

## COMPREENDENDO A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E O LEGÍTIMO INTERESSE

### *UNDERSTANDING ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND LEGITIMATE INTEREST*

Artigo recebido em 23/08/2024

Artigo aceito em 16/09/2024

Artigo publicado em 10/02/2025

#### **Ingrid Mayumi da Silva Yoshi**

Mestre em Direito, Sociedade e Tecnologias pela Escola de Direito das Faculdades Londrina. Mestranda em Bioética pela Pontifícia Universidade Católica do Paraná- PUCPR. Graduada em Direito pela PUCPR. Graduanda em Filosofia pela Universidade Estadual de Londrina- UEL. Graduanda em Ciência de Dados e Inteligência Artificial pelo Centro Universitário Filadélfia- UNIFIL. E-mail: [ingrid.mayumi.yoshi@uel.br](mailto:ingrid.mayumi.yoshi@uel.br).

#### **Carlos Renato Cunha**

Doutor e Mestre em Direito do Estado pela UFPR. Especialista em Direito Tributário pelo IBET. Professor do Programa de Mestrado Profissional em Direito, Sociedade e Tecnologias na Escola de Direito das Faculdades Londrina (Brasil). Professor da graduação em Direito das Faculdades Londrina e da PUCPR. Professor conferencista do IBET. E-mail: [carlosrenato80@gmail.com](mailto:carlosrenato80@gmail.com).

**RESUMO:** A Inteligência Artificial (IA) tem revolucionado diversas áreas do conhecimento e setores econômicos, introduzindo inovações que impactam profundamente a sociedade. No entanto, junto com os benefícios surgem desafios significativos, especialmente relacionados à privacidade e ao tratamento de dados pessoais. O trabalho "Compreendendo a Inteligência Artificial e o Legítimo Interesse" explora o contexto histórico da IA, seus fundamentos teóricos, metodologias empregadas e estágios de desenvolvimento, além da complexidade da incerteza probabilística associada. Para alcançar os objetivos propostos, este estudo adotou uma abordagem metodológica baseada em revisão bibliográfica e análise crítica. O estudo discute as origens da IA e os marcos que a moldaram até hoje, destacando os princípios que sustentam seu avanço. A análise da probabilidade de incerteza enfatiza a natureza estatística das previsões feitas por sistemas de IA contrastando com a percepção equivocada de determinismo absoluto. Um foco especial é dado à privacidade, examinada à luz da Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD) e do conceito de legítimo interesse. O estudo demonstra como o Poder Judiciário pode usar o legítimo interesse para justificar o processamento de dados pessoais na IA sublinhando a necessidade urgente de implementar medidas robustas de proteção de dados.

**PALAVRAS-CHAVE:** inteligência artificial; legítimo interesse; privacidade.

**ABSTRACT:** Artificial Intelligence (AI) has revolutionized various areas of knowledge and economic sectors, introducing innovations that have a profound impact on society. However, along with the benefits come significant challenges, especially related to privacy and the

processing of personal data. The work "Understanding Artificial Intelligence and Legitimate Interest" explores the historical context of AI, its theoretical foundations, methodologies employed and stages of development, as well as the complexity of the associated probabilistic uncertainty. To achieve the proposed objectives, this study adopted a methodological approach based on a literature review and critical analysis. The study discusses the origins of AI and the milestones that have shaped it to date, highlighting the principles that underpin its progress. The analysis of the probability of uncertainty emphasizes the statistical nature of the predictions made by AI systems, contrasting with the misconception of absolute determinism. A special focus is given to privacy, examined in the light of the General Data Protection Law (LGPD) and the concept of legitimate interest. The study demonstrates how the judiciary can use legitimate interest to justify the processing of personal data in AI, underlining the urgent need to implement robust data protection measures.

**KEYWORDS:** artificial intelligence; legitimate interest; privacy.

## 1 INTRODUÇÃO

A Inteligência Artificial (IA) tem revolucionado diversas áreas do conhecimento e setores da economia, trazendo inovações e aprimoramentos que impactam significativamente a sociedade.

No entanto, junto com os benefícios, surgem preocupações quanto à privacidade e ao uso de dados pessoais. Compreender a IA e o conceito de legítimo interesse é essencial para garantir que a evolução tecnológica respeite os direitos fundamentais dos indivíduos. Este trabalho visa explorar a interseção entre a IA e o legítimo interesse, analisando o impacto do processamento de dados pessoais sob essa perspectiva legal.

Neste sentido, o objetivo deste trabalho é analisar como a Inteligência Artificial, em seus diferentes estágios de desenvolvimento, interage com o conceito de legítimo interesse no processamento de dados pessoais, enfatizando a importância de proteger a privacidade dos usuários.

A metodologia adotada incluirá a revisão de literatura acadêmica, análise de casos práticos e a interpretação de normas e regulamentos relevantes, visando uma compreensão detalhada e crítica sobre o tema.

Para isso o trabalho foi dividido em quatro seções. A primeira seção outorga uma noção geral da evolução histórica da IA. A segunda discorre a classificação da IA e sua fase atual, e a terceira demonstraremos as diferenças entre IA, Robô e Algoritmo e a quarta trabalhou sobre a aplicação da privacidade e o legítimo interesse.

## 2 CONTEXTO HISTÓRICO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Quando se trata de inteligência artificial, logo vem à mente os filmes “hollywoodianos”, como Metrópolis, de 1927; 2001: Uma odisseia no espaço, de 1968; Blader Runner, de 1982; Exterminador do futuro, de 1984; Matrix de 1999; A.I. – Inteligência Artificial, de 2001; Eu, robô, de 2004; Ela, de 2013; dentre outros. Todos esses filmes tentam retratar como seria o futuro com os avanços das tecnologias, o que aqui se extrai, de modo indireto, como seria a inteligência artificial, em todos os exemplos acima relatada de modo negativo.

Por volta de 1930, o escritor Isaac Asimov escreveu histórias de robôs em uma perspectiva positiva, e até escreveu, no livro de 1942, “Eu, robô”, três leis da robótica cujo intuito seria o de respeitar as ordens humanas, não os ferir e proteger sua existência, desde que sem entrar em conflito com as leis anteriores (Zampier, 2022).

Posteriormente, Asimov escreveu uma quarta lei denominada lei zero, na qual o robô não pode fazer mal para a humanidade, seja por omissão, ou permitindo que ela sofra algum mal. No entanto, com os vários filmes “hollywoodianos” e duas guerras mundiais, foi constatado como o avanço tecnológico pode ser perigoso ao ser humano, e na robótica não poderia ser diferente. Teatros e livros relatam como a tecnologia coloca em risco a existência humana (Zampier, 2022).

Notório que não há como definir se a inteligência artificial é positiva ou negativa, o que se tem são vantagens e desvantagens, mas para entender o seu surgimento, se faz necessário voltar aos escritos do filósofo Aristóteles, que viveu na Grécia antiga por volta de 384 a 322 a.C., os quais foram importantes para a construção do pensamento científico moderno, como na perspectiva da Inteligência Artificial é a lógica. As obras lógicas de Aristóteles foram os primeiros estudos formais de raciocínio, tendo como base os “Silogismos”, que seriam um sistema argumentativo baseado em proposições, levando a uma conclusão (Rasch, 2012).

A lógica aristotélica foi desenvolvida no século XII por filósofos matemáticos e lógicos, como, por exemplo, Peter Abelard. No início do século XVIII, o filósofo e matemático

Gottfried Leibniz teve a ideia de criar uma linguagem matemática formal universal, que expressasse com precisão os problemas de todos os tipos, para então resolvê-los. Apesar de não obter êxito, seu trabalho forneceu bases para as lógicas e predicados.

No século XIX, o matemático George Boole (1815-1864) criou a álgebra booleana, uma estrutura lógica podendo ser verdadeira ou falsa, um sistema utilizado até hoje por engenheiros eletrônicos e cientistas da computação como parte das lógicas proporcionais e dos predicados binários.

Na mesma época, Charles Babbage inventou a máquina analítica, ou seja, o primeiro computador do mundo. Apesar de nenhum modelo criado por ele ter funcionado, ele serviu como parâmetro para os projetos dos computadores do século XX, os quais não se assemelhavam aos dele por serem eletrônicos, enquanto os do Babbage eram mecânicos. No fim, os computadores eletromecânicos foram substituídos pelos computadores a válvulas.

Em 1943, Warren McCulloch e Walter Pitts apresentam, pela primeira vez, um artigo sobre redes neurais: “*A Logical Calculus of the ideas imanente in nervous activity*”. O referido artigo apresenta estruturas de raciocínio artificiais em forma de modelo matemático que imitam o nosso sistema nervoso (Instituto De Engenharia, 2018).

Em 1950, o matemático Claude Shannon, conhecido como o “o pai da teoria da informação”, escreve um artigo intitulado “Programando um computador para jogar xadrez”, em que propõe como deveria criar uma máquina que jogasse xadrez. Salienta-se que todos os programas de xadrez foram baseados neste artigo.

