸⁶ ao orientar a tomada de decisões para que sejam lucrativas ou interessantes para os provedores.⁸⁷

⁸⁰ Ib. 10.

⁸¹ PAN (2016, 254).

⁸² *Nudge* (“empurrãozinho”) é qualquer aspecto da arquitetura de escolha capaz de alterar o comportamento das pessoas de forma previsível, sem proibir quaisquer opções ou alterar significativamente seus incentivos econômicos. Por isso, idealmente, *nudges* não são obrigações e devem ser facilmente evitáveis. Por exemplo, em um supermercado, colocar frutas ao nível dos olhos dos consumidores é considerado um “empurrãozinho”, banir *fast food* não. Por isso, para Cass Sunstein, um *nudge* orienta as pessoas para uma determinada direção, mas permite que elas sigam suas próprias direções, como uma recomendação ou um aviso; THALER, SUNSTEIN (2008, 6); SUNSTEIN, (2016, 20).

⁸³ MILANO, TADDEO, FLORIDI (2019, 10).

⁸⁴ A psicologia cognitiva busca entender o processo de tomada de decisões dos seres humanos, encontrando divergências consideráveis entre o modelo de sujeito racional (defendido por algumas áreas da microeconomia) e como os indivíduos realmente tomam decisões. De forma crítica, o ideal de sujeito racional, capaz de tomar decisões ótimas, não se verifica na prática, visto que muitas escolhas individuais ocorrem de forma subconsciente, passiva e irrefletida, o que permite que este processo de decisão individual seja influenciado por diversos fatores, explorados pelas diferentes técnicas da psicologia cognitiva; YEUNG (2017, 120); CHEN *et al.* (2013, 1-7).

⁸⁵ MILANO, TADDEO, FLORIDI (2019, 10).

⁸⁶ YEUNG (2017, 119).

⁸⁷ LANZING (2019, 565).

Sistemas de recomendação podem ser explorados, por exemplo, para indicar produtos em excesso ou prestes a vencer, podendo, inclusive, ser classificados como “mais vendidos” de forma enganosa para direcionar certo estoque indesejado, mesmo que as indicações não necessariamente atendem às necessidades do usuário. De forma semelhante, categorias de recomendação privilegiadas ou posições de alta visibilidade podem ser facilmente preenchidas com conteúdo pago ou patrocinado,⁸⁸ como é o caso dos primeiros resultados do motor de busca do *Google*.⁸⁹

Assim, as recomendações de SR podem deliberadamente contornar o processo de tomada de decisão racional dos indivíduos, explorando suas irracionalidades cognitivas e vulnerabilidades, o que potencialmente viola a ideia dos humanos como seres autônomos e racionais, capazes de autonomamente decidir sobre suas próprias questões.

Ademais, na era do *Big Data*, o *nudge* é intensificado como um mecanismo de influência extremamente poderoso, discreto e ágil, fornecendo ao usuário um ambiente de escolha altamente personalizado, o que faz com que alguns pesquisadores utilizem o termo *hypernudge*.⁹⁰ Em outras palavras, alimentados por dados em tempo real em um contexto de alto monitoramento, os algoritmos criam arquiteturas de escolha personalizadas com o objetivo de estimular os usuários a alterar seu comportamento em determinada direção.⁹¹

Quando pensamos nos anúncios personalizados em mídias sociais, como *Facebook* e *Instagram*, essas recomendações são construídas em tempo real com base no próprio comportamento do usuário, mas podem também basear-se no comportamento de pessoas que compartilham das mesmas opiniões, estilos de vida e interesses do usuário-alvo. O mesmo acontece em aplicativos de recomendação de rotas de transporte, a exemplo do *Google Maps*, que atualiza e sugere o itinerário em tempo real, coletando as informações de localização de outros usuários, assim como dados de tráfego.⁹²

Ao constantemente configurar e, assim, personalizar o contexto de escolha do usuário, em regra por meio de análise algorítmica de fluxos de dados de várias fontes para prever os hábitos, preferências e interesses do indivíduos-alvo, esses “cutucões” canalizam as escolhas dos usuários na direção selecionada pelo arquiteto de escolha por meio de processos que são sutis

⁸⁸ PARASCHAKIS (2017, 214).

⁸⁹ YEUNG (2017, 121).

⁹⁰ *Ib.* 122.

⁹¹ LANZING (2019, 550).

⁹² *Ib.* 554.

e discretos, mas extraordinariamente poderosos, explorando vulnerabilidades, características e vieses dos usuários.⁹³ Assim, a autonomia individual é afetada, uma vez que o processo de decisão é orientado ou otimizado por algoritmos que oferecem uma seleção personalizada com base no perfil construído a partir de informações pessoais coletadas a todo momento e de diferentes fontes.⁹⁴

Ainda, como o sistema baseia-se no monitoramento constante e no processamento de dados pessoais, eles são construídos para manter os usuários presos ou dependentes de suas recomendações, enviando lembretes, oferecendo prêmios e utilizando técnicas de aprisionamento, como reprodução automática, *feed* de notícias infinito e notificações de que “só há mais um produto disponível”. Por isso, há quem considere que os SR são como armadilhas, criadas para manter os usuários engajados, de forma a produzir mais dados que serão coletados e processados para alimentar o sistema,⁹⁵ em um processo que constantemente diminui a autonomia e autodeterminação dos usuários de maneira inconsciente.⁹⁶

2.3) Manipulação e enfraquecimento do processo democrático

A personalização em tempo real das arquiteturas de escolha de sistemas de recomendação, conforme visto no tópico anterior, requer a vigilância contínua dos usuários. Por mais que alguns setores da sociedade comemorem o aumento da personalização, em razão de sua conveniência, essas tecnologias levantam preocupações em relação a manipulação individual e da sociedade como um todo.⁹⁷

Nesse sentido, juntamente com o tratamento de dados pessoais, o uso de SR para impor intencionalmente uma influência oculta no comportamento de uma pessoa e em seu processo de tomada de decisão, explorando suas vulnerabilidades por meio do constante rastreamento comportamental e definição de perfis para direcionamento personalizado de recomendações, pode ser entendido como uma forma de manipulação online.⁹⁸

Essa tecnologia de filtragem de conteúdo é uma das ferramentas mais adequadas para facilitar influências manipulativas. Primeiramente, por meio da vigilância digital dos usuários, suas vulnerabilidades de tomada de decisão estão em constante foco, o que inclui emoções,

⁹³ Ib. 554.

⁹⁴ Ib.554.

⁹⁵ SEAYER (2019, 1).

⁹⁶ SUSSER, ROESSLER, NISENBAUM (2019, 13).

⁹⁷ LANZING (2019, 549).

⁹⁸ SUSSER, ROESSLER, NISENBAUM (2019, 6).

vieses cognitivos e realidades materiais. Ao analisar os padrões presentes nestes dados pessoais, extraídos do comportamento digital, os algoritmos de recomendação são capazes de detectar quando e como intervir para nos influenciar de forma mais eficaz.⁹⁹

Em muitos aspectos, o que os sistemas de recomendação proporcionam é incrível e algumas recomendações são, de fato, apropriadas e benéficas, apresentando novos produtos e serviços aos usuários, como novos hábitos, livros, filmes e bandas. Porém, a consequência pode ser também perturbadora quando encoraja indivíduos a estreitar seus horizontes ou alimenta apenas gostos já existentes em vez de permitir a formação de novos, o que pode ser ainda mais problemático para o domínio democrático, principalmente porque nem sempre estamos conscientes desta “filtragem”.¹⁰⁰

Nesse contexto, os sistemas de recomendação, como ferramenta de filtragem, podem reforçar a criação online de filtros-bolha (*filter bubbles*)¹⁰¹ e câmaras de eco (*echo chambers*), já que, após o tratamento automatizado de dados, promovem recomendações alinhadas aos gostos, opiniões e convicções de determinado usuário, isolando-o de abordagens distintas que desconhece, não concorda ou discorda.¹⁰² Como consequência, tais ambientes reforçam ideias pré-existentes, o que cria alto grau de fragmentação social e polarização entre grupos diversos.¹⁰³

Desta forma, há enorme prejuízo para o debate democrático na esfera pública, uma vez que as recomendações não são uniformes para todos, o que reforça a segregação entre os grupos e dificulta o entendimento mútuo, potencialmente levando ao extremismo e até mesmo ao ódio e à violência.¹⁰⁴ Assim, o declínio nas experiências comuns entre grupos distintos em conjunto com a filtragem cada vez mais personalizada podem comprometer o ideal democrático e a noção da internet como um fórum público de troca de ideias.¹⁰⁵

Nesse contexto, outra problemática é que a sobrecarga de informações torna o uso de mecanismos de filtragem e recomendação uma necessidade para a maioria das pessoas, o que

⁹⁹ *Ib.* 6.

¹⁰⁰ SUNSTEIN (2007, 21-22); SUNSTEIN (2017).

¹⁰¹ O conceito de filtros-bolha foi criado por Eli Pariser. Como consequência da utilização de técnicas de IA cada vez mais complexas para filtrar conteúdos, os usuários sujeitam-se a níveis crescentes de personalização, de acordo com seus gostos, necessidades e interesses pré-existentes. Desta forma, é criado uma espécie de segmentação, como se o indivíduo estivesse aprisionado em uma bolha, na qual apenas conteúdos compatíveis com seu perfil conseguem adentrar; PARISER (2011, 12-13); MAGRANI (2014, 118-122).

¹⁰² MILANO, TADDEO, FLORIDI (2019, 13).

¹⁰³ SUNSTEIN (2007, 44); SUNSTEIN, (2017, 114-115).

¹⁰⁴ SUNSTEIN (2007, 65-96); MAGRANI (2014, 126).

