

O MODELO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL GPT-3 NA PROGRAMAÇÃO E SUAS VANTAGENS E DESVANTAGENS NO DESENVOLVIMENTO JUNTO AO PROGRAMADOR

João Vitor de Oliveira Silva
Graduando em Sistemas de Informação – Uni-FACEF
joao.oliveira@vexpenses.com

Giovanna Oliveira Pacheco
Graduanda em Sistemas de Informação – Uni-FACEF
giovpachecoo@gmail.com

Jaqueline Brigladori Pugliesi
Doutora em Ciência – USP São Carlos
jbpugliesi@gmail.com

Resumo

O GPT-3, novo *software* da OpenAI, é o modelo de linguagem mais potente criado até a atualidade. Formada em 2015, a associação OpenAI conta com US \$ 1 bilhão de empresas como a Tesla¹, LinkedIn² e Palantir³, visando garantir vantagens da Inteligência Artificial à humanidade. Em escala evolutiva, no ano de 2018 o GPT possuía 110 milhões de parâmetros e atualmente, o GPT-3 utiliza 175 bilhões de padrões. Além disso, pesquisas apontam que com texto e competência satisfatória, máquinas iniciaram o aprendizado de ligação entre palavras, leitura e resposta através de compreensão. Tencionando tais capacidades, a IA abrange a criação de personalidades completas e realistas conforme cada especificidade, produtividade e entretenimento. Logo, o objetivo do presente artigo é abordar as vantagens e desvantagens do modelo de Inteligência Artificial GPT-3 na programação por meio de revisão de literatura. Dessa forma, tópicos como Inteligência Artificial, Aprendizado de Máquina, Redes Neurais, o modelo de linguagem GPT-3, uso, aplicação e demonstração de utilização, e *feedback* de usuários serão discutidos. A conveniência do GPT-3 é notável, todavia, referente ao tema há poucas pesquisas, conseqüentemente conclui-se que este não é um trabalho decisivo. Portanto, percebe-se a necessidade de mais estudos na área.

Palavras-chave: Inteligência Artificial. GTP-3. Inovação. Desenvolvimento de *software*.

Abstract

The OpenAI's new software, GPT-3, is the most powerful language model created until now. Founded in 2015, the OpenAI association counts with US \$ 1 billion from companies like Tesla, LinkedIn and Palantir and seeks to ensure advantages of

¹ Tesla, é uma empresa automotiva e de armazenamento de energia norte americana, que desenvolve, produz e vende automóveis elétricos de alto desempenho.

² LinkedIn, é uma rede social de negócios fundada em dezembro de 2002 e lançada em 5 de maio de 2003.

³ Palantir, é uma empresa de software e serviços de informática americana, especializada em serviços para o governo dos Estados Unidos desde 2010.

Artificial Intelligence (AI) to all humanity. In evolutionary scale, in 2018 the GPT had 110 million parameters and currently the GPT-3 has 175 billion parameters. Furthermore, research shows that with text and satisfactory competence, machines started learning the linkage between words, reading and answer through understanding. Focusing on those abilities, the AI encompass the creation of complete and realistic individualized personalities according to each specificity, productivity, and entertainment. Therefore, the objective of this article is to address the advantages and disadvantages of the GPT-3 in programming through a review of literature. Thus, topics such as Artificial Intelligence, Machine Learning, Neural Networks, the language model GPT-3, its use, application, and use demonstrations, as well as users' feedback will be discussed. The convenience in using an artificial intelligence and GPT-3 is notable, therefore, regarding the topic there are few research, consequently it is concluded that this is not a conclusive work. So, it is perceived the need for more studies in the area.

Keywords: Artificial Intelligence. GPT-3. Innovation. Software Development.

1 Introdução

De acordo com Russel e Norvig (2004), a Inteligência Artificial (IA) é uma ciência nova que pode ser dividida em vários subcampos. Possui definições didaticamente distintas e produz implicações filosóficas que podem escapar do tema proposto. O termo inteligência deriva-se da seguinte característica: racionalidade, compreendida de forma básica na qual o sistema com os dados disponíveis possui capacidade de conceber informações com acurácia e exatidão, logo, se esse "faz tudo certo", então ele é racional.

Consoante a Goldschmidt (2010), o Aprendizado de Máquina (AM) é um ramo da IA inclinado para a viabilização de autoaprendizagem de computadores através da progressividade de algoritmos e técnicas computacionais. Aprender está diretamente relacionado à inteligência, visto que, se o sistema é capaz de aprender a realizar determinadas tarefas, então é merecedor de ser chamado de inteligente (COPPIN, 2010).

Para Coppin (2010), uma forma muito avançada de AM são as Redes Neurais (RN). Esta opera de forma análoga ao cérebro e seus neurônios. De uma perspectiva diferente das linhas simbólicas, as Redes Neurais Artificiais (RNA) podem ser consideradas uma das bases mais importantes no campo da IA, pois permite aprender padrões baseados na complexidade da interconexão de elementos simples que simulam o comportamento dos neurônios (MEDEIROS, 2018).

O novo *software* GPT-3, da OpenAI, é o modelo de linguagem mais

potente criado até a atualidade. Com texto e capacidade de processamento suficientes, a máquina começará a aprender as possíveis conexões entre as palavras, em suma: o GPT-3 pode ler e então escrever uma resposta com base no que aprendeu através da leitura (MANJOO, 2020).

Concordante a Manjoo (2020), *softwares* como esse podem ser demasiadamente úteis, visando que, máquinas podem entender e responder aos humanos, criar assistentes digitais completos, personagens de *vídeo game* mais realistas e até professores virtuais personalizados, de acordo com cada especificidade. Posto isso, no presente, é tangível a criação de programas apenas dando ordens a máquina em contraste a escrita do código.