Na Segunda Guerra Mundial, Alan Turing, junto a Bletchley Park, trabalhou para decifrar os códigos alemães. Depois disso, Turing começou a trabalhar com a ideia de construir um computador que pensasse, publicando em 1950 seu trabalho intitulado “*Computing Machinery e Intelligence*”, sendo um dos primeiros trabalhos já publicados acerca do tema. Alan Turing estudava a possibilidade das máquinas processarem respostas semelhantes aos humanos, e esse problema foi denominado de Teste de Turing, o que não foi resolvido devido à impossibilidade das ciências exatas em elencar todas as variedades de comportamento humano (ZAMPIER, 2022). Até que, em 2014, um chatbot denominado Eugene Goostman conseguiu derrotar o Teste de Turing (Instituto De Engenharia, 2018).

O teste era baseado na ideia de que, se um indivíduo interrogasse um computador e no fim não soubesse distinguir entre um ser humano e um computador, o computador poderia ser considerado inteligente. O teste funciona da seguinte forma: o interrogador não pode interagir diretamente com o humano e o computador, mas pode fazer perguntas para ambos no,

mostradas em uma tela para os interrogados. Mesmo assim, em meados da década de 1950, os pioneiros da IA, Marvin Minsky, John McCarthy e Herbert Simon, considerados as maiores mentes na área da computação, tinham uma missão recriar a inteligência humana em uma máquina (Zampier, 2022).

Em 1951, Marvin Minsky e Dean Edmonds criaram a primeira rede neural artificial, simulando um rato encontrando seu caminho em meio a um labirinto. O primeiro neurocomputador possuía quarenta neurônios, denominados SNARC (*Stochastic Neural Analog Reinforcement Computer*), e era composto por válvulas, pequenos motores e engrenagens, bem como fios que ligavam os vários “neurônios” (Cybernetczoo, 2009).

Todos os anos anteriores foram essenciais na construção da inteligência artificial, mas o ano 1955 foi o marcado pela proposta de estudos sobre os benefícios da IA para os seres humanos, no *Dartmouth College*, em *Hanover*, EUA, tendo como líder o professor John McCarthy. Na época entendia-se que a IA havia surgido para simular, por meio de máquinas, a inteligência humana (Zampier, 2022).

A proposta de dois meses de pesquisa por John McCarthy, em Dartmouthon, sobre inteligência artificial, reuniu 10 cientistas da computação renomados, os quais já foram citados anteriormente como Nathan Rochester; Claude Shannon; Marvin Minsk, dentre outros (McCarthy, 1955).

A tentativa desta pesquisa era a de descobrir como os computadores poderiam exercer as atividades humanas ligadas à cognição, abstração e uso de linguagem, e o programa resumia: “o estudo deve prosseguir com base na conjectura de que todo aspecto do aprendizado ou qualquer outra característica da inteligência pode, em princípio, ser descrito com tanta precisão que uma máquina pode ser feita para simulá-lo” (McCarthy, et al., 1955). A conferência foi tão promissora sobre a possibilidade da IA na prática, que órgãos privados começaram a investir nela, como, por exemplo, a Agência de Pesquisa de Projetos Avançados, ARPA (Instituto De Engenharia, 2018).

No entanto, cabe salientar que, desde 1952 já eram realizados experimentos acerca do tema pelo então engenheiro Arthur Samuel, criador do software para jogar damas que melhorava suas habilidades a cada jogada (Centi, 2018). Em 1957, Frank Rosenblat criou o conceito de *Perceptron* como o primeiro elemento de RNA, sua estrutura sendo mais simples que uma rede neural, e usada para classificar padrões que linearmente separáveis (Soares, 2018).

John McCarthy, por volta de 1956, quando trabalhava com o projetos de IA, teve as primeiras ideias sobre linguagem universal de programação. A primeira tentativa ocorreu em

1958, em que uma linguagem de programação de nome Lisp (acrônimo para “*List Processing*”) se tornou a principal linguagem da IA entre os anos de 1970 e 1980. Ela influenciou linguagens como Python, Perl, Smalltalk, Ruby e Forth (Peter, Hammad, Zschornack, 2012).

O termo *machine learning* aparece pela primeira vez em 1959, sendo então um sistema que permite que os computadores tenham habilidades para aprender funções sem programação prévia, ou seja, se alimentá-la com um algoritmo de dados, a máquina vai aprender a executar uma tarefa de modo automático (Instituto De Engenharia, 2018).

O Teste de Turing resultou em diversos programas de computação, como, por exemplo, a criação, entre 1964 e 1965, do primeiro chatboot ELIZA de Weizenbaum, para simular uma conversa humana, as tentativas resultando na melhoria da compreensão de algumas áreas, como, por exemplo, a linguagem natural.

Entre 1966 e 1972, foi criado o primeiro robô móvel pelo Instituto de Pesquisa de Stanford, nos Estados Unidos. Diferentemente dos demais robôs, o robô Shakey não precisava de instruções detalhadas, pois ele conseguia, em comandos complexos, fragmentar partes menores e realizar as ações. Ele foi o primeiro a combinar raciocínio lógico e ações físicas, e possuindo uma visão computacional e uma programação natural, inicialmente foi programado com a linguagem Lisp e tinha uma lista de pequenos movimentos, como, por exemplo, mover objetos do ambiente (Granatyr, 2017).

O robô Shakey trouxe diversos benefícios para as pesquisas da IA, como o desenvolvimento do algoritmo A (A Star/A Estrela), com grande aplicação em jogos, além de contribuir nos campos de processamento digital de imagens e visão computacional, sendo inclusive base para o desenvolvimento dos robôs modernos (Granatyr, 2017).

Em 1967, Newell e Simon tiveram a ideia do *General Problem Solver* (GPS), cujo objetivo era, como o nome sugere, solucionar quase todos os problemas lógicos. O programa usava uma metodologia conhecida como análise de meios e fins, baseada na ideia de determinar o que precisa ser feito, para então chegar a um modo de fazê-lo. Isto funciona muito bem para os problemas simples, mas pesquisadores de IA logo perceberam que este tipo de método não poderia ser aplicado, e de modo geral o GPS podia solucionar alguns problemas bem específicos para os quais ele era adequadamente ajustado, mas o seu nome era verdadeiramente uma denominação impropria (Coppin, 2013).

Naquele momento havia uma grande dose de otimismo em relação ao IA. Previsões que, com percepção tardia, pareciam ousadas eram correntes. Muitos comentaristas previam que, em apenas alguns poucos anos, seriam projetados computadores ao menos tão inteligentes

quanto verdadeiros seres humanos, capazes de realizar tarefas tais como ganhar do campeão mundial de xadrez, traduzir de russo para o inglês e conduzir um automóvel em uma rua movimentada. Algum sucesso foi alcançado nestes últimos 50 anos, para esses problemas e alguns outros similares, mas ainda não foi projetado um computador descrito por qualquer pessoa como sendo razoavelmente inteligente (Coppin, 2013).

Desde os anos 50, uma grande dose do otimismo original com a IA foi perdida, tendo sido substituída por uma dose de realismo. O objetivo do estudo da IA não é mais criar um robô tão inteligente quanto um humano, mas em vez disso usar algoritmos heurísticos<sup>1</sup> e metodologias baseadas nos modos pelos quais o cérebro humano soluciona problemas. Assim, foram desenvolvidos sistemas tais como a analogia de Thomas Evans e a arquitetura *copycat* de Melanie Mitchel, que foram projetados para conseguirem solucionar problemas que envolvem analogias (Coppin, 2013).

Entre 1970 e início dos anos 1980, não houve avanços na área de IA, pois havia mais estudos acadêmicos do que uma aplicação prática, conseqüentemente obtendo corte de investimentos, logo, sem estímulo para se realizarem estudos no setor. John Von Neumann continuou os estudos de Turing, desenvolvendo softwares em analogia ao cérebro humano como, por exemplo, linguagem, memória e sensores (Zampier, 2022), no entanto, com a negatividade da imitação do cérebro humano, poucos recursos e o desenvolvimento científico precário, a IA não se desenvolveu nas décadas subsequentes, conhecido como “invernos de IA” (LEE, 2019). E isso até que Edward Feigenbaum cria sistemas especialistas, os quais são softwares que realizam atividades complexas e específicas, e então vários setores corporativos percebem a utilidade desses softwares (Instituto De Engenharia, 2018).

O ano de 1990 foi marcado pela explosão da internet comercial, a qual impulsionou a IA quando esta ampliou sua utilização no desenvolvimento de sistemas de navegação. As redes utilizaram a IA para desenvolver sistemas de navegação e indexação, programas que buscavam a rede automaticamente e classificavam resultados. O protótipo do Google surgiu neste período (Instituto De Engenharia, 2018).

---

<sup>1</sup> São similares aos métodos heurísticos, ou seja, são algoritmos exploratórios que visam resolver problemas, não tendo um conhecimento especializado. Os algoritmos heurísticos são específicos com sequências de passos não sendo exato e nem aproximado, mas busca solucionar os problemas, como por exemplo, a equação de segundo grau, os algoritmos buscariam métodos para resolver não se limitando a fórmula de Báscara. BUENO, Fabrício. **Métodos Heurísticos Teoria e Implementações.** Disponível em: [https://wiki.ifsc.edu.br/mediawiki/images/b/b7/Tutorial\\_m%C3%A9todos\\_heur%C3%ADsticos.pdf](https://wiki.ifsc.edu.br/mediawiki/images/b/b7/Tutorial_m%C3%A9todos_heur%C3%ADsticos.pdf). Acesso em: 05/04/2024.