¹⁰⁵ SUNSTEIN (2007, 5, 21-22).

também facilita os vieses da confirmação (*confirmation bias*), isto é, a tendência humana de fazer escolhas que confirmam sua visão preexistente de mundo, negando ou ignorando argumentos que as desafiam.¹⁰⁶

Tais preocupações são ainda mais problemáticas quando as recomendações exacerbam posicionamentos duvidosos e informações não verificadas ou falsas. Por exemplo, recentemente, pesquisa revelou que, dos 500 vídeos classificados pelo *YouTube* como “mais relevantes” a respeito dos supostos tratamentos precoces para a Covid-19, não comprovados cientificamente em relação a sua eficácia, 490 propagavam conteúdo de desinformação,¹⁰⁷ o que posteriormente era reforçado e compartilhado organicamente pelos usuários que já acreditavam nestes mecanismos.

O mesmo ocorria com conteúdo falso ou enganoso sobre mudanças climáticas na referida plataforma de vídeo, impulsionados pelos algoritmos de recomendação, financiados por empresas interessadas.¹⁰⁸ Assim, por exemplo, se a crença de que “a terra é plana” faz com que usuários passem mais tempo no YouTube do que “a terra é redonda”, a recomendação dos algoritmos da plataforma, que maximiza o tempo e o comportamento online com os cliques dos usuários (engajamento), será provavelmente a favor da primeira teoria.¹⁰⁹

Nesse sentido, o constante reforço de opiniões, gostos e pensamentos pré-existentes dos usuários pelos SR, pode exacerbar também preconceitos, manifestações odiosas e a violência, como ocorreu no envolvimento dos algoritmos de recomendação do *Facebook* no genocídio em Mianmar em 2017. Nesse episódio, a circulação de postagens de discurso de ódio e desinformação contra a minoria étnica *Rohingya* foi facilitada pelo sistema de recomendação da plataforma para maximizar o engajamento proporcionado pelos discursos polarizados.¹¹⁰

Desta forma, ao reforçar filtros-bolhas e câmaras de eco, além do potencial de polarizar e segmentar indivíduos, os sistemas de recomendação podem ser ferramentas interessantes para manipular o comportamento dos indivíduos. Esse potencial manipulativo dos SR mostrou-se

¹⁰⁶ STRUCHINER, BRANDO. (2014, 173-179).

¹⁰⁷ O Globo. *Estudo aponta desinformação em vídeos no YouTube sobre o coronavírus*. Publicado em 21/Jan/2021. Disponível em: <https://blogs.oglobo.globo.com/sonar-a-escuta-das-redes/post/estudo-aponta-desinformacao-em-videos-no-youtube-sobre-o-coronavirus.html>. Acessado em 26/Jan/2021.

¹⁰⁸ BBC News Brasil. *YouTube promove vídeos com desinformação sobre mudanças climáticas, mostra estudo*. Publicado em 16/Jan/2020. Disponível em: <https://www.bbc.com/portuguese/geral-51111499>. Acessado em 26/Jan/2021.

¹⁰⁹ CHASLOT, GORBATAI (2016).

¹¹⁰ SAHU, SINGH (2019, 1-2); Diário de Notícias. *Facebook foi crucial no possível genocídio dos rohingya*. Publicado em 13/Mar/2018. Disponível em: <https://www.dn.pt/mundo/facebook-foi-crucial-no-possivel-genocidio-dos-rohingya-9182466.html>. Acesso em 26/Jan/2021.

ainda mais interessante para contextos sensíveis, como em processos democráticos, para influenciar e manipular não apenas usuários isoladamente, mas a sociedade como um todo, como ocorreu no escândalo da *Cambridge Analytica*,¹¹¹

Nesse sentido, ao direcionar itens de interesse para o usuário, essas ferramentas reforçam suas tendências, preconceitos e vieses, aprisionando-os em uma bolha de conteúdo e informações que alimenta seus posicionamentos. Por exemplo, estudo realizado sobre os dados do YouTube durante a eleição norte-americana de 2016 constatou que 80% dos vídeos recomendados favoreciam Trump, dos quais a maioria apresentava conteúdo falso ou não verificado.¹¹² Assim, a insuficiência de diversidade nos resultados recomendados dificulta que os indivíduos vivam fora de suas bolhas e, conseqüentemente, participem de debates públicos racionais, inclusive com pensamentos com os quais não concorda, exercitando a tolerância e diminuindo a polarização da sociedade.¹¹³

2.4) Discriminação (*bias*)

O processamento de dados pessoais e a definição de perfis por decisões automatizadas para enviar recomendações personalizadas para os indivíduos pode também ter efeitos discriminatórios, reforçando vieses, estigmas e estereótipos, principalmente em relação a grupos já marginalizados da sociedade, inclusive de forma não intencional.¹¹⁴ Como os SR são ferramentas baseadas em dados e técnicas de IA, os vieses discriminatórios podem ocorrer a nível de sistema ou de dados, principalmente dados de entrada (*input*).¹¹⁵

Em relação ao sistema, o enviesamento é potencialmente gerado a partir de correlações e conclusões de análise de dados equivocadas ou pela utilização de parâmetros tendenciosos. Neste último caso, por exemplo, o parâmetro de raça pode não ser diretamente inserido no sistema, mas utiliza-se de outro que indiretamente leva a conclusões de raça, como informações de residência. Já a nível de dados, os vieses advêm de diferentes causas, como utilização de dados que não são representativos da população alvo ou mesmo dados históricos imprecisos, já enviesados ou desatualizados.¹¹⁶

¹¹¹ SUSSER, ROESSLER, NISENBAUM (2019, 11).

¹¹² CHASLOT, GORBATAI (2016).

¹¹³ SAHU, SINGH (2019, 1-2).

¹¹⁴ Parlamento Europeu (2020, 37).

¹¹⁵ Access Now (2018, 12).

¹¹⁶ *Ib.* 12.

Desta forma, quando os dados de entrada dos SR não correspondem a diversidade social presente na sociedade, este desequilíbrio provavelmente ocasionará recomendações enviesadas para grupos específicos. Ainda, a partir dos dados gerados pela própria observação da interação do usuário com o SR (*feedback loop*), recomendações discriminatórias podem ser automaticamente criadas, reforçando vieses presentes na sociedade contra certos grupos minoritários.¹¹⁷

Dito isso, não há dúvidas de que, por meio da definição de perfis criados a partir de *big data*, é possível que os provedores de recomendação discriminem seus usuários com base em dados demográficos, como raça, sexo e idade, de forma velada e sutil. Por exemplo, os algoritmos de recomendação de propaganda do Facebook permitiam a segmentação étnica de usuários, o que possibilitava que organizações terceiras optassem por direcionar anúncios de oportunidades de moradia, crédito ou emprego de acordo com o grupo étnico, excluindo usuários com base em sua raça e etnia, principalmente afrodescendentes, hispânicos e asiáticos.¹¹⁸

Como já visto, os sistemas de recomendação podem ensejar a manipulação dos indivíduos, quando os interesses dos usuários não são priorizados, mas direcionados para atender aos objetivos dos próprios provedores de RS, como vender produtos em excesso ou mais caros.¹¹⁹ Outro exemplo de viés algoritmo prejudicial é a prática de discriminação de preços ou oportunidades, como a indicação de voos com preços mais altos para proprietários de *MacBook* ou até mesmo aumento automático dos preços de produtos recomendados quando o usuário não possui registro no site. Tal prática é ainda mais grave quando a discriminação é baseada em atributos sensíveis, como gênero, raça, religião e opinião política, que são fornecidos diretamente pelo usuário ou inferidos de outras informações disponíveis para o SR, a exemplo de recomendações de vagas de emprego com salários mais baixos para mulheres.¹²⁰

Ainda, os efeitos discriminatórios são também encontrados em outros domínios sensíveis, como na área da saúde. O uso de SR para fornecer sugestões de tratamento de pacientes de forma individualizada, tornando o aconselhamento médico mais especializado, também cria oportunidades de discriminação. Por exemplo, um sistema de recomendação pode ser projetado para recomendar diferentes tratamentos de acordo com o estado do seguro saúde do paciente ou o quanto ele é capaz de pagar, potencialmente negando cuidados essenciais a pessoas em

¹¹⁷ MILANO, TADDEO, FLORIDI (2019, 13).

¹¹⁸ PAN (2016, 252).

¹¹⁹ PARASCHAKIS (2016, 466).

¹²⁰ PARASCHAKIS (2017, 214-215).

razão de seu status socioeconômico. Desta forma, grupos marginalizados, que já sofrem de insuficiência de acesso a cuidados de saúde de qualidade, podem ser prejudicados por indicações enviesadas.¹²¹

2.5) Opacidade algorítmica

Após o exposto nos tópicos anteriores, apesar dos claros benefícios, é evidente que os sistemas de recomendação são também potencialmente danosos para os seres humanos, o que é agravado quando violações aos direitos humanos ocorrem em um contexto de pouca transparência e explicação sobre os processos envolvidos na criação de perfis e no efetivo envio de recomendações.

Como uma forma de aplicação de IA, as ferramentas de recomendação podem ser opacas para usuários, reguladores e até mesmo para os próprios projetistas do sistema, o que dificulta o questionamento dos conteúdos recomendados e os processos relacionados. Esta opacidade pode ser intencional (em razão de segredo industrial), resultante de analfabetismo técnico ou até mesmo fruto das características intrínsecas do sistema, como ocorre no contexto de aprendizado de máquina.¹²²

Um típico sistema de recomendação criado com IA funciona como uma “caixa-preta” (*black-box*),¹²³ já que a única parte visível para os usuários afetados é o resultado recomendado. Consequentemente, há escrutínio externo insuficiente desses sistemas, principalmente em relação a intensa influência que exercem sobre nós.¹²⁴ Neste cenário de opacidade, a coleta e o tratamento de dados ocorrem nos bastidores não revelados, o que dificulta o conhecimento sobre possíveis vieses algorítmicos, manipulações e as agendas políticas, econômicas, comerciais e culturais por trás dessas sugestões.¹²⁵ Dados incorretos, suposições imprecisas e modelos algoritmos defeituosos não podem ser corrigidos quando estão ocultos.¹²⁶

Em seus locais de trabalho e em suas próprias casas, os indivíduos são cada vez mais influenciados por SR que frequentemente mantêm seus métodos de coleta e análise de dados em segredo. Esses sistemas dependem de tratamento automatizado de dados para criar perfis e

¹²¹ Access Now (2018, 27).