Ademais, a OpenAI lançou uma *Application Programming Interface* (API) para acessar o novo modelo desenvolvido. Ao contrário da maioria dos sistemas de IA projetados para um único caso específico, esta API fornecerá um propósito geral com uma interface de "texto de entrada / saída", permitindo aos usuários testá-la em qualquer tarefa descrita em inglês. Já é possível solicitar acesso a essa para integrá-la ao seu projeto, desenvolver um novo aplicativo ou apenas ajudá-los a desenvolver e explorar as vantagens e restrições desta nova tecnologia (BROCKMAN; MURATI; WELINDER, 2020).

Posto isto, tem-se como objetivo analisar as vantagens e desvantagens da utilização do modelo de Inteligência Artificial GPT-3 na programação. Além disso, relatar sobre a experiência da utilização desse para o desenvolvimento conjunto do programador (*pair programming*), como também, indicar o baixo tempo gasto pelo modelo para fazer grandes alterações no que foi solicitado pelo usuário que o manipula. Por fim, demonstrar a facilidade na obtenção de uma vasta quantidade de informações e conhecimentos devido a rede neural.

Por conseguinte, essa revisão torna-se pertinente posto os benefícios que o GPT-3 oferta ao serviço de programação. Porém, no que se refere a pesquisas na área, nota-se demasiados espaços em branco na literatura, o que demonstra a necessidade de mais estudos na área. Portanto, esse coligado de informações torna-se um positivo contribuidor ao conhecimento científico, pois um assunto pouco estudado poderá ser prescrutado.

2 Revisão Teórica

Nesta seção serão apresentados a essência de Inteligência Artificial, Aprendizagem de Máquina e Redes Neurais, que são os conceitos utilizados pelo GPT-3 em sua estrutura e para sua devida operação, além de uma análise sobre o modelo em questão, a empresa que o produziu e um pouco de seu *background*.

2.1 Inteligência Artificial

A área atualmente conhecida como IA foi desenvolvida por Warren McCulloch e Walter Pitts (1943). Estes usaram 3 fontes: conhecimento de filosofia básica e função dos neurônios no cérebro; uma análise formal da lógica proposicional devido a Russell e Whitehead e a teoria da computação de Turing (RUSSEL; NORVING, 2004).

Esses pesquisadores apresentaram um modelo de neurônios artificiais em que cada um é determinado como estando “ligado” ou “desligado”, com a mudança para “ligado”, ocorrendo em resposta à estimulação em uma quantidade suficiente de neurônios vizinhos. O estado do neurônio foi concebido como “equivalente em termos concretos a uma proposição que definia seu estímulo adequado” (RUSSEL; NORVING, p.41, 2004). Eles mostraram, por exemplo, que qualquer função computável poderia ser calculada por uma rede de neurônios conectados, e que todos os conectivos lógicos (*and*, *or*, *not* e outros) poderiam ser implementados por simples estruturas de rede. Para mais, também sugeriram que redes definidas adequadamente também poderiam aprender (RUSSEL; NORVING, 2004).

Seguindo com o mesmo modelo, dois alunos de graduação do departamento de matemática de Princeton, Marvin Minsky e Dean Edmonds, construíram a primeira rede neural de computador em 1951. O SNARC, como foi chamado, usava 3.000 válvulas eletrônicas e um mecanismo de piloto automático para simular uma rede de 40 neurônios (RUSSEL; NORVING, 2004).

Para Russel e Norving (2004) existem outros trabalhos que podem ser caracterizados para a IA, mas foi Alan Turing quem primeiro articulou uma visão completa de Inteligência Artificial no artigo “Computação de Máquina e Inteligência” em 1950. Ele introduziu o teste de Turing, Aprendizagem de Máquina, algoritmos genéticos e reforço da aprendizagem em seus experimentos.

Em meados de 1970 ocorreu uma maior propagação do uso de

técnicas computacionais fundamentadas em IA com finalidade de soluções adversas. Anteriormente, problemas eram tratados por meio do saber de pessoas dedicadas a prática de determinado âmbito, torna-se exemplo, conhecimentos medicinais que eram codificados por princípios lógicos em um programa (FACELI et al., 2011).

Consoante a Faceli et al. (2011) o meio de obtenção de conhecimento estruturava-se por meio de entrevistas com especialistas a respeito de seus padrões na deliberação de ações. Esse processo possuía várias limitações, como subjetividade, decorrente do uso pelo especialista de sua intuição na tomada de decisão, e, muitas vezes, pouca cooperação por parte do especialista, por causa do seu receio de ser dispensado após repassar o conhecimento solicitado.

2.2 Aprendizagem de Máquina

Segundo Coppin (2010), aprender está associado à inteligência, logo entender e efetuar funções torna a máquina inteligente. Junto a isso, Santos (2005, p. 10) indica que:

Um processo de aprendizagem inclui a aquisição de novas formas de conhecimento: o desenvolvimento motor e a habilidade cognitiva (através de instruções ou prática), a organização do novo conhecimento (representações efetivas) e as descobertas de novos fatos e teorias através da observação e experimentação. Desde o início da era dos computadores, tem sido realizadas pesquisas para implantar algumas destas capacidades em computadores. Resolver este problema tem sido o maior desafio para os pesquisadores de Inteligência Artificial (IA). O estudo e a modelagem de processos de aprendizagem em computadores e suas múltiplas manifestações constituem o objetivo principal do estudo de Aprendizado de Máquinas.

Devido a progressista complicação de problemas a serem abordados computacionalmente e da quantidade de dados criados por áreas distintas, é evidente a conveniência de instrumentos computacionais evoluídos e autônomos que dispensam dependência humana, portanto, tais técnicas devem ser aptas de conceber suposições e/ou possibilidades capazes de solucionar adversidades com base em vivências, tal capacidade denomina-se de Aprendizado de Máquina (FACELI et al., 2011).

Conforme Freitas (2019), o AM é realizado de três formas: supervisionada, não supervisionada e de reforço.

A primeira, baseia-se em regressão e classificação. O humano oferece

um banco de dados direcionando o aprendizado da máquina sobre objeto por meio de referências e assimilação. Empresas norte americanas, como o *Walmart*⁴ e *Amazon*⁵, já apostaram no aprendizado supervisionado e abandonaram a dependência de estoquistas, pois a devida técnica por meio de câmeras detecta e atualiza o estoque (FREITAS, 2019).