No dia 10 de fevereiro de 1996, a IA sai dos papéis e mostra ao mundo do que ela é capaz. Deep Blue foi o supercomputador do setor de informática IBM dotado de inteligência artificial, com um software alimentado com informações, lógica e algoritmos que derrotou até o então campeão mundial de xadrez Garry Kasparov, em um placar de 4 a 2. Enquanto ele gastava um segundo para avaliar três jogadas, a máquina examinava 200 milhões de jogadas por segundo (Pedrosa, 2021). Essa partida ficou conhecida como “O último ponto de resistência do cérebro” (Lee, 2019).

Em 2000, a referida empresa desenvolveu outra IA, o Watson, que mais uma vez derrotou a inteligência humana em seu próprio jogo como, por exemplo, perguntas e respostas (ZAMPIER, 2022). As máquinas foram desenvolvidas com o intuito de ajudar o ser humano, e com isso, em 2002 foi lançado pela iRobot o primeiro assistente de limpeza autônomo. Em 2005, a IA passou a ser aplicada em carros autônomos (Instituto De Engenharia, 2018).

Nos anos de 2000, a linguagem natural passou a ter destaque, mas a interface de voz já havia começado na década de 1950, com os engenheiros do Nell Labs e o reconhecedor automático de dígitos denominado de Audrey. Depois foi sendo desenvolvida em 1960, com a IBM e o Shoebox que fazia aritmética por comando de voz. Na década de 1970, foi melhorada com o Harpy, que entendia frases completas. Dez anos depois foi a Tangora, que era uma máquina de escrever ativada por voz, também criação da IBM. Já na década de 1990, o Dragon Dictate permitiu ser usado em casa, e sete anos depois seu sucessor, o Dragon Naturally Speaking, foi o primeiro reconhecimento de fala contínua (Souza, 2020).

No entanto, o grande progresso neste setor foi em 2008, quando a Google apresentou o aplicativo Google Voice Search para Iphone, em que adicionava em suas análises dados de bilhões de pesquisas para tentar entender da melhor forma o usuário. Em 2010, a Google adicionou reconhecimento personalizado nos celulares Android, o software que grava as pesquisas por voz do usuário, sendo assim mais assertivo (Souza, 2020).

A Apple, em 2011, lançou a assistente virtual Siri, além do reconhecimento de voz, ela possuía uma IA que possibilitava conversas quase naturais com os usuários, e o que mais chamou atenção foi que a robô possuía características humanas, como uma personalidade. Em 2014 a Amazon lançou a Alexia, diferente dos demais, que eram para celulares, ela funcionava dentro de um alto-falante inteligente, o Echo, que mais tarde integraria e se conectaria com outros acessórios da casa (Souza, 2020).

Em 2012 a Google, com o *deep learning*, conseguiu treinar um algoritmo para reconhecer gatos em vídeos do YouTube, e atualmente ele é uma ferramenta utilizada no Google Translate (Instituto De Engenharia, 2018).

Em 2016, a AlphaGo, desenvolvida pela DeepMind levou três dias para aprender a jogar Go e atingiu um conhecimento técnico muito alto após treinar milhares de vezes contra si mesmo, derrotando Ke Jie, o melhor jogador de Go do mundo (Lee, 2019).

Na contemporaneidade, a IA automatiza processos e torna a tecnologia mais apta para várias funções, e no futuro ela poderá substituir muitas das funções desempenhadas pelas pessoas. Ela está melhorando rapidamente no desenvolvimento cognitivo a ponto de não se saber diferenciar, em alguns casos, o robô com inteligência artificial de um ser humano (Schwab, 2018).

Isso impacta positivamente na redução de custos, mais eficiência, mais inovações e oportunidades para as empresas, os impactos negativos seriam perda e automação do trabalho, mudanças legais, mais responsabilidade (Schwab, 2016).

### **3 MÉTODOS, SISTEMAS, ESTÁGIO DE DESENVOLVIMENTO E PROBABILIDADE DE INCERTEZA**

Os métodos têm como base o comportamento inteligente humano, possuindo dois tipos, que são a IA forte e IA fraca. Os adeptos da IA forte acreditam que, dispondo de um computador com capacidade de processamento e fornecimento de inteligência, pode-se criar um computador que possa literalmente pensar e ser consciente, do mesmo modo que um ser humano é consciente. No entanto, a possibilidade de se criar um robô com emoções e genuína consciência fica apenas no âmbito da ficção científica, sendo raramente considerada como um objetivo da IA. Por outro lado, a IA fraca é simplesmente a visão de que comportamento inteligente pode ser modelado e utilizado por computadores para solucionar problemas complexos. Este ponto de vista defende que apenas o fato de um computador agir livremente não prova que ele seja verdadeiramente inteligente no sentido humano (Coppin, 2013).

Os métodos fortes dependem de sistemas sólidos com conhecimentos sobre os problemas do mundo, enquanto os métodos fracos usam a lógica e raciocínios automatizados que podem ser utilizados de forma genérica na resolução de problemas. Enfatiza-se que, para utilizar os métodos fortes, é necessário o uso de métodos fracos, pois conhecimento sem

metodologia é inútil. Neste sentido, os métodos fracos baseiam os sistemas de produção que passam para sistemas especialistas com as regras dos métodos fortes na codificação do conhecimento. Um exemplo de tecnologia que utilizou estes métodos foi o GPS — Solucionador de problemas Genéricos — criado por Newell e Simon (Coppin, 2013).

IA também pode ser dividida em: analítica, inspiradas em humanos e humanizada. A IA analítica é aquela inteligência cognitiva que se baseia em experiências passadas para decisões futuras. A IA inspirada em humanos é tanto cognitiva quanto emocional, para tomada de decisões. A IA humanizada é mais complexa, além da inteligência cognitiva e emocional ela possui a social, que é capaz de interagir com humanos e entre máquinas (Kaplan; Haenlein, 2019).

Nesta mesma alínea pode-se dizer sobre os graus de IA: a restrita, a geral e a superinteligência (Kaplan; Haenlein, 2019). A restrita resolve um problema de uma área específica e supera a inteligência humana, como o computador *Depp Blue*. Ela pode se subdividir em máquinas relativas que não acumulam memória ou memória limitada que utiliza fatos do passado para decisões do presente, como o SISAM Inteligência Artificial no Sistema de Seleção Aduaneira por Aprendizado de Máquina. A IA geral se assemelha muito a um ser humano, possuindo várias habilidades.

Um exemplo é o carro tesla, sendo possível guiar o carro, monitorar a internet para informações do trânsito, além de extrair decisões, evitando ou diminuindo a chances de acidentes em cada caso concreto. A IA geral se subdivide em: máquinas cientes que tem a capacidade de perceber objetos a sua volta, e máquinas autoconscientes que, além do exterior, possuem consciência sobre si mesmas (Kaplan; Haenlein, 2019).

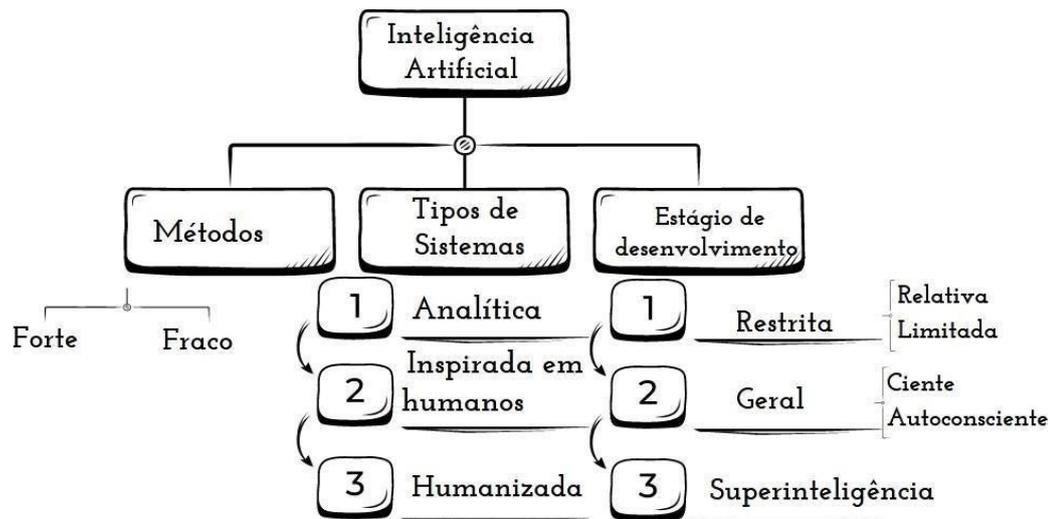
A IA superinteligente seria capaz de desenvolver habilidades sociais, exercer criatividade científica ao nível muito superior do ser humano, ainda não haja esse tipo de IA, não lhe faltam tentativas (Kaplan; Haenlein, 2019), a exemplo da robô Sophia, criada em 2016 pelo norte-americano David Hanson, cujo objetivo era criar robôs que fossem úteis para a humanidade. Sophia tem em torno de 60 expressões faciais e consegue ter conversas casuais até as mais complexas<sup>2</sup>. No entanto, há críticas sobre sua IA; Yann LeCun, ganhador do prêmio Turing, considerado o prêmio Nobel na computação, e diretor de IA do *Facebook*, por

---

<sup>2</sup> Revista Galileu. “IA melhorará o que é exclusivamente humano”. Disponível em: <https://revistagalileu.globo.com/Tecnologia/noticia/2021/09/ia-melhorara-o-que-e-exclusivamente-humano-diz-criador-da-robo-sophia.html> Acesso em: 10/06/2024.

exemplo, alude nas redes sociais como o *Twitter*<sup>3</sup> e o *Facebook*<sup>4</sup>, que ela possui expressões faciais avançadas enganando as pessoas no sentido de ter inteligência e sentimentos, e na verdade ela não possui nenhuma compreensão do que diz, parecendo mais um *chatboot* do que uma IA. Para melhor compreensão e fixação, segue o fluxograma da inteligência artificial dos conteúdos descritos anteriormente.