¹²² Article 19; Privacy International (2018, 26).

¹²³ PASQUALE (2015).

¹²⁴ YEUNG (2017, 124).

¹²⁵ PARASCHAKIS (2016, 466).

¹²⁶ PASQUALE, F. (2015, 18).

direcionar sugestões de itens que podem ser equivocados, tendenciosos ou destrutivos.¹²⁷ Por isso, atualmente, discute-se a possibilidade de abrir a caixa preta dos algoritmos, tendência essa que enfrenta resistência de argumentos relacionados ao segredo industrial e desvantagens comerciais.¹²⁸

Porém, mesmo que as empresas responsáveis pela criação e utilização de SR desejassem explicar e justificar os processos tecnológicos envolvidos no envio de recomendações, tal explicação pode ser difícil na prática. Isso ocorre devido à complexidade matemática inerente aos algoritmos de inteligência artificial, o que dificulta a compreensão dos usuários. Ademais, algumas técnicas de IA, como o aprendizado de máquina, criam dificuldades de entendimento até mesmo para especialistas da área.¹²⁹

Desta forma, como as recomendações são formas de *nudge*, ainda mais intensas em contexto de *big data* (*hypernudge*), obtidas após o tratamento de dados pessoais e a criação de perfis, os usuários encontram-se em posição de assimetria informacional e de poder em relação aos provedores desses sistemas. A opacidade sobre quais valores e quem os direciona efetivamente em sistemas de recomendação impede que sejam projetados sistemas melhores, capazes de promover resultados socialmente preferíveis, além de melhorar o equilíbrio entre os interesses dos usuários e os demais atores envolvidos.¹³⁰

2.6) Conclusões do capítulo

Em razão da progressiva disponibilidade de dados e da conseqüente sobrecarga de informações no ambiente digital, há a tendência de que os sistemas de recomendação sejam ainda mais implementados e utilizados nos próximos anos. Essa ferramenta, que molda a experiência individual e as interações sociais nos ambientes digitais,¹³¹ é frequentemente implementada sem relatórios de impacto e avaliações legais, éticas e técnicas significativas para determinar em quais condições – ou mesmo se – seu uso é aceitável e compatível com diretrizes éticas e centradas nos direitos humanos.¹³²

Desta forma, considerando o potencial danoso desses sistemas, um escrutínio interdisciplinar, ético e legal, público e privado, sobre as estruturas algorítmicas e os

¹²⁷ Ib. 18.

¹²⁸ PARASCHAKIS (2017, 214).

¹²⁹ Ib. 214.

¹³⁰ MILANO, TADDEO, FLORIDI (2019, 16).

¹³¹ Ib. 2.

¹³² REISMAN *et al.* (2018, 4).

processados associados é essencial, principalmente porque a ferramenta já é utilizada, inclusive em contextos sensíveis,¹³³ como nas áreas da saúde, mercado de trabalho e vinculadas a grupos vulneráveis, como crianças.

¹³³ MILANO, TADDEO, FLORIDI (2019, 2).

Capítulo 3 – Possíveis soluções para os problemas associados aos sistemas de recomendação

À primeira vista, os sistemas de recomendação apresentam vantagens relevantes para os indivíduos como uma ferramenta de filtragem de informações poderosa em um cenário de sobrecarga de informações. Porém, ao permitir-nos sermos vigiados e influenciados constantemente por esses sistemas, em troca de conveniência e aparente eficiência na personalização de seleção de conteúdos, inclusive de forma velada, podemos estar lenta, mas gradualmente erodindo o exercício efetivo de nossos direitos humanos.¹³⁴

Diante dos riscos associados aos sistemas de recomendação, conforme visto no capítulo anterior, há um apelo à ação, principalmente porque esses sistemas já interferem em nossas experiências online e, conseqüentemente, em nossas vidas. Desta forma, como ainda enfrentamos carência de uma efetiva fiscalização, conscientização e debate público a respeito desses sistemas, a intervenção de diversos atores e campos da sociedade é essencial para que essas ferramentas funcionem majoritariamente a serviço do ser humano e não contra ele, maximizando seu potencial benéfico, enquanto reduz os riscos.

3.1) Regulação legal

a. A proteção de dados como salvaguarda de demais DH

Os dados são o principal combustível que alimenta os sistemas de recomendação. Sem eles, a definição de perfis detalhados que categorizam nossas preferências, interesses, hábitos e características, assim como a capacidade de nos direcionar para determinado caminho, explorando fraquezas e vulnerabilidades, seriam enormemente prejudicadas.¹³⁵ Por isso, entende-se que a proteção da privacidade, através da proteção dos dados pessoais, é crucial para a manutenção dos demais direitos humanos.¹³⁶

Percebe-se que o direito à proteção dados pessoais, inicialmente fortemente ligado à privacidade, assume características próprias, tutelando os indivíduos, classes e grupos sociais contra variadas formas de controle e discriminação, com o fim de garantir dignidade, integridade e liberdade.¹³⁷ Nesse sentido, leis abrangentes de proteção de dados são essenciais

¹³⁴ YEUNG (2017, 131-132).

¹³⁵ SUSSER, ROESSLER, NISENBAUM (2019, 12).

¹³⁶ BERNAL (2014, 15).

¹³⁷ DONEDA (2019, 21-23).

para resguardar DH, principalmente a privacidade, mas também outras liberdades e direitos que dependem de nossa capacidade de fazer escolhas sobre como e com quem compartilhamos informações pessoais.¹³⁸

Desta forma, para salvaguardar esses direitos, a existência de regulações de proteção de dados efetivamente cumpridas por cada ator que atue com SR é essencial. Isso garante que os indivíduos estejam mais conscientes sobre os processos de colheita e tratamento de seus dados pessoais para que possam exercer maior controle sobre eles, garantindo que sejam adequados aos seus próprios interesses e alinhados com seus direitos.¹³⁹

Nesse contexto, o RGPD da União Europeia desempenha um papel importante como um modelo de regulamentação legal no âmbito da proteção de dados, tendo influenciado legislações ao redor do mundo. Na era da internet, tudo que o indivíduo faz deixa rastros digitais que podem revelar detalhes íntimos sobre seus pensamentos, crenças, comportamentos e interesses, como ocorre nos SR. Nesse contexto, as salvaguardas do regulamento são particularmente importantes para os direitos humanos, já que oferece novas maneiras de as pessoas protegerem seus dados pessoais e, por extensão, também outros DH.¹⁴⁰

b. A proteção de dados pelo modelo europeu: RGPD

Apesar de o RGPD não regular especificamente os sistemas de recomendação, ele é aplicável para essa tecnologia, já que trata de seus processos, como a utilização de dados pessoais para a definição de perfis e para decisões totalmente automatizadas. O seu objetivo basilar, além da óbvia proteção aos dados pessoais e outros direitos fundamentais em um mundo cada vez mais conectado, é o de reforçar o controle dos indivíduos sobre seus dados, a partir do princípio de autodeterminação informativa.¹⁴¹ Para isso, o regulamento estabelece uma série de princípios (art. 5º, RGPD) e direitos dos titulares de dados (Capítulo III, RGPD), além de bases legais para o tratamento legítimo (art. 6º e 9º, RGPD).

Desta forma, os provedores de SR devem basear-se em uma das seis bases legais para tratamento legítimo de dados, como o legítimo interesse, obrigação jurídica, execução de contrato ou consentimento.¹⁴² Ainda, como regra, o RGPD traz uma proibição geral de tratamento de categorias especiais de dados, como os relativos a saúde, opinião política, raça

¹³⁸ Human Rights Watch (2018).

¹³⁹ BERNAL (2014, 15 e 35).

¹⁴⁰ Human Rights Watch (2018).

¹⁴¹ SHULGA-MORKAYA (2019, 1).

¹⁴² Centre for Information Policy Leadership – CIPL (2020, 5).

ou orientação sexual,¹⁴³ e de tomada de decisão totalmente automatizada,¹⁴⁴ exceto em circunstâncias de legitimação específicas, como o consentimento explícito do titular.¹⁴⁵

Além disso, com o intuito de dar efetivo poder de controle aos titulares de dados, o regulamento europeu cria certo protagonismo do consentimento,¹⁴⁶ que deve ser uma manifestação de vontade livre, específica, informada e inequívoca.¹⁴⁷ No mesmo sentido, a Diretiva 2002/58/EC sobre comunicações eletrônicas também requer, em seu art. 5º (3) e considerando 25,¹⁴⁸ a obtenção do consentimento para o envio de propaganda comportamental baseada em técnicas de monitoramento dos usuários, como pode ocorrer nas recomendações de SR.

Porém, mesmo com o cumprimento do consentimento ou quaisquer outras bases legais, o responsável pelo tratamento deve cumprir os princípios de proteção de dados dispostos no art. 5º (1) e (2). Nesse sentido, todos os tratamentos de dados realizados por sistemas de recomendação devem ser lícitos e justos, além de serem transparentes e fornecerem informações relevantes para o titular, o que exige que estes recebam informações claras relativas aos riscos, regras, garantias e direitos relacionados ao tratamento de dados pessoais realizado pelo SR e como exercer esses direitos.¹⁴⁹

Ainda, como mencionado, os processos com dados pessoais efetuados pelos algoritmos de SR devem ser legítimos, baseado em uma finalidade específica, de acordo com uma das bases legais dos arts. 6º e 9º (2), e os dados pessoais coletados precisam ser sempre exatos, atualizados, adequados, relevantes e estritamente limitados ao que é necessário para a finalidade previamente definida. Somado a isso, em consonância com o princípio da responsabilidade, as empresas vinculadas aos SR devem garantir o cumprimento de todas as disposições da lei, principalmente os direitos dos titulares por meio de mecanismos eficazes e políticas internas.¹⁵⁰

¹⁴³ Art. 9º (1) do RGPD.