O método não supervisionado não expressa necessidade de categorização, sendo exemplo as buscas na internet, estas buscas por seu turno, ao interpretarem informações exibem diversos resultados sem especificações do utilizador (COPPIN, 2010).

Conforme discorrido por Freitas (2019), Stevan Choi, ex-líder de produtos da empresa de transporte privado, *Uber*⁶, declarou que a empresa raramente utiliza o aprendizado não supervisionado. Visto que os aparelhos tecnológicos examinam a si mesmos e identificam seus próprios *modus operandi*. Outros exemplos dessa é a correlação entre o *Tinder*⁷ e *links* recomendados no *LinkedIn*. Tais seguimentos são modernos e extensos logo pouco populares.

Por sua vez, o aprendizado de reforço é pautado pelo empirismo. Logo, o sistema enfrentará contratempos que já ocorreram anteriormente a fim de alcançar soluções. As sugestões de vídeos do *YouTube*⁸ tornam-se exemplo dessa, pois a rede irá apresentar obras similares às do histórico do usuário (FREITAS, 2019).

Para Faceli et al. (2011) demais áreas como probabilidade e estatística, teoria da computação, neurociência, teoria da informação, também são relevantes a IA. Diferentes algoritmos de AM, diferentes formas de utilizar os algoritmos existentes e adaptações de algoritmos são continuamente propostos. Além disso, surgem a todo instante novas variações nas características dos problemas reais a serem tratados.

É indispensável a competência de aprender para uma conduta inteligente. Atividades como: memorizar; observar; explorar situações; melhorar capacidades cognitivas por práticas e organização de conhecimentos através de

⁴ Walmart, é uma multinacional estadunidense de lojas de departamento.

⁵ Amazon, é uma empresa multinacional de tecnologia norte-americana, no qual se concentra no e-commerce, computação em nuvem, streaming e inteligência artificial.

⁶ Uber, é uma empresa multinacional americana, prestadora de serviços eletrônicos na área do transporte privado urbano, através de um aplicativo de transporte.

⁷ Tinder, é uma aplicação multiplataforma de localização de pessoas para serviços de relacionamentos online.

⁸ YouTube, é uma plataforma de compartilhamento de vídeos.

concepções podem ser consideradas atividades de aprendizado. São exemplos de aplicações de sucesso segundo Faceli et al. (2011, p. 3):

Reconhecimento de palavras faladas; predição de taxas de cura de pacientes com diferentes doenças; detecção do uso fraudulento de cartões de crédito; condução de automóveis de forma autônoma em rodovias; ferramentas que jogam gamão e xadrez de forma semelhante a campeões; diagnóstico de câncer por meio da análise de dados de expressão gênica.

Algoritmos de AM têm sido empregados profusamente em atividades estruturadas organizadas conforme critérios diferentes. Em relação ao padrão de aprendizado indutivo, conforme a Figura 1, tarefas efetuadas com o devido são divididas em preditivas e descritivas (FACELI et al., 2011).

Figura 1 – Organograma de Aprendizado de Máquina Indutivo



Fonte: FACELI et al., 2011, p. 6.

Conforme discorrido por Faceli et al. (2011) modelos preditivos são induzidos por tarefas de previsão, nestas objetiva-se a obtenção de uma função por meio de informações de treinamento a fim de antecipar rótulos ou valores que descrevam um novo exemplo, baseados em propriedades de entrada. Para estes modelos, atributos de entrada e saída são necessários. Algoritmos de aprendizado de máquina que essa tarefa utiliza induzem modelos preditivos. Esses algoritmos seguem o padrão de aprendizagem supervisionado.

Já as de descrição, visa descrever e investigar dados. Algoritmos de AM utilizados para tarefas de descrição não utilizam propriedades de saída, logo operam através de aprendizado não supervisionado. Por exemplo, uma tarefa de ajuntamento de dados visa localizar grupos de objetos semelhantes em um conjunto de dados.

Outra tarefa descritiva é localizar regras de agregação que associam um grupo de atributos a outro (FACELI et al., 2011).

Além dos benefícios adquiridos pela AM, fatores como desenvolvimento de algoritmos úteis e eficientes, alta aptidão de recursos computacionais tem enriquecido a ampliação dessa área (FACELI et al., 2011).

2.3 Redes Neurais

Conforme referido por Kovács (2002) devido evolução empírica de atributos eletrofisiológicos do neurônio e soluções propostas por Alan Turing e John Neuman que apontavam a natureza essencial da inteligência como booleana, em 1943, motivado por estes avanços, Warren McCulloch e Walter Pitts discorreram sobre "A Lógica do Cálculo de Ideias Eminente em Atividades Neurais".

Considerando a data, o neurônio de McCulloch era simplório. Este era um aparelho binário com saída de pulso ou não, entradas excitatórias ou inibitórias, computando a adição de entradas com lucros como elementos de ponderação era determinado a saída do neurônio (positivos em situações excitatórias e o contrário em inibitórias). Se este resultado fosse maior ou igual a um certo limiar então a saída do neurônio era com pulso, e caso contrário era não pulso (KOVÁCS, 2002).

O fundamento da proposta de McCulloch e Pitts (1943) baseia-se no princípio de equivalência da inteligência e cálculo de predicados, este por sua vez, pode ser aplicado em funções booleanas. Um sistema nervoso é formado por redes de neurônios que simplificando-o ainda é capaz de executar essas funções, logo conclui-se que a associação de inteligência e atividade nervosa é determinada cientificamente (MCCULLOCH; PITTS, 1943).

Consoante a Haykin (2001), uma rede neural é um processador massivamente distribuído, constituído por unidades de processamento simples, predispostas ao armazenamento de conhecimento prático e viabilização de uso. É análogo ao cérebro humano em dois aspectos: a rede adquire conhecimento do ambiente por meio do processo de aprendizagem, e a conexão entre neurônios, caracterizada como pesos sinápticos, é utilizada para depositar a competência obtida (HAYKIN, 2001).