Figura 01: Fluxograma da Inteligência Artificial



Fonte: Autora, 2024.

Hodiernamente, há um elemento definidor dos sistemas de IA, que seria a variedade de formas a partir das quais as máquinas adquirem a capacidade de aprender com base em informações passadas. Três tipos de processos de aprendizagem por reforço podem ser identificados. O primeiro mapeia um conjunto de entradas para um determinado conjunto de saídas, incluindo métodos como regressão linear, árvores de classificação e redes neurais. Em segundo lugar, a entrada tem rótulos e o resultado não, o que significa que o algoritmo precisa inferir a estrutura subjacente dos próprios dados, como a análise de cluster, cujo objetivo é agrupar elementos em categorias semelhantes, mas nas quais nem a estrutura de clusters nem seu número são conhecidos antecipadamente. Os usuários precisam depositar maior

<sup>3</sup> Disponível em: [https://twitter.com/RealSophiaRobot/status/950097628066394114?s=04&fbclid=IwAR3dS9ZH\\_yndAY\\_wv1DxFT\\_JG1WWRUKNyRTLJC-25lh5ImblNsDU7t40fYkks](https://twitter.com/RealSophiaRobot/status/950097628066394114?s=04&fbclid=IwAR3dS9ZH_yndAY_wv1DxFT_JG1WWRUKNyRTLJC-25lh5ImblNsDU7t40fYkks). Acesso em: 10/06/2024.

<sup>4</sup> Disponível em: <https://www.facebook.com/yann.lecun/posts/10155025943382143>. Acesso em: 10/06/2024.

confiança no sistema para maximizar os resultados variáveis e o leque de decisões que podem afetá-lo (Kaplan; Haenlein, 2019).

No capítulo “Breve contexto histórico” mencionamos a aplicação da IA no jogo de xadrez e no AlphaGo, porém, se faz necessário salientar que a realidade não é perfeita como os jogos, há uma série de possibilidades desconhecidas no lugar de informações perfeitas, e com isso podem ocorrer vários equívocos como, por exemplo, o carro autônomo, que não consegue lidar com as incertezas do trânsito como uma bola quicando na rua, um pedaço de papel grudado no sensor ou na câmera do carro.

Todavia, as incertezas podem ser quantificadas por meio da estatística, e assim pode-se responder com diferentes ações. A probabilidade é um valor numérico que representa a possibilidade de que um determinado evento venha a acontecer. Existem três tipos: a clássica, a empírica e a subjetiva. A probabilidade clássica é baseada no conhecimento prévio do processo envolvido, a probabilidade empírica é nas observações de experimentos aleatórios, não se relacionando com a clássica, e a probabilidade subjetiva é conhecida como intuição estimativa baseada na experiência no passado de algum indivíduo, não se relacionando com as probabilidades anteriores (Santos, 2017).

A fórmula da probabilidade de um evento ocorrer em um número de casos possíveis:

$$P = \frac{n(A)}{n}$$

Onde:

“P” é a probabilidade;

“n(A)” o número de eventos favoráveis “n” é o total de eventos possíveis.

Existem dois fenômenos estudados, o fenômeno determinístico, que é previsto antes de sua realização, e os fenômenos aleatórios, em que os resultados não são previstos mesmo com a repetição dos experimentos realizados (SANTOS, 2017).

#### **4 DIFERENÇA ENTRE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL, REDES NEURAIS ARTIFICIAIS, ROBÔ E ALGORITMOS**

A ideia que se quer transmitir não é a de resolver cálculos de probabilidades, mas de transmitir a habilidade de refletir com incerteza em um primeiro momento como algo

quantificado. Ela não está além do pensamento racional e dos debates, pelo contrário, ela é utilizada como instrumento para a manipulação dos algoritmos de aprendizado de máquina no intuito de construir aplicações de IA.

Como exposto, a Probabilidade pode ser usada em várias situações do cotidiano, como ao pensar as chances de bater um veículo em determinada velocidade. Ela se torna essencial no cotidiano dos profissionais, como no presente caso, de advogados, juízes e demais profissionais do direito que precisam lidar com informações incertas e imprecisas para tomada de decisão.

A IA, o Robô e os Algoritmos, são conceitos amplamente utilizados na área de tecnologia da informação, frequentemente confundidos ou usados de maneira intercambiável. São no entanto conceitos distintos, com diferenças significativas.

Inteligência Artificial já foi conceituada anteriormente, e de modo sucinto podemos dizer que é o termo geral utilizado para se referir à criação de sistemas operacionais que são capazes de realizar tarefas, das simples às mais complexas, que normalmente exigiriam inteligência humana. Ela possui duas subáreas, o Aprendizado de Máquina (*Machine Learning*) e o Aprendizado Profundo (*Deep Learning*).

O Aprendizado de Máquina é, em síntese, uma das maneiras de se obter IA. O termo foi cunhado por Arthur Samuel, cientista pioneiro no campo, que o define como uma habilidade para aprender sem programação prévia (PUGET, 2019). É uma subárea da inteligência artificial que se concentra na construção de sistemas que podem aprender automaticamente a partir de dados. É a tecnologia que permite aos computadores aprender, analisar e tomar decisões com base em respostas e dados associados (Monteiro, 2018).

Classifica-se o aprendizado de supervisionado e não supervisionado. A distinção diz respeito a se o algoritmo foi treinado a partir de dados que foram ou não anteriormente classificados por humanos (puget, 2019). A aprendizagem supervisionada envolve uma categorização previamente definida, enquanto a aprendizagem não supervisionada procura por padrões semelhantes em um conjunto de dados, agrupando-os em clusterização.

O processo de aprendizagem supervisionada requer mais interferência humana. Quanto às tarefas que um algoritmo de aprendizagem de máquina pode realizar, as mais comuns incluem regressão (encontrar um valor contínuo), classificação (escolher uma resposta dentro de um grupo limitado de opções), e segmentação (classificação não supervisionada em clusters de exemplos similares e análise de redes). (Boeing, 2020)

O algoritmo se aprimora automaticamente, otimizando a análise das respostas esperadas sem a necessidade de intervenção humana. No entanto, há desafios técnicos em compreender como o sistema chegou a um resultado e problemas relacionados, incluindo debates sobre abusos éticos como manipulação, discriminação social, violação de privacidade e abuso de direito de mercado. Isso impacta diretamente o exercício e o acesso a direitos fundamentais. (Monteiro, 2018). Segundo Neil (2016) É necessário questionar a suposição de que os modelos matemáticos de processamento de dados são totalmente racionais e isentos de vieses subjetivos da mente humana. Na verdade, esses modelos representam opiniões convertidas em termos matemáticos, e os dados processados refletem a subjetividade do programador que desenvolveu o modelo, desde a seleção dos dados até as perguntas formuladas pelos algoritmos. Além disso, esses modelos estão propensos a erros, uma vez que foram criados por seres humanos que, consciente ou inconscientemente, incorporaram sua realidade social à matemática.

Embora se saiba que os modelos de inteligência artificial mais recentes foram baseados na biologia e psicologia do cérebro humano, há uma perda de controle sobre os processos de aprendizado dos algoritmos. A autonomia dos algoritmos de aprendizado de máquina torna as tarefas que eles realizam imprevisíveis e, mesmo após tomar uma decisão, é difícil entender como chegaram a esse resultado. (Ferrari, Becker, Wolkart, 2018).

Dessa forma, o aprendizado profundo é fundamental para resolver problemas complexos, como classificação de imagens, processamento de linguagem natural e reconhecimento de fala. Contudo, para desenvolvê-lo é necessária uma grande quantidade de dados e muito poder de processamento, que é uma das razões pelas quais se tornou viável em larga escala apenas recentemente (Mahapatra, 2018).

Os modelos de aprendizado de máquina geralmente funcionam através de redes neurais artificiais (RNA), que consistem em unidades computacionais chamadas de neurônios, conectados entre si e organizados em camadas. Cada camada possui unidades que transformam os dados de entrada em informações que a camada seguinte pode usar para realizar uma tarefa de previsão. Devido a esta estrutura, um computador é capaz de aprender através do próprio processamento de dados (Microsoft, 2022).