¹⁴⁴ De acordo com a interpretação legal do art. 22º do RGPD, dada pelo Grupo de Trabalho do Art. 29 (doravante, WP 29), como regra, há uma proibição geral de decisões totalmente automatizadas quando há efeito legal ou semelhante prejudicial para o titular de dados. O RGPD, porém, traz três exceções no art. 22º (2), quais sejam: (i) quando for necessária para a execução de contrato entre o responsável e titular de dados; (ii) quando for autorizado pelo direito da União Europeia ou de um dos países-membros; (iii) quando o titular de dados fornecer o consentimento explícito. WP29 (2017, 34-35).

¹⁴⁵ Art. 9º (2) (a) e art. 22º (2) do RGPD.

¹⁴⁶ BIONI (2019a).

¹⁴⁷ Considerando 32 e art. 4º (1) do RGPD.

¹⁴⁸ WP29 (2014, 46).

¹⁴⁹ Considerando 39 do RGPD.

¹⁵⁰ TEJEDA-LORENTE *et al.* (2018, 5-6).

Nesse sentido, em meio ao aumento da disponibilidade crescente de dados, o princípio da minimização dos dados, descrito no art. 5º (1) (c), é especialmente importante no que tange aos sistemas de recomendação. Quando bem aplicado, esse princípio garante a exatidão, a pertinência e a limitação da coleta de dados pessoais de usuários, de forma a abranger apenas o necessário para os fins legítimos previamente definidos pelos provedores de SR. Por exemplo, a falta de controle prévio e justificção da coleta de certos dados pode fazer com que o sistema perca sua acurácia e multiplique recomendações enviesadas.¹⁵¹

Além disso, em meio aos avanços de técnicas de IA responsáveis por definir perfis, rastrear comportamentos online e direcionar conteúdo personalizado, como ocorre nos sistemas de recomendação, o RGPD reforçou e introduziu novos direitos do titular de dados, decorrentes diretamente dos princípios e acionáveis contra o responsável em todos os momentos do tratamento de dados desses sistemas, da coleta até o efetivo envio de recomendações.¹⁵² Ademais, passa a ser obrigação a facilitação do exercício desses direitos.¹⁵³

No que tange aos sistemas de recomendação, é fundamental que os usuários estejam cientes dos riscos envolvidos em sua utilização para que não se limitem aos benefícios a curto prazo, capazes de minar gradualmente a privacidade, igualdade, autonomia e liberdade. Por isso, como consequência do princípio da transparência, os arts. 13º e 14º do RGPD estabelecem o direito à informação, que cria obrigações de fazer para os responsáveis pelo tratamento.

Consequentemente, os provedores de SR devem informar proativamente, mesmo sem solicitação, aos indivíduos sobre seus direitos, a existência de tratamento de dados e todas as demais informações relacionadas, o que inclui finalidades e explicações claras, significativas e compreensíveis sobre o funcionamento das técnicas algorítmicas de definição de perfis e do sistema como um todo.¹⁵⁴ Estas comunicações devem facilitar o entendimento dos titulares de dados, o que demanda a utilização de formas concisas, inteligíveis e de fácil acesso, além da linguagem simples e clara.¹⁵⁵

Essa disposição é reforçada pelo direito de acesso disposto no art. 15º e considerando 63. Neste sentido, é facultado aos usuários de SR exigir ao provedor responsável a confirmação da existência de tratamento de dados pessoais a seu respeito, além da existência de processos de

¹⁵¹ Agencia Española de Protección de Datos – AEPD (2020, 36-39).

¹⁵² WP29 (2014, 16-17).

¹⁵³ Art. 12º (2) do RGPD.

¹⁵⁴ TEJEDA-LORENTE *et al.* (2018, 6); WP29 (2014, 16-17).

¹⁵⁵ Art. 12º do RGPD.

decisão automatizada para envio das recomendações personalizadas, o que inclui também a definição de perfis. Sendo este o caso, o indivíduo dispõe do direito de acessar seus dados pessoais, assim como todas as informações relacionadas ao seu tratamento e a lógica envolvida nas técnicas automatizadas de criação de seu perfil.

Deste modo, os direitos à informação e acesso permitem que o usuário de SR disponha de maior controle sobre seus dados pessoais, fornecendo-lhe maior entendimento dos processos envolvidos no envio de recomendações personalizadas e o funcionamento da tecnologia aplicada aos seus dados, o que lhe permite também tomar decisões que evitem a violação de seus direitos humanos.¹⁵⁶ Ademais, a partir do conhecimento obtido como consequência dos arts. 13º-15º, o usuário é capaz de exercer outros direitos previstos na lei, como o direito de retificação (art. 16º), apagamento (art. 17º), limitação do tratamento (art. 18º) e direito de oposição (art. 21º), quando possível.

Além disso, considerando que os sistemas de recomendação envolvem a análise de *big data* para definição de perfis, a partir de algoritmos de IA e AM, por vezes totalmente automatizados, o art. 22º do RGPD é também aplicável. Dito isso, para que o envio de recomendações e seus processos associados, realizados exclusivamente com base em decisões totalmente automatizadas e que gerem efeitos jurídicos significativos para o usuário, sejam considerados legítimos e legais,¹⁵⁷ o provedor de RS deve basear-se em uma das possibilidades descritas no art. 22º (2) e considerando 71: consentimento explícito, execução de contrato ou autorizado por direito da UE ou de um de seus Estados-Membros.

Nesse contexto, cria-se para o titular de dados o direito de obter intervenção humana sobre esses processos automatizados que envolvem seus dados, além da possibilidade de expressar seu posicionamento e contestar a decisão automatizada resultante dos SR, seja ela o perfil criado ou a recomendação em si. Ainda, diante dos riscos associados a essas técnicas, como já visto no capítulo anterior, o provedor é obrigado a implementar medidas adequadas para salvaguardar os direitos dos usuários e seus interesses legítimos,¹⁵⁸ o que pode incluir, por exemplo, técnicas de proteção de dados desde a concepção e por defeito, como a pseudonimização e a minimização de dados, e a implementação de relatórios de impacto, conforme arts. 25º e 35º do RGPD, respectivamente.

¹⁵⁶VAN OOIJEN, VRABEC (2018, 94).

¹⁵⁷ Ver nota de rodapé nº 137.

¹⁵⁸ Art. 22º (3) do RGPD.

Nesse sentido, a partir da interpretação dos arts. 13º, 14º e 22º, somado ao considerando 71 e ao princípio da transparência, para que possa contestar eventuais decisões que lhe digam respeito, como envio de recomendação e a criação de perfis, ao usuário é também garantido o direito à explicação dessas decisões totalmente automatizadas.¹⁵⁹ Em outras palavras, o provedor de RS deve fornecer informações significativas sobre a lógica envolvida nos processos automatizados até a efetiva tomada de decisão, o que não necessariamente envolve a explicação completa dos algoritmos envolvidos, mas suficientes para que o usuário entenda os motivos da decisão que lhe afeta,¹⁶⁰ o que garante o exercício de outros direitos previstos na lei, além da proteção de DH.¹⁶¹

c. O RGPD é suficiente?

Não há dúvidas de que o RGPD tenta desenvolver uma forte cultura de proteção de dados, impondo obrigações e requisitos significativos aos provedores de sistemas de recomendação, já que eles realizam tratamento de dados pessoais nos processos de monitoramento de comportamento, definição de perfis e direcionamento de conteúdo para interferir e moldar a conduta dos usuários por meio de (*hyper*) *nudges* em forma de recomendação, o que geralmente é feito por meio de decisões automatizadas.

Porém, apesar de estabelecer garantias essenciais para a proteção de dados e, conseqüentemente, outros direitos humanos, como igualdade, autonomia e liberdade, o regulamento ainda necessita ser implementado mais efetivamente pelas empresas, principalmente no que tange aos princípios da transparência e minimização dos dados e aos direitos de informação, acesso e explicação, além de mais fiscalizado por autoridades competentes.¹⁶² A utilização de técnicas cada vez mais avançadas de IA em SR dificulta este cumprimento, já que os algoritmos podem ser extremamente imprevisíveis e opacos em processos de análise de dados,¹⁶³ somado a resistências privadas de implementação relacionadas ao segredo industrial e propriedade intelectual.¹⁶⁴

Essas questões dificultam o exercício do direito à informação e acesso, além da efetiva implementação de medidas de transparência por meio de esclarecimento dos processos de tratamento de dados, o que, conseqüentemente, prejudica o exercício dos demais direitos dos

¹⁵⁹ MONTEIRO (2018, 12-13).

¹⁶⁰ WP29 (2018, 25).

¹⁶¹ MONTEIRO (2018, 12-13).

¹⁶² Human Rights Watch (2018).

¹⁶³ WP29 (2018, 25).

¹⁶⁴ WATCHER, MITTELSTADT (2019, 4-6).

titulares e a salvaguarda de seus direitos humanos ameaçados pela implementação de SR. Ademais, o RGPD parece ainda não proteger os indivíduos o suficiente em relação aos riscos associados à análise inferencial,¹⁶⁵ como a feita pelos SR, para inferir, prever e supor comportamentos, interesses e características dos indivíduos.

Ademais, a base legal do consentimento, frequentemente utilizada pelos provedores de RS, é desafiada na era do *big data* e das análises de inferência.¹⁶⁶ Primeiramente, como consequência da tentativa das empresas de enquadrar-se aos requisitos da lei, os usuários são constantemente confrontados com solicitações de consentimento, por exemplo, por políticas de privacidade e termos de uso (longos e complexos) ou por avisos de *cookies*. Atualmente, porém, há evidências de que grande parte dos usuários não lê ou não entende estes documentos de onde o consentimento é extraído, seja por insuficiência de tempo, conhecimento, pouca preocupação com a privacidade ou questões relacionadas a racionalidade limitada dos seres humanos.¹⁶⁷

Ainda, o RGPD não desafia tão diretamente o modelo de negócios baseado em dados, que convidam os usuários a trocá-los por serviços online gratuitos ou a baixos custos, ao mesmo tempo em que se utiliza desses dados para criar perfis detalhados para inferir informações para o envio de recomendações personalizadas, por vezes intrusivas, manipuladoras e violadoras de DH.¹⁶⁸ O consentimento passa a ser utilizado, então, para legitimar a atuação de provedores de SR aos regramentos do RGPD, mesmo quando não há escolha significativa por parte dos usuários em um mercado com pouca ou nenhuma concorrência,¹⁶⁹ principalmente quando a solicitação não providencia a escolha granular e específica das disposições com as quais o usuário deseja consentir. Diante da impossibilidade de negociação dos termos, os usuários acabam por concentrar-se nos benefícios a curto prazo, em detrimento de seus direitos.¹⁷⁰

Desta forma, os utilizadores de SR encontram-se em posição de assimetria informacional, econômica e técnica,¹⁷¹ já que, além dos problemas associados ao consentimento, algoritmos

¹⁶⁵ Atualmente, não há consenso a respeito da natureza jurídica das inferências feitas a partir de informações pessoais. Para o WP 29, que evoluiu para o atual Comitê Europeu para a Proteção de Dados, as inferências são consideradas também dados pessoais, ensejando a aplicação do RGPD, enquanto o Tribunal de Justiça da União Europeia (TJUE) segue posição oposta, de acordo com o julgamento conjunto dos casos C-141/12 e C-372/12 (*YS and M and S*), além do C-434/16 (*Nowak v. Data Protection Commissioner*); WATCHER, MITTELSTADT (2019, 8 e 29-46).