Conforme Haykin (2001) a metodologia empregada para

estabelecimento do ato de aprender é designado de “algoritmo de aprendizado”. Este, propõe-se transformar pesos sinápticos de modo organizado objetivando alcançar estratégias ambicionadas, porém essas são capazes de alterar sua colocação de palavras na frase devido o surgimento de novas ligações sinápticas, assim como ocorre no cérebro humano.

As Redes Neurais, semelhante aos neurônios biológicos, têm sua origem subsistente até os modelos matemáticos e de engenharia. No século 19, o neurologista espanhol Ramón Y Cajal fez o reconhecimento detalhado e descrição anatômica de células nervosas, conforme qualquer outra célula biológica essa é separada por uma fina membrana celular, além de suas funções usuais, possui características que são essenciais para a funcionalidade elétrica das células nervosas (KOVÁCS, 2002).

O sistema nervoso biológico tem as características básicas de ser apto a aprender incumbências e, portanto, pode-se pressupor uma maneira das redes artificiais serem ensinadas até que aprendam as funções necessárias (KOVÁCS, 2002).

A capacidade do cômputo de Redes Neurais origina-se na organização paralela e meios de aprendizagem e generalização. O ato de generalizar alude à rede neural geradora de saídas suficientes para entradas que não constavam no bloco de treinamento e aprendizado, por efeito desses recursos a resolução de adversidades de crescida proporção tornou-se possível, porém apenas Redes Neurais não são capazes de repercutir satisfatoriamente (HAYKIN, 2001).

Harmônico a Medeiros (2018) o princípio das RN está fundamentado em modelos matemáticos e padrões de engenharia dos neurônios biológicos. Ainda conforme o autor, através de uma óptica distinta de linhas simbólicas, Redes Neurais Artificiais são relevantes na área de IA, e permitem a compreensão de modelo da ligação de componentes básicos que se assemelham a ação dos neurônios.

O trabalho em RNA tem sido motivado desde o começo pelo reconhecimento de que o cérebro humano processa informações de uma forma inteiramente diferente de um computador convencional. O cérebro é um computador altamente complexo, não linear e paralelo. Possui a capacidade de organizar seus constituintes estruturais, os neurônios, de forma a realizar certos processamentos tais como reconhecimento de padrões, percepção e controle motor, de forma mais rápida que o mais rápido computador existente (HAYKIN, 2001, p. 27).

Sendo assim, as RN necessitam de integração e treinamento em sistemas de engenharia da computação. Junto a isso, problemas de alta complexidade, devem ser fracionados em *tasks* simples e posteriormente dispostos por subconjuntos a RN capacitada de solucioná-los. No entanto, independente dos progressos marcantes, a construção de uma arquitetura de engenharia de software semelhante ao cérebro humano é remota (HAYKIN, 2001).

De acordo com a literatura, procura-se reproduzir, por meio de uma RNA, a capacidade de expressão da estrutura neural do cérebro vivo. No entanto, apesar do gradativo aperfeiçoamento da neurociência no campo do funcionamento fisiológico neural, mais pesquisas precisam ser desenvolvidas (MEDEIROS, 2018).

2.40 modelo de linguagem GPT-3

Em concordância a Dale (2020), o GPT-3 apareceu nas principais manchetes de notícias no ano de 2020 e tem despertado interesse no avanço tecnológico da nova linguagem de processamento natural que excedeu as expectativas usuais. É sabido o fascínio com a tendência de fabricar textos aparentemente novos que parecem ter sido escritos por humanos, mesmo sem considerar termos de confiabilidade, várias aplicações práticas estão surgindo constantemente.

Formada em 2015, a OpenAI é uma sociedade de interesse científico, sem fins lucrativos, com financiamento coletivo (*crowdfunding*) de US\$ 1.000.000.000 de empresas notáveis, como: *Y Combinator* (Sam Altman); *Stripe* (Greg Brockman); *LinkedIn* (Reid Hoffman); *Tesla* (Elon Musk); *Palantir* (Peter Thiel).

A empresa visa assegurar benefícios da IA a toda humanidade (DALE, 2020).

Nos primórdios, a associação OpenAI divulgou de forma pública instrumentos de *software*, porém pouco exposto pela mídia. No entanto, em fevereiro de 2019, o GPT-2 de linguagem não supervisionada foi concebido, englobando 1,5 bilhões de padrões para previsão de expressões concordantes a circunstância, mas ao mesmo tempo que produz saídas admissíveis propende-se a oferecer respostas incoerentes (DALE, 2020).

Tencionando atenção a tecnologia, meios de comunicação seletos documentaram a respeito do GPT-2. John Seabrook, do *The New Yorker's*, discorreu de forma geral a respeito de contribuintes do modelo por meio de técnicas

responsáveis pela ação escrita de afirmar antecipadamente. Já o The Economist formulou um texto sobre mudanças climáticas utilizando o modelo, apurando o resultado com avaliadores (DALE, 2020).

A primeira instância do GPT, em 2018, possuía 110 milhões de parâmetros (os valores que uma rede neural tenta melhorar durante o treinamento). Um ano após, o GPT-2 usava 1,5 bilhões, e hoje, o GPT-3 conta com 175 bilhões de parâmetros, sendo treinado pelo supercomputador de Inteligência Artificial da Azure, da Microsoft (SCOTT, 2020).

Algumas manchetes incluem: "GPT-3 gigante da OpenAI no limite dos modelos de linguagem para IA" da ZDNet em primeiro de junho, na famosa análise do Instituto de Tecnologia de Massachussetts, o MIT, "O novo gerador de linguagem GPT-3 da OpenAI é impressionante, mas completamente sem sentido as vezes" e "Esse título foi escrito por um humano ou uma máquina? O novo programa gerador de texto GPT-3 da OpenAI mostra o quão longe o campo foi." na revista *Wired* de San Francisco, Califórnia (DALE, 2020).

Os títulos soam fantásticos, mas visando os devidos artigos torna-se evidente que não são sensacionalistas tanto quanto suas denominações, além de influenciarem ponderações sobre os limites da nova tecnologia discutida na imprensa técnica (DALE, 2020).