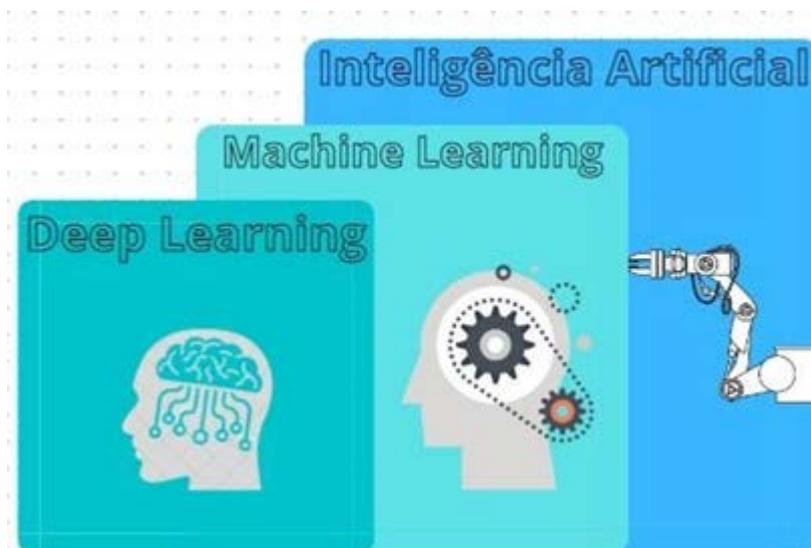
Essa estrutura foi inspirada, embora de forma rudimentar, nos processos neurais biológicos. No passado, devido a limitações tecnológicas, as redes neurais eram compostas por poucas camadas. Com o avanço da tecnologia, foi possível incluir camadas intermediárias que melhoram o desempenho dos algoritmos em problemas complexos. Cada camada tem

uma função específica e representa um nível na hierarquia. Daí o nome “aprendizado profundo”, devido a sua estrutura hierárquica com camadas ocultas (Boeing, 2020).

Aprendizado de máquina é uma área de estudo com várias abordagens diferentes, sendo o aprendizado profundo uma das mais populares atualmente. O aprendizado profundo é baseado em redes neurais e tem a vantagem de não precisar da intervenção humana para realizar tarefas complexas. Em vez disso, o próprio algoritmo detecta erros

e faz ajustes para melhorar os resultados. Devido a essa característica, o aprendizado profundo é capaz de resolver problemas que nem mesmo os seres humanos são capazes de explicar. Além disso, ele amplia a capacidade de processamento e análise de dados em proporções incompatíveis com o ser humano (Grossfeld, 2017).

Figura 02: Representação geral da Inteligência Artificial



Fonte: Autora, 2024.

As RNA consistem em camadas de nós interligados. Os modelos de aprendizado profundo utilizam RNA que possuem muitas camadas. Neste texto serão abordados os tipos de RNA mais comuns, incluindo: Rede Neural Feedforward, que é a forma mais simples e move informações de uma camada de entrada para a de saída; Rede Neural Recorrente (RNN), que usa a saída de uma camada para alimentar a camada de entrada e é amplamente usada em tarefas complexas, como previsão de série temporal e reconhecimento de linguagem; Rede Neural Convolucional (CNN), com uma arquitetura exclusiva e utilizada em reconhecimento de vídeo, imagem e sistemas de recomendação; Rede Adversária Gerativa (GAN), composta por gerador e discriminador, estes treinados para gerar conteúdo realista; Transformadores, que são apropriados para solucionar problemas com sequências, como texto

ou série temporal, e possuem camadas de codificador e decodificador, com subcamadas de atenção que concentram-se nas partes relevantes da entrada (Microsoft, 2022).

Algoritmo é qualquer procedimento computacional que, a partir de um conjunto de valores de entrada, consegue produzir um conjunto de valores na saída (Cormen, 2024), estando presente tanto na IA quanto no Robô.

Resumindo, os Algoritmos são conjuntos de regras ou instruções que são seguidas para resolver um problema ou realizar uma tarefa específica. Eles são amplamente utilizados na computação e na inteligência artificial, incluindo técnicas de aprendizado de máquina como regressão linear e árvores de decisão. Existem vários tipos de Algoritmos. Para fins de compreensão, serão expostos três: os Algoritmos Heurísticos, os Algoritmos Exatos e os Algoritmos de Aproximação.

Heurística vem da palavra grega *Heuriskein*, que significa descobrir. É uma técnica que aumenta a eficiência na busca de soluções para um problema. No entanto, as heurísticas não podem garantir a solução do problema. Algoritmos heurísticos são aqueles que não asseguram encontrar a solução perfeita, mas são capazes de fornecer uma solução de qualidade dentro do tempo necessário para a aplicação. O objetivo de uma heurística é encontrar uma solução “boa” de forma simples e rápida (Pearl, 1984). Os algoritmos heurísticos são amplamente utilizados em muitas aplicações, algumas das quais incluem: busca de rotas, como o Google Maps; resolução de problemas, como a otimização de recursos; jogos, como o xadrez; e agrupamento de dados, como a classificação de livros. Resumindo, é um algoritmo que produz uma solução “aproximada” ou “otimista” para o problema em questão. Destes algoritmos se produzem diversas técnicas para produzir soluções rápidas. Embora tais soluções não sejam necessariamente precisas ou ótimas, elas são boas aproximações produzidas rapidamente.

Um algoritmo exato é um algoritmo que produz uma solução precisa e correta para o problema em questão. Estes algoritmos usam técnicas rigorosas, como a programação dinâmica, para produzir uma solução ótima para o problema. No entanto, esses algoritmos podem ser muito intensivos em tempo computacional, consumindo muita memória para soluções complexas (Vilas Boas, 2015).

Algoritmos de aproximação são técnicas que não necessariamente produzem a solução perfeita, mas soluções que estão dentro de um certo limite da solução ideal. Eles surgiram como uma resposta aos problemas de otimização NP-difíceis que são difíceis de serem resolvidos devido à falta de algoritmos eficientes para resolvê-los. Dessa forma, é aceitável

renunciar à perfeição em troca de uma solução aproximada que possa ser computada de maneira eficiente. É importante que mesmo sacrificando a perfeição, a solução ainda seja boa e garanta uma boa eficiência computacional. Esse equilíbrio entre a perda de perfeição e aumento da eficiência é a essência dos Algoritmos de Aproximação (Miyazawa, 2023).

Em resumo, um algoritmo de aproximação é um algoritmo que produz uma solução “aproximada” ou “razoavelmente precisa” para o problema em questão. Estes algoritmos usam técnicas de otimização de aproximação, como a gradiente descendente, para produzir soluções rápidas e precisas. Embora essas soluções possam não ser as soluções ótimas, elas são boas soluções aproximadas.

Exposto isso, entende-se de modo sucinto que a escolha entre um algoritmo exato, heurístico ou de aproximação depende do problema específico que se está tentando resolver, do nível de precisão que deseja e do tempo de processamento disponível. Algoritmos exatos são precisos, mas podem ser lentos. Algoritmos heurísticos são rápidos, mas menos precisos. Algoritmos de aproximação são um equilíbrio entre velocidade e precisão.

O escritor tcheco Karel Capek é o responsável por popularizar o termo “robô”, em 1920, ao escrever a peça de teatro RUR. A peça retrata a história de um personagem chamado Rossum, que descobre como criar vidas humanas artificialmente para realizar trabalhos árduos. Embora os robôs não sejam feitos de metal, são produzidos com material orgânico, tão semelhantes a seres humanos que é fácil se confundir. No fim, os robôs acabam se rebelando contra os seus donos, o que contribuiu para tornar a obra atemporal (Kleina, 2021).

A palavra “robô” vem de “robota”, uma palavra de origem eslava que significa trabalho árduo, e era o único objetivo dos robôs criados na peça. A ideia original era criticar o ritmo intensivo de trabalho da época, que desumanizava os funcionários e os transformava em extensões de máquinas (Kleina, 2021).

Atualmente entende-se por Robôs os sistemas mecânicos ou elétricos que são programados para realizar tarefas repetitivas ou perigosas que seriam difíceis ou impossíveis para seres humanos (Gonçalves, 2017). Existe dois tipos de robôs, os robôs de software e os robôs de hardware, sendo duas categorias distintas de robôs que diferem principalmente na forma como são construídos e executam suas tarefas.

Robôs de software são robôs que são executados como programas de computador. Eles não têm forma física e são projetados para realizar tarefas específicas

no ambiente digital, como processamento de dados, automação de tarefas administrativas ou atendimento ao cliente virtual. Eles são geralmente programados usando

linguagens de programação e funcionam dentro de sistemas operacionais ou aplicativos específicos (Monteiro, 2023). Um exemplo de robô de software atual são os assistentes virtuais como Siri ou Alexa, projetados para ajudar os usuários com tarefas diárias, como agendar compromissos, responder perguntas ou reproduzir músicas. Esses robôs são executados com aplicativos em smartphones ou dispositivos de voz inteligentes, sendo capazes de realizar tarefas com base em comandos de voz ou solicitações de texto.

Robôs de hardware, por outro lado, são robôs com uma forma física, construídos com componentes eletrônicos e mecânicos. Eles são projetados para realizar tarefas específicas no mundo físico, como montagem de componentes, limpeza de pisos ou coleta de dados em ambientes perigosos. Eles são controlados por computadores e programados usando uma variedade de técnicas, incluindo programação baseada em regras, aprendizado de máquina e inteligência artificial (Monteiro, 2023). Um exemplo de robô de hardware são os robôs de limpeza de pisos, projetados para realizar tarefas domésticas como aspiração e lavagem de pisos. Eles são controlados por computadores e geralmente têm sensores que lhes permitem evitar obstáculos e mapear sua localização. Esses robôs são projetados para melhorar a eficiência e a conveniência dessas tarefas domésticas.