¹⁶⁶ LANZING (2016, 564).

¹⁶⁷ YEUNG (2017, 125).

¹⁶⁸ Human Rights Watch (2018).

¹⁶⁹ *Ib.*

¹⁷⁰ VARSHNEY (2020).

¹⁷¹ BIONI (2019a).

sofisticados de IA, aplicados pelos SR, podem ser obscuros e, portanto, não serem facilmente explicáveis para os usuários (por vezes, aos próprios desenvolvedores), dificultando o exercício dos direitos garantidos em lei. Tal cenário é ainda agravado no que tange às informações inferidas pelos SR dos dados comportamentais com o intuito de recomendar conteúdo personalizado.

d. Alternativas e sugestões à lei

Não há dúvidas que o RGPD é uma etapa vital para geração de SR mais propensos a respeitar os DH, por meio da proteção dos dados dos usuários.¹⁷² Por isso, as empresas associadas aos SR, sejam responsáveis, subcontratantes ou terceiros, devem estar em conformidade com as disposições legais a todo momento. Para que isso ocorra na prática, a fiscalização pelas autoridades competentes é essencial. No caso europeu, o Comitê Europeu para a Proteção de Dados e as autoridades nacionais precisarão responder rigorosamente às reclamações, investigar prontamente as violações e buscar ativamente a aplicação de sanções em caso de descumprimento.¹⁷³

Ademais, muitos sistemas de recomendação se concentram em métodos e precisão, mas carecem de uma explicação adequada para os usuários.¹⁷⁴ Atualmente, porém, há poucos motivos para supor que as organizações oferecerão voluntariamente explicações sobre os processos algorítmicos em RS e suas justificativas, a menos que sejam obrigadas a fazê-lo.¹⁷⁵

Por isso, é crucial que algumas obrigações do RGPD, como os princípios da minimização de dados e da transparência e o direito à explicação, além de salvaguardas contra decisões automatizadas e perfis ilegais, sejam reforçadas pelas autoridades.¹⁷⁶ Tais informações não importam na violação de segredo industrial, pois não há necessidade de explicação completa dos algoritmos envolvidos, mas apenas o suficiente para que o usuário entenda os motivos por trás das decisões e processos que lhe afetam,¹⁷⁷ evitando que sejam enviesadas, invasivas ou manipuladoras.

Nesse cenário, já que os dados pessoais estão sendo utilizados por empresas, como os provedores de RS, para prever e inferir comportamentos futuros, atributos sensíveis, opiniões

¹⁷² Human Rights Watch (2018).

¹⁷³ *Ib.*

¹⁷⁴ ZHANG, LU, JIN (2020, 14).

¹⁷⁵ WATCHER, MITTELSTADT (2019, 11).

¹⁷⁶ European Data Protection Supervisor – EDPS (2018, 18).

¹⁷⁷ WP29 (2018, 25).

e interesses de seus usuários com o intuito de direcioná-los e moldar suas escolhas, por meio de recomendações, um novo direito a inferências razoáveis deveria ser considerado.¹⁷⁸ Desta forma, a proteção incluiria não apenas os dados de entrada, mas também a acurácia dos processos de tomada de decisão, considerando a razoabilidade da análise inferencial apresentada pelo RS.¹⁷⁹

Este direito exigiria que o provedor de SR fornecesse informações de funcionamento do sistema de recomendação, como escolhas de *design*, antes de sua implementação. Isso incluiria, por exemplo, as razões para utilização de certos dados e o porquê as consequentes inferências extraídas deles seriam aceitáveis ou razoáveis no contexto em questão. Essas novas informações reforçariam os regramentos já existentes no RGPD, principalmente os princípios da transparência e da minimização dos dados e o direito a explicação, além de facilitar o exercício dos demais direitos previstos na lei, especialmente o de contestar decisões totalmente automatizadas.¹⁸⁰

Dito isso, para além da efetiva implementação e fiscalização do RGPD e do novo direito a inferências razoáveis proposto, dada a complexidade associada aos SR, por mais que medidas jurídicas, principalmente as associadas às legislações de proteção de dados, sejam extremamente necessárias para que tenhamos SR de acordo com os DH, o Direito não é a única possibilidade e, certamente, não é suficiente por si só para lidar com os desafios dos SR.

Nesse sentido, para Lawrence Lessig, além do direito, há outras três forças regulatórias do ciberespaço: normas sociais, mercado e arquitetura (código/tecnologia), interligadas entre si.¹⁸¹ Assim, as dificuldades inerentes à regulamentação da internet e das novas e complexas técnicas de IA utilizadas em SR fazem com que seja necessário buscarmos algumas soluções alternativas, a partir de abordagem multisetorial e multidisciplinar, para além do Direito, vindas, por exemplo, da ética, do empoderamento educacional, da tecnologia e das grandes empresas.

3.2) Para além do Direito

Para que ferramentas de IA, como os SR, sejam confiáveis e respeitem os direitos humanos, além de serem legais, respeitando toda a legislação aplicável, principalmente as regras de

¹⁷⁸ WATCHER, MITTELSTADT (2019, 125).

¹⁷⁹ *Ib.* 125.

¹⁸⁰ *Ib.* 123.

¹⁸¹ LESSIG (2006, 123).

proteção de dados, também devem ser éticas e sólidas.¹⁸² Desta forma, princípios éticos também podem ser mecanismos eficientes para garantir que os riscos associados aos sistemas de recomendação sejam minimizados enquanto benefícios são maximizados.¹⁸³

Atualmente, há diversas iniciativas de diferentes organizações para a definição de princípios éticos e centrados no homem aplicáveis a IA. Por exemplo, O GPAN-IA , criado pela CE, desenvolveu orientações éticas, baseadas em direitos fundamentais, para uma IA de confiança, o que pode ser aplicado aos SR, já que se baseiam nesta tecnologia.

Dentre os princípios previstos, destaca-se o respeito da autonomia humana, prevenção de danos, equidade e explicabilidade, que se desdobram em sete requisitos: (i) ação e supervisão humana; (ii) solidez técnica e segurança; (iii) privacidade e governança de dados; (iv) transparência; (v) diversidade, não-discriminação e equidade; (vi) bem-estar societal e ambiental; (vii) responsabilização.¹⁸⁴ Muitos desses requisitos éticos também podem ser encontrados nos princípios e regras do RGPD, o que reforça a ideia de que DH e princípios éticos podem se reforçar mutuamente, já que é provável que um SR antiético também viole DH.¹⁸⁵

Nesse contexto, é essencial que os provedores de SR também ajam em prol da correta aplicação dos princípios éticos, a fim de preservar a boa-experiência dos usuários enquanto preservam também seus direitos. Assim, a partir do momento em que as empresas enxergarem na proteção de dados, mas também em valores éticos e direitos humanos, uma questão reputacional capaz de lhes trazer vantagens competitivas, o próprio mercado poderá atuar em prol da modulação de comportamentos sociais benéficos.¹⁸⁶ Por isso, instituições europeias encorajam as empresas a elaborar códigos de conduta destinados a garantir o desenvolvimento e implantação de sistemas de IA confiáveis,¹⁸⁷ adequados aos regramentos legais e éticos, o que pode também contribuir para a demonstração de transparência e boa-fé. Um provedor de SR pode, por exemplo, documentar suas intenções e fortalecê-las com valores desejáveis, tais como direitos fundamentais, transparência e prevenção de danos.¹⁸⁸

¹⁸² GPAN IA (2019, 45).

¹⁸³ EKSTRAND, EKSTRAND (2016, 2).

¹⁸⁴ GPAN IA (2019, 10).

¹⁸⁵ Access Now (2018, 17).

¹⁸⁶ BIONI (2019b, 10).

¹⁸⁷ European Data Protection Supervisor – EDPS (2018, 20).

¹⁸⁸ GPAN IA (2019, 27).

Além da adequação aos princípios éticos e normas jurídicas, é fundamental que os SR sejam também sólidos, tanto do ponto de vista técnico como social, uma vez que, mesmo com boas intenções, os sistemas de IA podem causar danos não esperados e não intencionais.¹⁸⁹ Por isso, é essencial que avaliações de impacto da proteção de dados, nos moldes do Considerando 84 e art. 35º do RGPD, sejam realizadas para determinar se o sistema de recomendação é jurídica e eticamente adequado. Porém, considerando os riscos associados às decisões automatizadas, rastreamento comportamental, microdirecionamento e a definição de perfis em SR, as avaliações não devem limitar-se apenas a proteção da privacidade e dos dados, mas dos direitos humanos como um todo.