Segundo Manjoo (2020), o software GPT-3 da OpenAI é o mais robusto da atualidade. Este conta com linguagem autorregressiva de 3ª geração, que faz uso de *deep learning*, visando a produção de textos humanizados, isto é, um complexo computacional direcionado ao cargo de criação de sequências de códigos, palavras ou afins por meio de *prompt* de entrada (SCOTT, 2020).

Modelos de linguagem, por sua vez, são sistemas de IA habilitados de textos ordenados, logo, com esses textos e considerável competência de processamento a máquina aprenderá as possíveis conexões entre as palavras, ou seja, o GPT-3 é capaz de ler e então escrever uma resposta baseada na leitura (MANJOO, 2020).

Ainda concordante a Manjoo (2020), torna-se inegável a utilidade de programas feito o GPT-3. Isto é, mecanismos técnicos podem compreender e redigir respostas aos humanos em suas línguas, criar assistentes digitais completos,

personagens realistas, até mesmo professores personalizados de acordo com a especificidade de cada aluno.

3 Uso e aplicações do GPT-3

Segundo a OpenAI e Pilipiszyn (2021), atualmente mais de 300 aplicativos utilizam o GPT-3 e seus recursos em diversos âmbitos, desde produtividade até entretenimento.

A *Viable* auxilia empresas a compreenderem seus usuários para fornecimento de informações pertinentes por meio de *feedback* do cliente em relações de simples entendimento. Essa faz a compreensão de uma causa obtendo respostas em instantes. Além disso, identifica temas, emoções, sentimentos de pesquisas, *tickets de help desk*, entre outros (OPENAI; PILIPISZYN, 2021). Podem ser feitas perguntas como:

“O que está frustrando nossos clientes sobre a experiência de checkout?”, A *Viable* pode fornecer o insight: “Os clientes estão frustrados com o fluxo de checkout porque ele demora muito para carregar. Eles também querem uma maneira de editar o endereço no check-out e salvar vários métodos de pagamento (OPENAI; PILIPISZYN, 2021, online).

A *Fable Studio*, por intermédio do GPT-3, produz histórias de interação auxiliando a instigação de personalidades virtuais. Torna-se exemplo a personagem de Neil Gaiman e Dave McKean, Lucy de *Wolves in the Walls* adaptada pela empresa para realidade virtual, esta por sua vez foi campeã do *Emmy*, devido a naturalidade de fala criada pelo modelo citado (OPENAI; PILIPISZYN, 2021).

Conforme discorrido por Komarraju (2021), a empresa Latitude juntamente com o GPT-3 produziu uma versão premium do seu jogo de aventura *AI Dungeon*, onde os usuários interagem com a IA utilizando comandos de texto e elementos de narrativa.

Startups aproveitaram-se do GPT-3 para abastecer a subsequente geração de aplicativos de Programação Neurolinguística (PNL), alguns desses direcionados para usuários, como o “*Love letter generator*” e outros para fins técnicos como o “*HTML Generator*”. O primeiro caracteriza-se como um criador de cartas amorosas. Já o segundo é um gerador e/ou editor de código fonte (RAO, 2021).

Conforme mostra Deschamps (2020a), em vídeo, a apresentação da edição de 2020 do evento *Microsoft Build*, da *Microsoft*, de programador para programador, foram expostos tópicos impressionantes. Em uma dessas exposições o

Chief Technology Officer (CTO) Kevin Scott da Microsoft, discutiu com o *Chief Executive Officer* (CEO) Sam Altman um dos diretores executivos da OpenAI, sobre o modelo GPT-3. Nessa, o CEO Sam Altman apresentou exemplos sublimes de *pair programming* e código em *python*.

Ademais, foi solicitado a IA a escrita de uma função que verifica se uma *string* é um palíndromo (palavra ou frase que mantém a mesma leitura, tanto da direita para a esquerda, quanto o contrário, são exemplos: Ana, ovo, salas). Apenas declarando a assinatura e nome da função e em baixo um comentário que descreve o desejado; assim que o código é executado, o modelo retorna de maneira simples, mas sem conter erros o que foi solicitado como mostra-se na Figura 2 (DESCHAMPS, 2020a).

Figura 2 – Exemplificação de Geração de Função em Python

```
1 def is_palindrome(s):  
2     """Check whether a string is a palindrome"""  
3     return s == s[::-1]  
4
```

Fonte: DESCHAMPS, 2020a, online.

Para mais, foi requerido uma lista abrangendo a enumeração de dados dos componentes que são palíndromos detentores de no mínimo sete caracteres. Em conformidade a solicitação, vemos na Figura 3, o padrão concretizar o código reutilizando a função anteriormente pedida para verificação se a *string* é um palíndromo (DESCHAMPS, 2020a).

Figura 3 – Exemplificação II de Geração de Função

```
5 def long_palindrome_indices(l):  
6     """Return list indices for elements that are palindromes and at least 7 characters"""  
7     return [i for i, s in enumerate(l) if is_palindrome(s) and len(s) >= 7]  
8
```

Fonte: DESCHAMPS, 2020a, online.

Por fim, com um enfoque distinto há a declaração pedindo o preenchimento com uma lista de itens, logo, o sistema esboça apenas uma função de nome “calcular preço total” que recebe apenas um parâmetro de “desconto de palíndromo” de 20% (DESCHAMPS, 2020a).

Ao ser rodado, o modelo inicia a descrição por meio de comentários de código feito na função em língua natural, implementando o código presumido ser correto, mas com um pequeno equívoco. Sam aplicou o desconto apenas em itens cujo a nomenclatura fosse um palíndromo, porém esse foi incluso no valor total de todos os itens (DESCHAMPS, 2020a).

Contudo nesse caso o parâmetro não está errado, pois uma das interpretações do que foi escrito é exatamente o que o mesmo fez, mas não necessariamente é a esperada pelo autor (DESCHAMPS, 2020a).