Figura 03: Diferença entre Hardware e Software



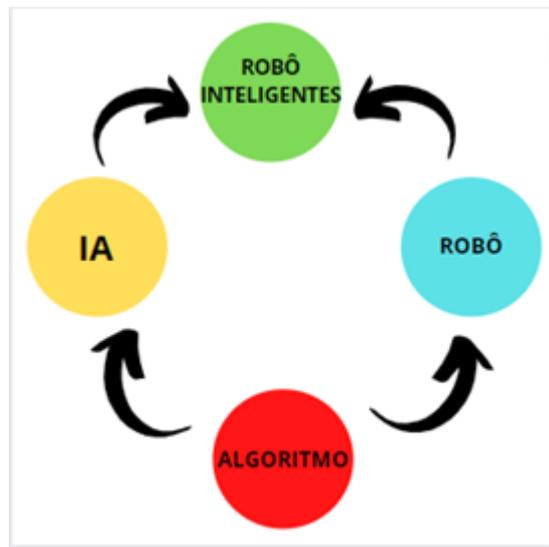
Fonte: Autora, 2024.

Em resumo, a principal diferença entre robôs de software e hardware é a forma como são construídos e executam suas tarefas. Robôs de software são programas de computador que realizam tarefas específicas no ambiente digital, enquanto robôs de hardware são máquinas físicas que realizam tarefas específicas no mundo físico.

Os robôs de processos de automação, seja por hardware ou software, são pré-configurados para que seu comportamento seja determinístico na execução autônoma de atividades, como os robôs utilizados nas indústrias. A IA, por meio de programas, seja por

aprendizado de máquina ou profundo, produz combinações de automação e análises ao nível da capacidade humana, podendo a partir disso tomar decisões com base em dados, previsões de regras humanas ou em vários parâmetros numéricos. Diferente dos robôs que não possuem inteligência, fazendo exatamente o que lhe foi imposto, não tendo capacidade, portanto, de tomar decisões. Os robôs e a IA são tipos diferentes de tecnologias, podendo usar uma ou a outra, ou combiná-las, resultando em robôs artificialmente inteligentes. Esses robôs inteligentes imitam a atividade humana e aprendem a processar e melhorar processos chegando ao comportamento probabilístico (Data Science Academy, 2021).

Figura 04: Esquema de composição



Fonte: Autora, 2024

Acima temos uma representação simplificada de como a IA, o robô, o robô inteligente e algoritmo se conectam. O algoritmo está presente na IA e no robô, conseqüentemente o robô inteligente também o possui. As setas são as composições que podem ou não estar preenchidas, no caso da IA ela é composta e usa os algoritmos assim como o Robô, já o Robô inteligente herda as características da IA e do robô comum.

## 5 APLICAÇÃO DA PRIVACIDADE POR MEIO DA LGPD ATRAVÉS DO LEGÍTIMO INTERESSE

Após compreender a história e o desenvolvimento da IA, evidencia-se que os algoritmos, presentes em todas as aplicações de IA, redes neurais, aprendizagem profunda e

aprendizado de máquina, podem ocasionar problemas não apenas por serem enviesados pelos preconceitos dos programadores, mas também pela própria probabilidade de erro. Isso coloca a privacidade dos usuários em perigo.

Sendo a privacidade um direito fundamental, este trabalho abordará, nesta seção, o legítimo interesse do Estado na utilização dos dados dos usuários por meio da IA. O legítimo interesse é uma base legal que permite o tratamento de dados pessoais sem a necessidade de consentimento explícito, desde que sejam atendidos certos critérios e salvaguardas. No contexto estatal, esse interesse pode ser justificado pela necessidade de garantir a segurança pública, promover a eficiência dos serviços públicos e proteger os direitos dos cidadãos.

De modo sucinto pode-se dizer que seria um interesse legítimo de uma organização de processar os dados pessoais sem o consentimento explícito do titular dos dados, para alcançar objetivos legítimos. A teoria da privacidade contextual é baseada na ideia de que a circulação de informações deve ser adequada ao seu contexto social. A análise contextual permite que o proprietário dos dados tenha expectativas justas sobre como suas informações serão compartilhadas, o que preserva sua privacidade. Discutir expectativas legítimas de privacidade significa considerar o que o proprietário dos dados deseja, não apenas a partir de uma perspectiva subjetiva, mas também levando em conta padrões sociais objetivos (Nissebaum, 2004).

Portanto, é reconhecido que a privacidade contextual é conservadora por natureza, pois rejeita práticas disruptivas que desafiam as normas sociais estabelecidas. Para que novos padrões surjam, eles precisam ser considerados “moralmente superiores”. Isso é avaliado ao examinar o valor social da privacidade e a negociabilidade limitada dos direitos da personalidade. Analisando casos de mídia, é importante verificar se o fluxo de informações incentiva a participação social e o livre desenvolvimento da personalidade do proprietário dos dados pessoais (Nissebaum, 2004).

Assim, exceto nos casos em que a lei especificamente restringe a circulação de informações, o discurso normativo da autodeterminação informacional é parcialmente retomado. É preciso considerar qual é a expectativa legítima do proprietário dos dados sobre como suas informações pessoais serão compartilhadas, baseando-se nas práticas comuns da sociedade (Nissebaum, 2004).

A fim de estabelecer limites e complementar o discurso normativo da autodeterminação informacional baseada no consentimento, a privacidade contextual defende que o controle dos dados pessoais deve ser avaliado à luz das práticas sociais, e não apenas do

ponto de vista individual. Ao fazer isso, ela amplia a abrangência do contexto em questão (Bioni, 2018).

O consentimento torna-se contextual, não sendo limitado a um propósito específico, mas seguindo uma gama de ações que são possíveis de serem realizadas no contexto de uma relação. A privacidade contextual é útil porque é flexível o suficiente para governar o uso secundário de dados pessoais que não podem ser previamente determinados e controlados rigorosamente (Bioni, 2018).

A abordagem da privacidade contextual, que não se baseia apenas no consentimento, amplia seu escopo. Mesmo quando o uso de informações pessoais não se baseia em uma declaração da vontade do proprietário, ainda há um foco em garantir o controle sobre o fluxo de informações. A falta de consentimento não significa falta de controle. O cidadão também tem controle sobre seus dados caso sejam tratados de acordo com suas expectativas legítimas. Em resumo, a abordagem proposta pela privacidade contextual leva à compreensão de que a autodeterminação informacional vai além do consentimento e envolve garantir previsibilidade no fluxo de informações pessoais do cidadão (Bioni, 2021).

A expressão “legítima expectativa” possui dois elementos da cultura jurídico-nacional: o princípio da boa-fé objetiva presente no artigo 6º *caput* da Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD)<sup>5</sup>, e o da confiança. Os princípios da boa-fé e confiança estão intrinsecamente ligados e se complementam. A confiança é gerada pelo comportamento leal e cooperativo do devedor, que deve ser protegido. A confiança é aceita e incorporada como uma conduta correta e adequada, baseada na crença de que as outras pessoas não agirão de forma contrária durante o relacionamento obrigacional e trabalharão juntas para cumprir suas obrigações (Lisboa, 2012; Bioni, 2021).

A privacidade contextual se baseia na confiança que a pessoa que compartilha informações tem no destinatário, na expectativa legítima de que seus dados pessoais serão usados e compartilhados conforme o contexto da relação estabelecida, ou com a razão pela qual foram divulgados. Esta confiança permite que a pessoa tenha a esperança de que o trânsito de suas informações pessoais não prejudique ou traia sua capacidade de desenvolvimento da personalidade e de participação social (Bioni, 2021).

---

<sup>5</sup> LGPD (Lei Geral de Proteção de Dados) sob o nº. 13.709/2018 tem como objetivo proteger os direitos fundamentais de liberdade e privacidade e criar um cenário de segurança jurídica promovendo a padronização de regulamentos e prática para proteção dos dados pessoais dos cidadãos em território brasileiro. MINISTÉRIO PÚBLICO FEDERAL. **O que é LGPD?** Disponível em < <https://www.mpf.mp.br/servicos/lgpd/o-que-e-a-lgpd> > Acesso em: 28/6/2024.

A privacidade contextual é como uma lubrificação para o funcionamento do mercado e das relações sociais, que dependem intensamente da troca de dados. Ela é capaz de simplificar o fluxo de informações em comparação com a abordagem tradicional da autodeterminação informacional. É uma norma que cria dois tipos de direitos. De um lado, o direito do titular de controlar suas informações, mesmo sem consentir, desde que elas sejam tratadas de acordo com suas expectativas legítimas. De outro lado, o direito de processar informações pessoais sem a necessidade de consentimento do titular. Isso cria uma dinâmica obrigacional na qual não apenas o titular tem o direito de compartilhar suas informações, mas também outras entidades podem fazê-lo sem precisar consultá-lo. Em outras palavras, terceiros, além do próprio titular, têm a liberdade jurídica de facilitar o fluxo de informações. Além do equilíbrio específico da expectativa legítima, tal posição jurídica tende a ser avaliada pela aplicação de um conceito tradicional no direito brasileiro: o abuso de direito (Bioni, 2021).

Neste aspecto, a disposição geral presente no Código Civil brasileiro será crucial, pois estabelecerá quem pode cometer uma ação ilegal ao utilizar esse privilégio de compartilhar informações pessoais, caso ultrapasse claramente os limites estabelecidos pelo seu objetivo econômico ou social, pela boa-fé e pelos costumes aceitáveis, conforme em seu art. 187.