Desta forma, para sabermos se os sistemas de recomendação estão fazendo “a coisa certa”, isto é, que se comportam como esperado, que são justos e não discriminam ilegalmente, que são compatíveis com as legislações pertinentes e que promovem o bem da sociedade, é essencial o desenvolvimento de avaliações de impacto algorítmico, o que inclui, por exemplo, a verificação de possíveis impactos sociais do sistema antes e durante sua utilização, garantindo que seja frequentemente avaliado em seus impactos sobre os usuários. Somado a isso, é recomendável a adoção de auditoria de algoritmo, o que exigiria a avaliação do nível de enviesamento do sistema, evitando que direcione recomendações discriminatórias e tendenciosas, assim como inspeção regulatória para avaliar os níveis de conformidade do SR com regulamentos existentes, como o GDPR.¹⁹⁰

À medida que os algoritmos de RS influenciam e até eventualmente decidem comportamentos dos usuários, eles precisam ser confiáveis e permitir que os indivíduos e a sociedade entendam seus impactos para que sejam capazes de identificar resultados prejudiciais, ilegais ou socialmente inaceitáveis. Assim, as avaliações de impacto e auditoria de algoritmos mitigariam os efeitos negativos da opacidade algorítmica, reforçando noções de transparência, confiança, responsabilização e supervisão desses sistemas, garantindo que os princípios éticos e DH sejam preservados.¹⁹¹

Ainda, tais avaliações garantiriam maior explicabilidade dos processos algoritmos de SR, fornecendo ao indivíduo informações sobre as suposições, inferências e previsões realizadas até o envio da recomendação em si, o que daria maior controle aos usuários enquanto possibilita

¹⁸⁹ Ib. 2.

¹⁹⁰ Ada Lovelace Institute; DataKind UK (2020, 3-6).

¹⁹¹ Ib. 6.

a responsabilização em caso de conduta ilegal.¹⁹² Assim, em vez de fornecer explicações matemáticas complexas sobre o funcionamento dos algoritmos e AM, os provedores de SR devem informar sobre, por exemplo, as categorias de dados utilizadas, os motivos vinculados a escolha desses dados, como os perfis são construídos, justificativas da relevância desses perfis e como as recomendações são direcionadas.¹⁹³

Além disso, em uma tentativa de minimizar os efeitos maléficos dos “empurrões” dados pelos sistemas de recomendação, que buscam constantemente moldar decisões e escolhas dos usuários, a arquitetura de escolha do SR deve garantir que essas ferramentas possibilitem a proteção dos princípios éticos e direitos humanos desde a concepção e por padrão (*by design* e *by default*), tal como previsto no art. 25º do RGPD. Apesar de debates acerca do paternalismo jurídico, a ideia da regulação ético-jurídica pela própria tecnologia, por meio de um “*design* sensível a valores”, como privacidade, ética e segurança, e centrado no ser humano é essencial.¹⁹⁴

De acordo com Cass Sunstein, por diferentes razões, as pessoas tendem a seguir opções por padrão (*status quo bias*), seja por inércia ou pela confiança na provável expertise do desenvolvedor,¹⁹⁵ o que reforça a necessidade de que os modelos de IA, como os SR, sejam automaticamente seguros e baseados nos DH durante todo o seu ciclo de vida.¹⁹⁶ Nesse sentido, por exemplo, técnicas de preservação da privacidade *by design* e *by default* incluiriam, por exemplo, a criptografia, extensões de anonimização,¹⁹⁷ além da aplicação do princípio da anonimização e solicitação de consentimento de forma granular, a partir de um *design* centrado no ser humano, dando-lhes mais informações e possibilidades de concordar item por item com o processamento de seus dados,¹⁹⁸ efetivando, na prática, os requisitos do consentimento impostos pelo RGPD. A aplicação de sistemas de recomendação em domínios de alto risco, como saúde ou setor financeiro, exigirá, cada vez mais, o desenvolvimento de técnicas de preservação da privacidade e de DH como um todo.¹⁹⁹

Além de medidas técnicas para sistemas de recomendação sólidos, abordagens sociais são também fundamentais nesse contexto. Em ambientes com forte cultura de proteção de dados,

¹⁹² WATCHER, MITTELSTADT (2019, 12).

¹⁹³ WP29 (2014, 31).

¹⁹⁴ MAGRANI (2019, 235, 258 e 264).

¹⁹⁵ SUNSTEIN (2016, 169-170); THALER, SUNSTEIN (2008, 8).

¹⁹⁶ Conselho da Europa (2019, 2).

¹⁹⁷ European Data Protection Supervisor – EDPS (2018, 20).

¹⁹⁸ GIANNOPOULOU (2020, 6-9); BARACAS, NISSENBAUM (2014).

¹⁹⁹ ZHANG, LU, JIN (2020, 14).

a própria sociedade é capaz de constranger determinados comportamentos por si mesma, independentemente do legislativo e do mercado, exigindo a implementação de boas práticas.²⁰⁰ Por isso, medida básica e essencial para que tenhamos SR em conformidade com os direitos humanos é o investimento em educação e alfabetização digital (*web literacy*) por todos os atores envolvidos em SR, desde provedores até agentes públicos de fiscalização. Isso ampliaria a conscientização e o conhecimento dos indivíduos sobre a IA,²⁰¹ especialmente em relação aos danos, benefícios e efeitos de sua utilização para rastreamento, monitoramento e categorização, como ocorre em SR.

O investimento em educação digital reduziria as assimetrias informacionais, empoderaria os usuários e os tornaria mais aptos para lidar com estas tecnologias, prevenindo riscos enquanto reforça o exercício de direitos e a conscientização pública. Nesse sentido, a CE criou o Plano de Ação para a Educação Digital (201-2027) em que estabeleceu como objetivo reforçar as competências e aptidões digitais, básicas e avançadas, de seus cidadãos para transformação digital, desde a infância, incluindo medidas como a literacia digital, luta contra a desinformação, ensino sobre o uso intensivo de dados e IA, além da garantia de representação equitativa de mulheres.²⁰²

Da mesma forma, o UNICEF reconheceu a necessidade de promoção de habilidades relacionadas à IA como parte dos currículos de educação desde a mais tenra infância, de forma a capacitar as crianças a entender os sistemas e dispositivos de IA, como SR. Assim como a CE, a UNICEF entende que a alfabetização digital incluiria conceitos básicos de IA e programação, conhecimento relacionado ao uso de dados, valores éticos associados a essas tecnologias, além de atenção especial para a inclusão de meninas, dada a sua sub-representação atualmente.²⁰³ Enquanto mais decisões são delegadas para sistemas de IA, que crescentemente manipulam nossas escolhas, medidas de promoção da educação são ainda mais urgente no que tange a grupos vulneráveis, como é o caso das crianças.²⁰⁴

Assim como o investimento em educação, o estímulo ao desenvolvimento de pesquisas sobre IA e, especificamente, sistemas de recomendação, é de extrema importância. Atualmente, a pesquisa sobre questões legais e éticas associadas aos SR ainda estão em sua infância, o que

²⁰⁰ BIONI (2019b, 10).

²⁰¹ GPAN IA (2019, 4 e 28).

²⁰² Comissão Europeia (Set/2020).

²⁰³ UNICEF (2020, 36).

²⁰⁴ *Ib.* 6-7.

é agravado pelo fato de o debate estar fragmentado em diferentes áreas científicas.²⁰⁵ Porém, esse cenário precisa mudar, já que a investigação sobre os desafios desses sistemas pode não só aumentar sua acurácia, mas garantir que sejam centrados no ser humano e compatíveis com direitos humanos e princípios éticos.

Os SR têm grande potencial de ajudar as pessoas a lidarem com o grande fluxo informacional disponível em um mundo cada vez mais conectado, mas, para garantir que o potencial benéfico seja atingido, é necessário considerar quem pode ser prejudicado, a fim de minimizar os riscos e maximizar os benefícios. Por isso, a investigação científica de SR precisa ser multidisciplinar e multisetorial, direcionando também seus desafios éticos e jurídicos, para que os sistemas sejam projetados em um processo que inclua imaginação e empatia, além de centrar a abordagem nos usuários afetados e em seus contextos de uso.²⁰⁶

Dito isso, não há dúvidas de que a análise de dados em SR oferece possibilidades sem precedentes para a criação de perfis individuais, a partir de inferências e previsões sobre seus gostos, comportamentos e interesses, a fim de enviar recomendações personalizadas. Essa personalização de experiências é utilizada para influenciar, por vezes manipular, comportamentos e escolhas, seja em termos de decisões de compra como consumidores ou como cidadãos engajados na vida cívica. O desafio, então, é aproveitar essa tecnologia de maneiras que ajudem as pessoas a se envolverem de forma mais livre e eficaz no processo de tomada de decisões.²⁰⁷

Desta forma, os desafios éticos e jurídicos associados aos sistemas de recomendação, que direcionam e moldam os comportamentos, gostos e interesses dos usuários, exigem a abordagem conjunta, interdisciplinar e multisetorial, com a participação de todos os atores e áreas envolvidos nos processos de recomendação, o que inclui as empresas provedoras, desenvolvedores, especialistas em questões jurídicas e éticas, órgãos de pesquisa, governos e os próprios indivíduos.

Nesse sentido, a adequação das empresas provedoras de SR em relação às boas práticas jurídicas, éticas e técnicas não deve ser vista apenas em função dos benefícios trazidos aos usuários afetados, mas também para benefício próprio. Isso porque as organizações que estão mais bem adequadas atualmente dispõem de uma vantagem competitiva em relação as demais,

²⁰⁵ MILANO, TADDEO, FLORIDI (2019, 2-3).

²⁰⁶ EKSTRAND, EKSTRAND (2016, 2).

²⁰⁷ European Data Protection Supervisor – EDPS (2018, 18).

já que essa adequação reforça a confiança dos usuários, especialmente em um momento em que o ceticismo em relação aos benefícios sociais das empresas de tecnologias está aumentando.²⁰⁸ Nos últimos anos, por exemplo, alguns grandes atores do ramo de SR, como *Netflix, Facebook e Amazon*, foram confrontados com reações públicas adversas (*backlash*) em razão da não conformidade com diretrizes éticas, o que reforça a necessidade de as arquiteturas de SR estejam de acordo com regras de proteção de dados, mas também orientadas por direitos humanos, seguras e éticas.²⁰⁹

Logo, o cumprimento das normas legais e diretrizes éticas, o investimento em educação e pesquisa digital, a realização de relatórios de impacto-risco e auditorias de algoritmos e a utilização de técnicas de DH *by design* e *by default* devem ser efetivados em conjunto para a criação e utilização de SR benéficos para os usuários e a sociedade como um todo. Não há uma solução única, mas conjunta, que deve ser administrada por todos os atores envolvidos, evitando que o ser humano se torne mera peça de jogo para interesses alheios.²¹⁰

²⁰⁸ REISMAN *et al.* (2018, 16).