Portanto, para resolver tal ambiguidade, conforme apontado por Deschamps (2020a) na apresentação, o código e as notas feitos pelo modelo foram excluídos e posteriormente repassados de modo específico, logo esse é retornado no padrão *python* concordante ao solicitado. Mais uma vez, um detalhe é interpretado de maneira incorreta pelo GPT-3, mas apenas por uma pequena diferença, o programa ao invés de descontar 20% os manteve. Sendo assim, mediante o *pair programming* apenas o sinal da função foi alterado estabelecendo então o resultado aguardado como é apresentado na Figura 4.

Figura 4 – Exemplificação III de Geração de Função

```
14 @dataclass
15 class Order:
16     id: int
17     items: List[Item]
18
19     def compute_total_price(self, palindrome_discount=0.2):
20         """
21         Compute the total price and return it.
22         Apply a discount to items whose names are palindromes.
23         """
24         total_price = 0
25         for item in self.items:
26             if is_palindrome(item.name):
27                 total_price += item.price * (1 - palindrome_discount)
28             else:
29                 total_price += item.price
30         return total_price
```

Fonte: DESCAMPS, 2020a, online.

4 Feedback de usuários

A Chatdesk (2021) desenvolveu dentro da sua aplicação o *Chatdesk Trends*, que se trata de um *dashboard* gratuito que analisa automaticamente o *feedback* de clientes através de e-mails, mídias sociais, avaliações, pesquisas, entre outros. Esse utiliza o GPT-3 para ajudar empresas entenderem melhor seus usuários por meio de pontos principais ou resumindo introspecções dos *feedbacks* de seus clientes.

A *The Black Tux*, cliente do Chatdesk (2021), usufrui da plataforma, por exemplo, por receber múltiplos comentários de seus compradores a respeito das grandezas de suas vestimentas. O GPT-3 sintetiza as mensagens através do indexamento delas no motor de buscas da plataforma, e por conseguinte ele exclui as avaliações que não serão úteis como: “Tem do meu tamanho?” ou “O novo tamanho deveria ter chegado ontem”.

Ainda conforme a Chatdesk (2021), ele pontua as menções mais proveitosas como: “O tamanho serviu perfeitamente”; “Todos tiveram problemas com o formato e tamanho”; “Estou preocupado que um tamanho melhor para conforto não foi o suficiente”. Logo, retorna um relatório completo para a companhia sobre o que estão exercendo adequadamente e onde carecem de maior atenção.

O modelo destaca-se no reconhecimento de problemas reportados pelos consumidores. A título de exemplificação, um dos usuários do Chatdesk Trends é a *BarkBox*, organização que envia uma caixa com brinquedos e regalias para cães todo mês para seus contratantes. Essa firma preocupada com possíveis problemas aplicou o *Trends* para buscar pelas palavras “perigo” ou “risco” e mediante mensagens como: “As pelúcias e cordas podem apresentar risco de asfixia”; “O brinquedo da caixa de Dia dos Namorados pode ser um perigo a segurança”, tiveram uma rápida resposta sobre esses artigos e puderam tomar rapidamente as cabíveis ações para sanar qualquer aborrecimento (CHATDESK, 2021).

Para Deschamps (2020b) o retorno singular de códigos de funções e/ou interface não irá substituir a posição de programadores, no entanto esse é um assunto importante. Não se trata de substituição ou não, mas sim ocasiões que podem ou não as causar. Este avanço é um incômodo potencial aos profissionais de

programação, dado que visualização da substituição de demais profissões pela área tecnológica é prazerosa, mas devida ameaça altera radicalmente tal postura.

Fundamentado nisso, concebe-se a dúvida do valor de estudar programação devido a ideia proeminente da troca de programadores por IA (produtividade e maximização de tempo). Entretanto, não se aperfeiçoar não é o caminho, com base na evolução constante, otimizar habilidades é demasiadamente importante com fins de capacitação para manipulação dessas ferramentas e compreensão da conjuntura. Assim, o ser humano será apto para contrapor-se de maneira lógica frente a IA (DESCHAMPS, 2020b).

5 Demonstrações de uso

Em compilado feito por Llic (2020), a contar do princípio de entrada da API do GPT-3 para clientes escolhidos, demonstrações foram desenvolvidas a fim de exibir maneiras sublimes de larga escala em modelo de linguagem (código; aprendizado profundo de códigos; *design*; consulta SQL; e-mails; planilhas; google docs; regex; demonstração financeiras).

O desenvolvedor Shameem (2020), que obteve ingresso a API da OpeanAI, implementou um gerador de *layouts*, no qual somente a descrição almejada desse é necessária, logo será gerado o código em JSX, que é a marcação *Javascript* utilizada em React.js.

Teoricamente, JSX não se designa como HTML (*HyperText Markup Language*), mas em resumo opera utilizando todas *tags* do HTML e escrita de código de *framework front-end*, todavia o fator surpreendente desses é a porção de informações necessárias para treinamento do modelo por Shameem (DESCHAMPS, 2020b).

Em conformidade com Deschamps (2020b), o modelo molda-se em parâmetros *task-agnostic*, isto é, não foi construído para funções exclusivas. Logo, os primeiros autores o abasteceram com notável diversidade de textos, criando assim uma rede neural capacitada da previsão sequencial de orações, sendo assim é pressuposta as chances da palavra seguinte.

Portanto, o resultado dele também pode ser definido pelo número de associações da rede neural (parâmetros). Quanto maior o grau de padrões melhor e mais rápidas serão as respostas e conseqüentemente a compreensão de

acontecimentos, por conseguinte, torna-se viável ensinar: pedir e receber a entrega do solicitado. Dessa forma, o modelo é capaz de entender a semântica da questão, regular circunstâncias internas e sintetizar novidades (DESCHAMPS, 2020b).