Historicamente, o interesse legítimo tem sido visto como uma base legal mais flexível para o tratamento de dados no contexto do direito europeu (Article 29, 2014). Embora seja considerado no mesmo nível hierárquico, o interesse legítimo é usado como uma saída para evitar sobrecarga nas outras bases legais. A antiga diretiva europeia de proteção de dados não especificava critérios precisos para a aplicação do interesse legítimo, pois era um instrumento normativo que estabelecia objetivos gerais a serem incorporados nas leis nacionais dos países membros da União Europeia (UE) (Bioni, 2021). Ao contrário da Regulamento Geral de Proteção de Dados (GDPR<sup>6</sup>), que é mais prescritiva em sua técnica normativa e tem efeito imediato em todo o bloco econômico europeu, sem a necessidade de ser incorporada pelos países membros (Polido, 2018).

Como consequência da falta de detalhamento na antiga diretiva, durante sua vigência, houve: a) uma aplicação inconsistente e não harmoniosa da base legal do interesse legítimo

---

<sup>6</sup> GDPR (Regulamento Geral de Proteção de Dados) da União Europeia entrou em vigor em 2018, trata-se da Lei de Proteção de Dados, sendo mais abrangente, ela impõe deveres como: Obrigações de coleta, Segurança dos dados, Processamento e Uso dos dados e principalmente que as empresas obtenham os consentimentos dos usuários para tratamento desses dados. SECURE PRIVACY. **O que é GDPR?** Disponível em: < <https://secureprivacy.ai/pt/blog/o-que-e-gdpr> > Acesso em: 28/6/2024.

entre os países membros da UE, devido às diferentes regras e interpretações estabelecidas por cada país; b) o risco de as outras bases legais serem diminuídas, já que o interesse legítimo poderia ser visto como a base menos restritiva. Diante deste cenário, o Grupo de Trabalho do Artigo 29<sup>7</sup> elaborou uma opinião sobre o interesse legítimo, com o objetivo de: a) proporcionar previsibilidade e segurança jurídica na aplicação desta base legal em toda a UE e b) impedir que o interesse legítimo fosse usado para contornar os direitos e princípios da diretiva, especialmente as outras bases legais para o tratamento de dados (Bioni, 2021).

O aspecto mais relevante deste documento é a criação de um teste “multifatorial” para ser avaliado pelos reguladores e pelos agentes responsáveis pelo processamento de dados, a fim de interpretar e utilizarem esta base legal (Article 29, 2014).

O novo regulamento europeu, a GDPR, incorporou diretamente as recomendações desta opinião, e as disposições 47 e 50 incluíram todo o vocabulário prescrito neste documento, bastando uma simples comparação entre os dois para constatar isso. Houve uma necessidade de estabilizar a interpretação de um conceito indeterminado, como o legítimo interesse, a fim de garantir previsibilidade na aplicação da base legal para todas as partes envolvidas no processamento de dados, tanto para os titulares dos dados quanto para os reguladores. No Brasil, após debates e consultas públicas, foi estabelecido um denominador comum para a aplicação do legítimo interesse na LGPD.

Inicialmente, ele não estava incluso no primeiro anteprojeto da lei, mas houveram debates entre empresas que defendiam sua inclusão, pois seria mais flexível e relevante, enquanto a sociedade civil e a academia exigiam requisitos para garantir a segurança jurídica (Bioni, 2021).

Foi enviado o projeto ao Congresso Nacional que balanceou os interesses dos titulares dos dados e os agentes de tratamento de dados. Com base no Grupo de Trabalho do Artigo 29, ficou muito conhecido o teste composto de quatro fases para a aplicação do legítimo interesse para o tratamento de dados: *Legitimate Interests Assessment* (LIA). Essas quatro etapas estão divididas em duas partes. A primeira parte, que compreende as três primeiras etapas, é onde a avaliação da legitimidade do interesse é feita pelo controlador ou terceiro. A segunda parte, onde a quarta etapa está localizada, permite uma espécie de contraditório e ampla defesa pelo

---

<sup>7</sup> Article 29 Working Party: Grupo de Trabalho do Artigo 29.º (GT Art. 29.º) é o grupo de trabalho europeu independente que lidou com as questões relacionadas com a proteção de dados pessoais e da privacidade até 25 de maio de 2018 (data de aplicação do RGPD). Disponível em: <[https://edpb.europa.eu/about-edpb/more-about-edpb/article-29-working-party\\_pt](https://edpb.europa.eu/about-edpb/more-about-edpb/article-29-working-party_pt)> Acesso em: 28/6/2024.

próprio titular dos dados e entidades representativas de seus interesses. Esse último passo é crucial, pois garante que a outra parte, cujo interesse é avaliado pelo agente de tratamento de dados tenha voz e seja ouvida, o que está de acordo com o princípio da autodeterminação informacional da LGPD (Bioni, 2021).

Percebe-se que o Brasil, com o advento da LGPD, buscou preservar tanto o titular dos dados protegendo seus direitos, quanto aos agentes de dados prevendo critérios para a utilização do legítimo interesse.

Tabela 2: Comparação entre Europa e Brasil

FASE/TESTE	EUROPA (ICO)	EUROPA (WP 29)	BRASIL
Fase 01- legitimidade Juízo de valor do controlador ou terceiro	Art. 6(4), b do GDPR; Recital 47 e 50, da Diretiva 95 <ul style="list-style-type: none"> <li>Situação concreta</li> <li>Finalidade lícita</li> </ul>	Art. 6(4), b, do GDPR Recital 47 e 50, da Diretiva 95 <ul style="list-style-type: none"> <li>Situação concreta</li> <li>Finalidade lícita</li> </ul>	Art. 10, caput, da LGPD <ul style="list-style-type: none"> <li>Situação concreta</li> <li>Finalidade lícita</li> </ul>
Fase 2- Necessidade Requisitos constitutivos do legítimo interesse pelo controlador ou terceiro.	Art. 6(4), b do GDPR; Recital 47 e 50, da Diretiva 95 <ul style="list-style-type: none"> <li>Adequação</li> <li>Minimização</li> <li>Outras bases legais</li> </ul>	Art. 6(4), b do GDPR; Recital 47 e 50, da Diretiva 95 <ul style="list-style-type: none"> <li>Avaliação de impacto</li> <li>Natureza dos dados</li> <li>Tipos de tratamento</li> <li>Legítimas expectativas</li> </ul>	Art. 10, §1º da LGPD Adequação <ul style="list-style-type: none"> <li>Minimização</li> <li>Outras bases legais</li> </ul>
Fase 3- Balanceamento Requisitos	Art. 6(4), c,d,6(1), f do GDPR	Art. 6(4), c,d,6(1), f do GDPR, Recital 47, da Diretiva 95	Art. 6º, I, 7º, IX e art. 10, II da LGPD
constitutivos do legítimo interesse pelo controlador ou terceiro	<ul style="list-style-type: none"> <li>Legítima expectativa</li> <li>Direitos e liberdades fundamentais</li> <li>Salvaguardas: medidas de transparência, direito de oposição, pseudonimização</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Direitos e liberdades fundamentais</li> <li>Transparência</li> <li>Proporcionalidade</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Legítima expectativa</li> <li>Direitos e liberdades fundamentais</li> </ul>

FASE/TESTE	EUROPA (ICO)	EUROPA (WP 29)	BRASIL
Fase 4- Salvaguardas Garantias necessárias quando da aplicação da hipótese e contraditório pelo titular ou entidades representativas dos seus interesses		Salvaguardas: art. 6(4), e do GDPR, Recital 50, da Diretiva 95 <ul style="list-style-type: none"> <li>• Medidas de transparência</li> <li>• Direito de oposição</li> <li>• Pseudodominização</li> <li>• Portabilidade</li> </ul>	Salvaguardas art. 10, § 2 e §3 da LGPD <ul style="list-style-type: none"> <li>• Medidas de transparência</li> <li>• Direitos de oposição</li> <li>• Pseudonimização</li> </ul>

Fonte: Bruno Bioni, 2018. P. 243.

Notório que o artigo 10º da LGPD, o qual trata da proteção em relação ao titular, bem como o exercício regular de seus direitos, foi estruturado com base nas quatro fases acima mencionadas, respeitando assim o interesse de todos os envolvidos, quais sejam o controlador, terceiro e o titular dos dados.

## 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

No trabalho denominado “Compreendendo a Inteligência Artificial e o Legítimo interesse”, foi explorado seu contexto histórico, conceitos, fundamentos, métodos, sistemas, estágio de desenvolvimento e probabilidade de incerteza. Nele entende-se como foi sendo desenvolvida a IA até os dias atuais, os fundamentos que auxiliaram na sua construção e a sua classificação. Foi trabalhado também a probabilidade de incerteza, que é quantificada estatisticamente, apesar dos países utilizarem a IA na análise de predições com viés determinísticos, no caso de predição de reincidência, o fenômeno é aleatório, ou seja, mesmo que os experimentos sejam repetidos os resultados não são previstos. Por isso foi enfatizado sobre violações dos direitos fundamentais. Na subseção de privacidade por meio da LGPD através do legítimo interesse, ficou evidenciado que o legítimo interesse pode ser invocado pelo Poder Judiciário para justificar o uso de dados pessoais na IA, no entanto, é fundamental que sejam aplicadas medidas de proteção de dados eficazes para garantir o respeito aos direitos à privacidade das pessoas envolvidas.