²⁰⁹ PARASCHAKIS (2017, 219).

²¹⁰ European Data Protection Supervisor – EDPS (2018, 18).

Conclusão

Ao longo deste estudo, constatou-se que a atual forma de funcionamento de sistemas de recomendação apresenta um risco aos direitos humanos. Os modelos utilizados hoje incorporam técnicas de rastreamento e direcionamento, o que demanda coleta, uso, tratamento e armazenamento de dados pessoais, além da construção de perfis baseados nesses dados, geralmente por meio de processos automatizados capazes de inferir e moldar comportamentos por meio de recomendações personalizadas.

A proteção de dados, a privacidade, a autonomia, a não-discriminação e a liberdade dos indivíduos são alguns exemplos de direitos humanos potencialmente violados. Não há dúvidas que a ferramenta traz benefícios significativos em termos de organização, otimização de tempo e facilitação do acesso a itens de interesse, porém, sua implementação precisa estar embasada em regulações e princípios éticos para que seus benefícios sejam maximizados em detrimento de seus efeitos negativos no indivíduo e na sociedade.

Nesse cenário, o RGPD, como a regulação da proteção de dados à nível europeu, é uma importante ferramenta regulatória, pois reforça o controle dos usuários sobre seus dados e estabelece uma série de princípios, direitos e requisitos para o tratamento de dados que devem ser implementados pelos provedores de SR, como regras mais robustas de minimização, explicação e transparência. Porém, para que a proteção da regulação surta os efeitos positivos almejados, é essencial que as autoridades competentes e os governos monitorem e efetivem sua implementação, que também deve ser seguida de forma proativa pelas próprias empresas como uma vantagem competitiva e incentivo reputacional.

Ainda, diante das complexidades inerentes ao tratamento de dados em SR, a regulação não deve vir apenas do Direito, mas de uma abordagem multidisciplinar e multisetorial, incluindo princípios éticos (como responsabilização, transparência, precaução, não-discriminação e privacidade), estratégias do mercado, do Estado, da sociedade e da própria tecnologia. Por exemplo, diretrizes éticas e jurídicas devem ser implementadas por meio do *design* de SR, a partir de uma abordagem centrada no ser humano e baseada em valores éticos e direitos humanos desde a concepção e por padrão, o que deve ser verificado por auditorias algorítmicas e relatórios de impacto. Somado a isso, a conscientização por meio de educação digital é essencial para a criação de indivíduos empoderados e capazes de retomar o controle de suas escolhas, mesmo em um ambiente tomado por tecnologias inteligentes.

Desta forma, longe de esgotar o tema, conclui-se que os impactos negativos causados pelos sistemas de recomendação nos direitos humanos não possuem uma solução única, mas plural, interdisciplinar e multisetorial. O cumprimento das normas jurídicas e diretrizes éticas; a realização prévia e posterior de auditorias e relatórios de impacto algorítmico; o investimento em educação e pesquisa digital, tanto pelo setor público como privado; e o uso de medidas técnicas que garantam os direitos humanos, ética e segurança *by design* e *by default* são estratégias fundamentais para que esses sistemas funcionem em benefício do ser humano e não contra ele.

Bibliografia

Access Now (2018). *Human Rights in the Age of Artificial Intelligence*. Disponível em: <https://www.accessnow.org/cms/assets/uploads/2018/11/AI-and-Human-Rights.pdf>.

Ada Lovelace Institute; DataKind UK (2020) – *Examining the Black Box: Tools for assessing algorithmic systems* (Relatório). Publicado em 29/Abr/2020. Disponível em: <https://www.adalovelaceinstitute.org/report/examining-the-black-box-tools-for-assessing-algorithmic-systems/>.

Agencia Española de Protección de Datos (AEPD) – *GDPR compliance of processings that embed Artificial Intelligence: An introduction*. Publicado em Fev. 2020. Disponível em: <https://www.aepd.es/sites/default/files/2020-07/adecuacion-rgpd-ia-en.pdf>.

AGGARWAL, C. C. (2016) – *Recommender Systems: The Textbook*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-29659-3>.

ALMOHSEN, K. A., KADHIM, H. (2015) – *Recommender Systems in Light of Big Data*. International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), Vol. 5, nº 6, pp. 1553-1563.

Article 19; Privacy International (2018) – *Privacy and Freedom of Expression in the Age of Artificial Intelligence*. Abril de 2018. Disponível em: <https://www.article19.org/wp-content/uploads/2018/04/Privacy-and-Freedom-of-Expression-In-the-Age-of-Artificial-Intelligence-1.pdf>.

Article 29 Data Protection Working Party (2014) – *Opinion 06/2014 on the notion of legitimate interests of the data controller under Article 7 of Directive 95/46/EC*. Adotado em 09/Abr/2014.

Article 29 Data Protection Working Party (2017) – *Guidelines on Automated individual decision-making and Profiling for the purposes of Regulation 2016/679*. Adotado em 03/Out/2017.

Article 29 Data Protection Working Party (2018) – *Guidelines on Automated Individual Decision-Making and Profiling for the Purposes of Regulation 2016/679*. Adotado em 06/Fev/2018.

BARACAS, S.; NISSENBAUM, H. (2014) – *Big Data's End Run around Anonymity and Consent*. Cambridge University Press, pp. 44-75. DOI: <https://doi.org/10.1017/CBO9781107590205.004>.

BBC News Brasil. *YouTube promove vídeos com desinformação sobre mudanças climáticas, mostra estudo*. Publicado em 16/Jan/2020. Disponível em: <https://www.bbc.com/portuguese/geral-51111499>.

BIONI, B. (2019a) – *Proteção de Dados Pessoais: a função e os limites do consentimento*. 2ª Ed., Rio de Janeiro: Forense, 328p.

BIONI, B. (2019b) – *Entrevista I*. In: Núcleo de Informação e Coordenação do Ponto BR - NIC.BR. *Privacidade e dados pessoais*. Panorama Setorial da Internet, nº 2, ano 11, jun. 2019.

BERNAL, P. (2014) – *Internet Privacy Rights: Rights to Protect Autonomy*. Cambridge University Press, Cambridge Intellectual Property and Informational Law.

Centre for Information Policy Leadership – CIPL (2020) – *Artificial Intelligence and Data Protection: How the GDPR Regulates AI*. Disponível em: https://www.huntonprivacyblog.com/wp-content/uploads/sites/28/2020/03/cipl-hunton_andrews_kurth_legal_note_-_how_gdpr_regulates_ai_12_march_2020_-1.pdf

CHASLOT, G., GORBATAI, A. (2016) – YouTube's A.I. was divisive in the US presidential election. Publicado em 27/Nov/2016. Disponível em: <https://medium.com/the-graph/youtubes-ai-is-neutral-towards-clicks-but-is-biased-towards-people-and-ideas-3a2f643dea9a#gce3bifs2>. Acessado em 27/Jan/2021.

CHEN, L. *et al.* (2013) – *Human decision making and recommender systems*. ACM Transactions Interactive Intelligent Systems, Vol. 3, nº 3, Article 17, pp. 1-7. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2533670.2533675>.

Conselho da Europa (2019) – *Guidelines on Artificial Intelligence and Data Protection (Convention 108)*. Consultative Committee of the Convention for the Protection of Individuals with Regard to Automatic Processing of Personal Data. Strasbourg, 2019.

Comissão Europeia (2020) – *White Paper on Artificial Intelligence: a European approach to excellence and trust*. Bruxelas, Fev. 2020, COM (2020) 65 final.

Comissão Europeia (Set/2020) – *Digital Education Action Plan 2021-2027: Resetting education and training for the digital age*. Publicado em Set/2020. Disponível em: https://ec.europa.eu/education/education-in-the-eu/digital-education-action-plan_pt.

DE VRIES, K. (2010) – *Identity, profiling algorithms and a world of ambient intelligence*. *Ethics and Information Technology*, Vol. 12, nº 1, pp. 71–85. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10676-009-9215-9>.

Diário de Notícias. *Facebook foi crucial no possível genocídio dos rohingya*. Publicado em 13/Mar/2018. Disponível em: <https://www.dn.pt/mundo/facebook-foi-crucial-no-possivel-genocidio-dos-rohingya-9182466.html>. Acesso em 26/Jan/2021.

DONEDA, D. (2019) – *Da Privacidade à Proteção de Dados Pessoais*. 2ª Ed., São Paulo: Thomson Reuters Brasil, Revista dos Tribunais, 400 p.

DUHIGG, C. (2012) – *How Companies Learn Your Secrets*. *The New York Times Magazine*. Publicado em 16/Fev/2012. Disponível em: <https://www.nytimes.com/2012/02/19/magazine/shopping-habits.html>.

EBERS, M. (2019) – *Regulating AI and Robotics: Ethical and Legal Challenges*. In: EBERS, M., NAVARRO, S. N. (Eds.), *Algorithms and Law*, Cambridge: Cambridge University Press.

EKSTRAND, J. D., EKSTRAND, M. D. (2016) – *First Do No Harm: Considering and Minimizing Harm in Recommender Systems Designed for Engendering Health*. Proceedings of the Workshop on Recommender Systems for Health at RecSys '16.

European Data Protection Supervisor – EDPS (2018) – *EDPS Opinion 3/2018 on online manipulation and personal data*. 19/March/2018.

FAYYAZ, Z. et al. (2020) – *Recommendation Systems: Algorithms, Challenges, Metrics, and Business Opportunities*. *Applied Sciences*, Vol. 10, nº 21, 7748. DOI: <https://doi.org/10.3390/app10217748>.