E o GPT-3 é surpreendentemente bom nisso, no exemplo já citado de Sharif Shameem (2020) é exemplificado para o modelo, de acordo com o exibido na Figura 5, o esboço de um botão vermelho com a mensagem “Pare” com o código JSX incluindo uma *tag button* e estética composta de *color* e *background-color*. E um segundo exemplo onde é pedido uma caixa azul com três círculos amarelos contornados de vermelho, nessa o que seria o retorno do pedido utilizando de tags DIVS em seu código, outra vez *color* e *background-color*, e atributos como *padding*, *border-radius*, *width* e *height*.

Figura 5 – Exemplo de Código Utilizado para Treinamento do GPT-3

```
// Here are the 2 description:code pairs used to give GPT-3
some context for how to provide a response

// sample 1
description: a red button that says stop
code: <button style={{color: 'white', backgroundColor:
'red'}}>Stop</button>

//sample 2
description: a blue box that contains 3 yellow circles with
red borders
code: <div style={{backgroundColor: 'blue', padding: 20}}><div
style={{backgroundColor: 'yellow', border: '5px solid red',
borderRadius: '50%', padding: 20, width: 100, height: 100}}>
</div><div style={{backgroundColor: 'yellow', borderWidth: 1,
border: '5px solid red', borderRadius: '50%', padding: 20,
width: 100, height: 100}}></div><div style={{backgroundColor:
'yellow', border: '5px solid red', borderRadius: '50%',
padding: 20, width: 100, height: 100}}></div></div>
```

Fonte: SHAMEEM, 2020, online.

Em uma apresentação no Twitter o desenvolvedor demonstrou outras funcionalidades solicitando ao sistema um botão semelhante à uma melancia e assim foi feito, bem como a solicitação do logo da Google com campo de busca e os botões “pesquisar” e “estou com sorte” fiel a página original. Para mais, ao ser requisitado um botão azul de “inscrever-se” com o seguinte texto: “Bem-vindo à minha newsletter”,

surgiu uma tela branca que poderia ser retificada alterando a coloração das letras. Vale destacar a correção do erro de sintaxe por meio de programação dupla quando requerido o levantamento dos países mais ricos do mundo com dados como seus nomes e Produto Interno Bruto (PIB) (SHAMEEM, 2020).

Já nas redes sociais de Singer (2020), este expôs o *plugin* produzido para o *Figma* no qual quando pleiteado de maneira verbal, em inglês, características para um *layout* como: barra de navegação, título de fotografias, ícones de coração, câmera e mensagem em formato de balão abaixo das imagens, e ícone de usuário ao lado das mesmas, logo um feedback rápido e funcional semelhante ao *Instagram* foi apresentado.

Além de interfaces há também a possibilidade de criação de *queries Structured Query Language* (SQL) funcionais em bancos de dados. O usuário Nishtar (2020), após especificar a estrutura de um banco de dados para a ferramenta, requisitou em linguagem natural e obteve do devido instrumento a quantidade de usuários do início de 2020 e uma *query* concordante aos dados solicitados em SQL. Quando pedido a média de inscritos desses *influencers*, não só consultas comuns utilizando *select* de apenas um *Where*, mas também contendo a função *avg()* e o *sub-select* do número de inscritos de cada influenciador de maneira agrupada.

Respostas automáticas são capazes de trazer destreza e ganho de tempo. Sendo assim, essas foram implementadas no e-mail por molde de respostas através do GPT-3 com pontos orientados pelo usuário, junto a isso o instrumento GPT-3 (2020) da OthersideAI analisa os tópicos e e-mail colocando-os em ordem com respostas condizentes ao assunto.

O utilizador Katsen (2020) elaborou um *plugin* para o *Excel* que foi capaz de buscar a população de estados norte-americanos descritos em células e preencher essa informação na célula em frente ao correspondente, também utilizou de fórmulas matemáticas do modelo de linguagem que não existem nativamente nas planilhas, e por fim preenchendo com usuários do Twitter de figuras públicas retornou o *link* equivalente de seus perfis.

Google docs junto ao GPT-3 concebeu um importante corretor gramatical. Segundo Perez (2020), esse finaliza frases, elabora paráfrases e faz reescritas potencializando assim a produtividade na escrita de artigos e sumarização de documentos.

ReGex ou *Regular Expressions* (expressões regulares) são maneiras de reconhecer redes de caracteres. Logan (2020), com finalidade de simplificação, gerou por intermédio do GPT-3 um instrumento de conversão da língua inglesa em ReGex.

6 Conclusão

Em razão dos dados apresentados, é notável que a evolução da neurociência é gradativa, no entanto mais pesquisas precisam ser desenvolvidas. Porém, é certificado que: o GPT-3, software de Inteligência Artificial da OpenAI, é o mais potente produzido atualmente.

A referida API diferente dos demais sistemas de IA planejados para circunstâncias singulares viabiliza o uso para qualquer atividade detalhada na língua inglesa, porém a ferramenta é limitada, para o seu acesso é necessário se cadastrar e esperar um fila para uso. Logo, na época atual é possível gerar programas meramente ditando ações à máquina. Portanto, considerando a complexidade e quantidade de adversidades computacionais, a conveniência dessa ferramenta é digna de ser notada.

Junto a isso, sabe-se que softwares como tais podem ser úteis em demasia. As atividades exercidas por ele são múltiplas e abrangem compreensão e resposta de máquinas a humanos, criação de assistentes digitais completos, personagens e professores virtuais realistas personalizados de acordo com particularidades, entre outros em maior número e menor tempo.

Porém, a capacidade extraordinária de *feedback* de códigos oferecida pela IA não irá substituir programadores no mercado de trabalho, todavia, reestruturará organizações. Esta é uma contrariedade eventual aos profissionais. Por conseguinte, a capacitação e otimização de competências é de suma importância visando a aptidão para enfrentamento racional diante a essa tecnologia.

Referências

BROCKMAN, Greg; MURATI, Mira; WELINDER, Peter (2020). OpenAI API, Disponível em: <https://openai.com/blog/openai-api/>. Acesso em: 20 mar. 2021.

CHATDESK. GPT-3 Examples – Using OpenAI’s API for Analyzing Customer Feedback. 2021. Disponível em: <https://www.chatdesk.com/blog/gpt-3->

examples-using-openai-api-for-analyzing-customer-feedback. Acesso em: 09 out. 2021.