## REFERÊNCIAS

ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY. **Opinion 02/2010 sobre Publicidade comportamental em linha.** Disponível em: [http://ec.europa.eu/justice/policies/privacy/docs/wpdocs/2010/wp171\\_pt.pdf](http://ec.europa.eu/justice/policies/privacy/docs/wpdocs/2010/wp171_pt.pdf). Acesso em: 20 mar. 2024.

BIONI, Bruno Ricardo. **Proteção de Dados Pessoais: a função e os limites do BOEING**, Daniel Henrique Arruda. **Ensinando um robô a julgar: pragmática, discricionariedade, heurísticas e vieses no uso de aprendizado de máquina no judiciário.** 1 ed- Florianópolis/SC: Demais Academia, 2020.

CENTI. **O que é machine learning?** Disponível em: <https://www.centi.com.br/portal/2018/07/o-que-e-machine-learning>. Acesso em: 08 nov. 2023.

COPPIN, Bem. **Inteligência artificial**; tradução e revisão técnica Jorge Duarte Pires Valério. Rio de Janeiro: LCT, 2013. ISBN 978-85-216-1729-7.

CORMEN, Thomas. **Algoritmos.** 4 ed. Editora Gen LTC, 2024. ISBN 9788595159907

CYBERNETCZOO. **1951 – SNARC Maze Solver – Minsky / Edmonds (American)** Disponível em: <http://cyberneticzoo.com/mazesolvers/1951-maze-solver-minsky-edmonds-american/> Acesso em: 08 abr. 2024.

DATA SCIENCE ACADEMY. **Diferenças entre RPA, IA e Machine Learning.** Disponível em: [https://blog.dsacademy.com.br/diferencas-entre-rpa-ia-e-machine\\_learning/](https://blog.dsacademy.com.br/diferencas-entre-rpa-ia-e-machine_learning/) Acesso em: 05 fev. 2024.

FERRARI, Isabel; BECKER, Daniel; WOLKART, ErikNavaro. **Arbitrum Ex Machina: panorama, riscos e a necessidade de regulamentação das decisões informadas por algoritmos.** Revista dis tribunais, 2018.

FILHO, Maurício Marques Soares. **Redes Neurais Artificiais: Do Neurônio Artificial à Convolação.** Disponível em: [https://app.uff.br/riuff/bitstream/handle/1/8926/TCC\\_MAU%C3%8DCIO\\_MARQUES\\_S\\_OARES\\_FILHO.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://app.uff.br/riuff/bitstream/handle/1/8926/TCC_MAU%C3%8DCIO_MARQUES_S_OARES_FILHO.pdf?sequence=1&isAllowed=y). Acesso em: 18 jun. 2024.

GONÇALVES, Paulo Cesar. **Protótipo de um robô móvel de baixo custo para uso educacional.** 2017. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação). Universidade Estadual de Maringá, Maringá, 2017.

GRANATYR, Jones. **Shakey: Primeiro robô com Inteligência Artificial.** Disponível em: <https://iaexpert.academy/2017/04/28/shakey-primeiro-robo-com-inteligencia-artificial/>. Acesso em: 28 jun. 2024.

GROSSFELD, Brett. **A simple way to understand machine learning vc deep learning.** Zendesck. Disponível em: <http://www.zendesck.com/blog/machine-learning-and-deep-learning>. Acesso em: 18 mar. 2024.

J. MCCARTHY. M. L. MINSKY. N. ROCHESTER. N. ROCHESTER. **A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence.** Disponível em: <http://www.formal.stanford.edu/jmc/history/dartmouth/dartmouth.html>. Acesso em: 12 mai. 2024.

HAENLEIN, M., & KAPLAN, A. (2019). **A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence.** California Management Review, 61(4), 5-14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>

KLEINA, Nilton. **Origem dos Robôs: como e quando tudo começou.** Disponível em: <https://www.tecmundo.com.br/ciencia/212966-origem-robos-tudo-comecou.htm>. Acesso em: 19 fev. 2024.

LEE, Kai-Fu. **Inteligência Artificial: como os robôs estão mudando o mundo, a forma como amamos, nos comunicamos e vivemos;** tradução Marcelo Barbão – 1º ed. Rio de Janeiro: Globo Livros, 2019.

LISBOA, Roberto Senise. **Confiança contratual.** São Paulo: Atlas, 2012.

MAHAPATRA, Sambit. **Why deep learning over traditional machine learning?** Disponível em: <https://towardsdatascience.com/why-deep-learning-is-needed-over-traditional-machine-learning/>. Acesso em: 08 fev. 2023.

MICROSOFT. **Aprendizado profundo x Aprendizado de máquina em Azure Machine Learning versus machine learning.** Disponível em: <https://learn.microsoft.com/pt-br/azure/machine-learning/concept-deep-learning-vs-machine-learning>. Acesso em: 07 mai. 2024.

MIYAZAWA, Flávio Keidi. **Algoritmos de aproximação.** Disponível em: <http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:wI40LG8JiecJ:https://www.ic.unicamp.br/~fkm/problems/algaprox.html&hl=pt-BR&gl=br&strip=1&vwsrc=0>. Acesso em: 15 abri. 2024.

MIYAZAWA, Flávio K. SOUZA, Cid C. **Introdução à otimização combinatória.** Disponível em: <https://www.ic.unicamp.br/~fkm/lectures/intro-otimizacao.pdf>. Acesso em: 10 mar. 2024.

MONTEIRO, Leandro Pinho. **Hardware e Software.** Universidade da Tecnologia. Disponível em: [https://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:LfrLDOF\\_O5kJ:https://universidadatecnologia.com.br/hardware-e-software/&cd=14&hl=pt-BR&ct=clnk&gl=br](https://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:LfrLDOF_O5kJ:https://universidadatecnologia.com.br/hardware-e-software/&cd=14&hl=pt-BR&ct=clnk&gl=br). Acesso em: 20 mai. 2024.

NISSENBAUM, Helen. **Privacy as contextual integrity.** Washington Law Review, v.79, 2014.

PEARL, Judea. **Heuristics: inteligente Search strategies for computer problem solving.** Disponível em: [https://mat.uab.cat/~alseda/MasterOpt/Judea\\_Pearl-Heuristics\\_Intelligent\\_Search\\_Strategies\\_for\\_Computer\\_Problem\\_Solving.pdf](https://mat.uab.cat/~alseda/MasterOpt/Judea_Pearl-Heuristics_Intelligent_Search_Strategies_for_Computer_Problem_Solving.pdf). Acesso em: 14 abri. 2024. ISBN 0-201-05594-5

PEDROSA, Leybderson. **Hoje é dia: Há 25 anos, computador vence Kasparov no xadrez.** Disponível em: <https://agenciabrasil.ebc.com.br/geral/noticia/2021-01/hoje-e-dia-computador-vence-kasparov>. Acesso em: 21 mar. 2024.

PETER, Yuri Marini. HAMMAD, Mohammad B. N. ZSCHORNACK, Marcelo. **Conceitos de Linguagens de Programação 750012-UFPEL.** Disponível em: <http://ubiq.inf.ufpel.edu.br/clp/doku.php?id=lisp-1-trabalho#:~:text=Lisp%20%C3%A9%20uma%20fam%C3%ADlia%20de,%2C%20Smalltalk%2C%20Ruby%20e%20Forth>> Acesso em: 26 jun. 2024.

POLIDO, Fabrício Pasquot. **GDPR e suas repercussões no direito brasileiro: primeiras impressões de análise comparativa.** Belo Horizonte: Instituto de Referência em Internet e Sociedade. IRIS, 2018.

PUGET, Jean François. **What tis machine learning?** Disponível em: [https://www.ibm.com/developerworks/community/blogs/jfp/entry/waht\\_is\\_machine\\_learning?lang=en](https://www.ibm.com/developerworks/community/blogs/jfp/entry/waht_is_machine_learning?lang=en). Acesso em: 12 mar. 2024.

RASCH, Elton Luiz. **A lógica de Aristóteles.** Investigação Filosófica: vol 03, n. 02, artigo digital 2, 2012. Disponível em: <https://periodicos.unifap.br/index.php/investigacaofilosofica/article/viewFile/4867/2193>. Acesso em: 17 jun. 2024.

SANTOS, Virgílio F.M. Probabilidade: **O que é e como aplicar este conceito?** Disponível em: <https://www.fm2s.com.br/blog/probabilidade>> Acesso em: 25 abri. 2024.

SCHWAB, Klaus. **A quarta revolução industrial;** tradução de Daniel Moreira Miranda, São Paulo: Editora Edipro, 2016.

SOUZA, Letícia. **De Audrey a Alexa: A história da interface de voz.** Disponível em: <https://medium.com/dialograma/de-audrey-a-alexa-a-hist%C3%B3ria-da-interface-de-voz-37333d63640>. Acesso em: 16 mar. 2024.

VILAS BOAS, Matheus Guedes. **Algoritmos exatos e heurísticos para a resolução do problema da descoberta de cliques de peso máximo.** 2015. 96 f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2015.

ZAMPIER, Bruno Torquato Lacerda. **Estatuto Jurídico da Inteligência Artificial [recurso eletrônico]: entre categorias e conceitos, a busca por marcos regulatórios.** Indaiatuba, SP: Ed Foco,022. ISBN: 978-65-5515-538