FELFERNIG, A., FRIEDRICH, G., SCHMIDT-THIEME, L. (2007). *Introduction to the IEEE Intelligent Systems Special Issue: Recommender Systems*. *IEEE Intelligent Systems*, 22(3), 18-21. <https://doi.org/10.1109/MIS.2007.52>.

FELFERNIG, A. et al. (2018) – *An overview of recommender systems in the internet of things*. *Journal of Intelligent Information Systems*, Vol. 52, 2019, pp. 285–309.

GAUCH, S., *et al.* (2007). *User Profiles for Personalized Information Access*. In: BRUSILOVSKY P., KOBSA A., NEJDL W. (Eds), *The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, pp. 54–89. https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9_2.

GIANNOPOULOU, A. (2020) – *Algorithmic systems: the consent is in the detail?* Internet Policy Review, Journal on internet and regulation, Vol. 9, Issue 1. DOI: 10.14763/2020.1.1452.

Grupo de peritos de alto nível sobre a inteligência artificial da Comissão Europeia – GPAN IA (2019). *Orientações éticas para uma IA de Confiança*. Publicado em Abr/2019. Disponível em: <https://ec.europa.eu/futurium/en/ai-alliance-consultation#:~:text=The%20Ethics%20Guidelines%20for%20Trustworthy,strategy%20announced%20earlier%20that%20year>.

Human Rights Watch (2018) – *The EU General Data Protection Regulation: Questions and Answers*. Publicado em 06/Jun/2018. Disponível em: <https://www.hrw.org/news/2018/06/06/eu-general-data-protection-regulation#>.

Instituto de Tecnologia e Sociedade do Rio de Janeiro – ITS-Rio (2016). *Big Data no projeto Sul Global: Relatório sobre estudos de caso*. Rio de Janeiro. Disponível em: https://itsrio.org/wp-content/uploads/2016//03/ITS_Relatorio_Big-Data_PT-BR_v2.pdf.

KANOJE, S., GIRASE, S., MUKHOPADHYAY, D. (2015) – *User Profiling for Recommendation System*. ArXiv, abs/1503.06555.

KOBSA, A. (2007) – *Privacy-Enhanced Web Personalization*. In: In: BRUSILOVSKY P., KOBSA A., NEJDL W. (Eds), *The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, pp. 628-670.

LANZING, M. (2019) – “*Strongly Recommended*” *Revisiting Decisional Privacy to Judge Hypernudging in Self-Tracking Technologies*. Philosophy & Technology, Vol. 32, pp. 549-568. DOI: <https://doi.org/10.1007/s13347-018-0316-4>.

LESSIG, Lawrence (2006) – *Code: Version 2.0*. Nova York: Basic Books. Disponível em: <http://codev2.cc/download+remix/Lessig-Codev2.pdf>.

LUO Y. *et al.* (2014) – *A Hybrid User Profile Model for Personalized Recommender System with Linked Open Data*. Enterprise Systems Conference, Shanghai, 2014, pp. 243-248. doi: 10.1109/ES.2014.16.

MAGRANI, E. (2014) – *Democracia conectada: a internet como ferramenta de engajamento político-democrático*. Rio de Janeiro: Juruá.

MAGRANI, E. (2019) – *Entre Dados e Robôs: Ética e Privacidade na Era da Hiperconectividade*. 2ª Ed. Porto Alegre: Arquipélago Editorial, 304 p.

MAZEH, I., SHMUELI, E. (2020) – *A personal data store approach for recommender systems: enhancing privacy without sacrificing accuracy*. Expert Systems with Applications, Volume 139, 112858. ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112858>.

MILANO, S., TADDEO, M., FLORIDI, L. (2019) – *Recommender Systems and their Ethical Challenges*. Oxford Internet Institute, University of Oxford. Disponível em: <https://core.ac.uk/download/pdf/199235574.pdf>.

MITTELSTADT, B. D. et al. (2016) – *The ethics of algorithms: mapping the debate*. Big Data & Society, pp. 1-21. DOI: 10.1177/2053951716679679.

MONTEIRO, R. L. (2018) – *Existe um direito à explicação na Lei Geral de Proteção de Dados do Brasil?* Instituto Igarapé, Art. Estratégico 39. Adotado em Dez/2018.

NADEE, W. (2016) – *Modelling User Profiles for Recommender Systems*. Doctoral Thesis in Fulfilment of the Requirements for the Degree of Doctor of Philosophy. Science and Engineering Faculty of Queensland, University of Technology.

NISSENBAUM, H. (2010) – *Privacy in Context: Technology, Policy, and the Integrity of Social Life*. Stanford University Press.

O Globo. *Estudo aponta desinformação em vídeos no YouTube sobre o coronavírus*. Publicado em 21/Jan/2021. Disponível em: <https://blogs.oglobo.globo.com/sonar-a-escuta-das-redes/post/estudo-aponta-desinformacao-em-videos-no-youtube-sobre-o-coronavirus.html>.

Olhar Digital (2019). *Vazamento expõe dados de 267 milhões de usuários do Facebook*. Disponível em: <https://olhardigital.com.br/2019/12/20/noticias/vazamento-expoe-dados-de-267-milhoes-de-usuarios-do-facebook/>. Acesso em 23/Jan/2021.

Organisation for Economic Co-operation and Development – OECD (2018) – *IoT measures and applications*. Paris: OECD Publishing, nº 271, Out/2018. DOI: <https://doi.org/10.1787/35209dbf-en>.

PAN, S. B. (2016) – *Get to Know Me: Protecting Privacy and Autonomy under Big Data's Penetrating Gaze*. Harvard Journal of Law & Technology, Vol. 30, nº 01, pp. 239-261.

PARASCHAKIS, D. (2016) – *Recommender Systems from an Industrial and Ethical Perspective*. Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys '16). Nova York: Association for Computing Machinery, pp. 463–466. DOI: <https://doi.org/10.1145/2959100.2959101>.

PARASCHAKIS, D. (2017) – *Towards an Ethical Recommendation Framework*. 11th International Conference on Research Challenges in Information Science (RCIS), Brighton, pp. 211-220. Doi: 10.1109/RCIS.2017.7956539.

PARISER, E. (2011) – *The Filter Bubble: What the Internet is Hiding from You*. Nova York: The Penguin Press.

Parlamento Europeu (2020) – *The ethics of artificial intelligence: Issues and initiatives*. Panel for the Future of Science and Technology, March 2020. Disponível em: [https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2020/634452/EPRS_STU\(2020\)6344_52_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2020/634452/EPRS_STU(2020)6344_52_EN.pdf).

QIN, J., LIU, B. (2020) – *A Novel Privacy-Preserved Recommender System Framework Based on Federated Learning*. arXiv:2011.05614.

REISMAN, D. et al. (2018) – *Algorithmic Impact Assessments: A Practical Framework for Public Agency Accountability*. AI Now Institute.

SAHU, S., SINGH, S. K. (2019) – *Ethics in AI: Collaborative filtering based approach to alleviate strong user biases and prejudices*. Noida: 2019 Twelfth International Conference on Contemporary Computing (IC3), pp. 1-6. Doi: 10.1109/IC3.2019.8844875

SEAVER, N. (2019) – *Captivating algorithms: Recommender systems as traps*. Journal of Material Culture 00 (00), pp. 1-16.

SHULGA-MORKAYA, T. (2019) – *Protection of personal data through implementation of the right to informational self-determination: identifying opportunities and pitfalls*. Internet Governance Forum 2019, 2019 Annual Giganet Symposium.

STRUCHINER, N., BRANDO, M. S. (2014) – *Como os juízes decidem casos difíceis do direito?* In.: STRUCHINER, N., TAVARES, R. S. (Org.). *Novas Fronteiras da Teoria do Direito: da Filosofia Moral à Psicologia Experimental*. Rio de Janeiro: Puc-Rio Pod Editora.

- SUNSTEIN, C. R. (2007) – *Republic.com 2.0*. Nova Jersey: Princeton University Press.
- SUNSTEIN, C. R. (2016) – *The ethics of influence: government in the age of behavioral Science*. Nova York: Cambridge University Pres.
- SUNSTEIN, C. R. (2017) – *#Republic: divided democracy in the age of social media*. Nova Jersey: Princeton University Press.
- SUSSER, D., ROESSLER, B., NISENBAUM, H. (2019) – *Technology, autonomy, and manipulation*. Internet Policy Review: Journal on internet regulation, Vol. 8, Issue 2. DOI: 10.14763/2019.2.1410.
- TEJEDA-LORENTE, A. *et al.* (2018) – *Adapting Recommender Systems to the New Data Privacy Regulations*. SoMeT. DOI: 10.3233/978-1-61499-900-3-373.
- THALER, R. H., SUNSTEIN, C. R. (2008) – *Nudge: improving decisions about health, wealth, and happiness*. New Haven & Londres: Yale University Press.
- UNICEF (2020) – *Policy guidance on Ai for children (Draft 1.0)*. Available at: <https://www.unicef.org/globalinsight/media/1171/file/UNICEF-Global-Insight-policy-guidance-AI-children-draft-1.0-2020.pdf>.
- VAN OOIJEN, O.; VRABEC H. (2018) – *Does the GDPR Enhance Consumers' Control over Personal Data? An Analysis from a Behavioural Perspective*. Journal of Consumer Policy, Vol. 42, pp. 91-107. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10603-018-9399-7>.
- VARSHNEY, L. (2020) – *Respect for Human Autonomy in Recommender Systems*. 3rd FAccTRec Workshop on Responsible Recommendation (RecSys 2020 Workshop). Available at: <https://arxiv.org/abs/2009.02603>.
- WATCHER, S., MITTELSTADT, B. (2019) – *A Right to Reasonable Inferences: Re-Thinking Data Protection Law in the Age of Big Data and AI*. Columbia Business Law Review, Vol. 2019, Issue 2.
- YEUNG, K. (2017) – *'Hypernudge': Big Data as a mode of regulation by design*. Information, Communication & Society, Vol. 20, n° 1, pp. 118-136. DOI: 10.1080/1369118X.2016.1186713.
- ZHANG, Q., LU, J., JIN, Y. (2020) – *Artificial intelligence in recommender systems*. Complex & Intelligent Systems. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40747-020-00212-w>