COPPIN, Ben. Inteligência artificial. Rio de Janeiro: LTC, 2010.

DALE, Robert. GPT-3: What's It Good for? Cambridge Core. Natural Language Engineering, vol. 27, 2020. Disponível em: <https://www.cambridge.org/core/journals/natural-language-engineering/article/gpt3whats-it-good-for/0E05CFE68A7AC8BF794C8ECBE28AA990>. Acesso em: 28 ago. 2021.

DESCHAMPS, Filipe. E Agora? Nova Inteligência Artificial Começou a Programar Sozinha, 2020a. (16m21s). YouTube. Disponível em: <https://www.youtube.com/watch?v=KdgKQoq1jk0>. Acesso em: 27 abr. 2021.

DESCHAMPS, Filipe. Lembra Daquela I.A. Que Programava Sozinha? Então..., 2020b. (16m37s). YouTube. Disponível em: <https://www.youtube.com/watch?v=Cr89Oz0TWQM>. Acesso em: 27 abr. 2021.

FACELI, K.; LORENA, A. C.; GAMA, J.; CARVALHO, A. C. P. L. F. Inteligência Artificial: Uma Abordagem de Aprendizado de Máquina. Rio de Janeiro: LTC, 2011.

FREITAS, Tainá. Os três tipos de aprendizado no machine learning, um ramo da Inteligência Artificial, 2019. Disponível em: <https://www.startse.com/noticia/novaeconomia/machine-learning-inteligencia-artificial-aprendizado>. Acesso em: 21 mar. 2021.

GOLDSCHMIDT, Ronaldo Ribeiro. Uma introdução à Inteligência Computacional: Fundamentos, Ferramentas e Aplicações. 1. ed. Rio de Janeiro: Instituto Superior de Tecnologia do Rio de Janeiro, 2010. Disponível em: <http://www.boente.eti.br/fuzzy/ebook/ebook-fuzzy-goldschmidt.pdf>. Acesso em: 18 mai. 2021.

GPT-3 is going to change the way you work, 2020. (1m18s). OthersideAI. Twitter. Disponível em: <https://twitter.com/OthersideAI/status/1285776335638614017>. Acesso em: 28 ago. 2021.

HAYKIN, Simon. Redes neurais: princípios e prática. Tradução de Paulo Martins Engel. 2.ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

KATSEN, Paul. =GPT-3()... the spreadsheet function to rule them all, 2020. (1m16s). Twitter. Disponível em: <https://twitter.com/pavtalk/status/1285410751092416513>. Acesso em: 28 ago. 2021.

KOMARRAJU, Apoorva. 3 NLP companies using GPT-3 for innovation, 2021. Disponível em: <https://www.analyticsinsight.net/3-nlp-companies-using-gpt-3-forinnovation/>. Acesso em: 02 out. 2021.

KOVÁCS, Zsolt László. Redes neurais artificiais. Editora Livraria da Física, 2002.

LLIC, Suzanna. 10 Cool GPT-3 Demos, Machine Learning Tokyo, 2020. Disponível em: <https://machinelearningtokyo.com/2020/07/26/10-cool-gpt-3-demos/>. Acesso em: 21 ago. 2021.

LOGANATHAN, Parthi. I ONCE HAD A PROBLEM and used regex, 2020. (0m37s). Twitter. Disponível em: https://twitter.com/parthi_logan/status/1286818567631982593. Acesso em: 28 ago. 2021.

MANJOO, Farhad. How Do You Know a Human Wrote This? 2020. Disponível em: <https://www.nytimes.com/2020/07/29/opinion/gpt-3-ai-automation.html>. Acesso em: 30 mar. 2021.

MCCULLOCH, Warren S.; PITTS, Walter. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. The bulletin of mathematical biophysics, v. 5, 1943.

MEDEIROS, Luciano. Inteligência artificial aplicada: Uma abordagem introdutória. 1.ed. Curitiba: Intersaberes, 2018.

NISHTAR, Faraaz. I got GPT-3 to start writing SQL queries for me, 2020. (0m30s). Twitter. Disponível em: <https://twitter.com/FaraazNishtar/status/1285934622891667457>. Acesso em: 28 ago. 2021.

OPENAI; PILIPISZYN, A. GPT-3 Powers the Next Generation of Apps, 2021. Disponível em: <https://openai.com/blog/gpt-3-apps/>. Acesso em 15 ago. 2021.

PEREZ, Carlos E. The cool thing about integrating GPT-3 with Google Docs. 2020. (0m44s). Twitter. Disponível em: <https://twitter.com/IntuitMachine/status/1286974653345542145>. Acesso em: 28 ago. 2021.

RAO, Dattaraj. GPT-3: We're at the very beginning of a new app ecosystem. 2021. Disponível em: <https://venturebeat.com/2021/02/27/gpt-3-were-at-the-verybeginning-of-a-new-app-ecosystem/>. Acesso em: 18 set. 2021.

RUSSEL, Stuart; NORVIG, Peter. Inteligência Artificial. 2. Ed. Rio de Janeiro: Campos, 2004.

SANTOS, Cícero Nogueira dos. Aprendizado de máquina na identificação de sintagmas nominais: o caso do português brasileiro. Rio de Janeiro, 2005.

SCOTT, Kevin. Microsoft teams up with OpenAI to exclusively license GPT-3 language model. 2020. Disponível em: <https://blogs.microsoft.com/blog/2020/09/22/microsoft-teams-up-with-openai-toexclusively-license-gpt-3-language-model/>. Acesso em: 23 mar. 2021.

SHAMEEM, Sharif. This is mind blowing, 2020. (2m0s). Twitter. Disponível em: <https://twitter.com/sharifshameem/status/1282676454690451457>. Acesso em: 28 ago. 2021.

SINGER, Jordan. THIS CHANGES everything, 2020. (1m18s). Twitter. Disponível em: <https://twitter.com/jsngr/status/1284511080715362304>. Acesso em: 28 ago. 2021.