

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: O QUE PENSAR SOBRE?

Renan Antônio da Silva¹

RESUMO: Na obra de Redmond (2021) (R) sobre Deep Tech (desmistificando as tecnologias rompedoras que vão revolucionar tudo), vamos trabalhar a IA. Cita Nadella (Executiva de Microsoft): “IA é o tempo de execução que irá moldar tudo que fazemos” (R:21). A ideia da “máquina pensante” é antiga, desde pelo menos o século 17. Em 1950, Turing, o quebrador de código na Segunda Guerra, fundador da moderna ciência do computador, escreveu paper famoso para a revista Mind – “Computing Machinery and Intelligence”, introduzindo um conceito chamado “jogo de imitação”, que depois se tornou o Teste de Turing. Montou a noção utilitária de que o nível humano de inteligência é realizado quando computadores exitosamente convencem-nos de que estão pensando. Não sendo possível captar a diferença, a máquina estaria pensando e seria tão útil quanto os humanos.

PALAVRAS-CHAVE: Tecnologia; Inteligência Artificial; Estudos.

ABSTRACT: In Redmond's (2021) (R) work on Deep Tech (demystifying the disruptive technologies that will revolutionize everything), we will work on AI. Quotes Nadella (Microsoft Executive): “AI is the runtime that will shape everything we do” (R:21). The idea of the “thinking machine” is old, since at least the 17th century. In 1950, Turing, the code breaker in World War II, founder of modern computer science, wrote a famous paper for Mind magazine – “Computing Machinery and Intelligence”, introducing a concept called the “imitation game”, which later became the Turing Test. He put forward the utilitarian notion that the human level of intelligence is realized when computers successfully convince us that they are thinking. If it is not possible to capture the difference, the machine would be thinking and would be as useful as humans.

KEYWORDS: Technology; Artificial intelligence; Studies.

¹ ¹ Docente Permanente no Programa de Pós – Graduação em Ciência, Tecnologia e Sociedade da Universidade Federal de São Carlos – UFScar. Doutor em Educação Escolar pela UNESP. E-mail: renan@ufscar.br

1 INTRODUÇÃO

É comum no mundo da deep tech não ter qualquer relação com ou noção de deep epistemology! Para jogar xadrez, basta a inteligência operacional linear, estritamente lógica, sequencial, causal. Mas seres vivos vão além disso, e são nisso menos efetivos que a máquina, talvez ironicamente. Para cálculo matemático, o computador supera os humanos de longe, como superam em escavar padrões comportamentais nos megadados das pessoas, chegando a dinâmicas inconscientes, permitindo, por exemplo, fraudar eleições, referendos, opinião pública, também é possível atingir a individualidade. No entanto, se tomarmos em conta que a inteligência biológica pode decifrar ambiguidades contextualmente, achar lógica na falta de lógica, perscrutar silêncios, falta de dados como dado, segundas intenções, o não dito no que se diz etc., o lado hermenêutico do pensamento humano é bem diferente daquele linear. Esta é a razão do por que muitos não consideram o cérebro um computador, mas um interpretador participativo da realidade e da comunicação humana (Koch, 2019). A comunicação humana não é só lógica, sequencial, linear; é “política”, profundamente; mistura razão e emoção, conferindo a esta a palavra final em geral; é parcialmente consciente e intersubjetiva. A inteligência artificial, por mais efetiva que se mostre, não lida com tais dinâmicas complexas; ao contrário, as expõe (Daub 2020).

Assim, haveria muitos níveis entrelaçados do que chamamos “pensar”. O processamento computadorizado é um suprassumo da operatividade lógica, matemática. Os humanos produzem isso, mas em dimensão extremamente inferior, porque o cérebro, ao lado de sua dimensão linear sequencial, tem dinâmicas complexas, nas quais causalidade pode ser circular, a contradição sempre é possível, o desencontro de dimensões é comum, intuição também vale, bem como poesia, arte, utopia, devaneio, fantasia, ficção etc. É experiência comum ver como a fantasia é essencial para as crianças (conto de fadas, por exemplo), enquanto também evoluem no lado lógico. Computadores, pelo menos por enquanto, não amam, não reciprocam, não cooperam, não têm consciência etc. Isto não os torna desacreditados. São utilíssimos e já não vivemos sem eles. Bem como, não nos tornamos desacreditados porque não calculamos tão bem quanto as máquinas. São, ao final, tecnologias diversas, não necessariamente competitivas, feitas para finalidades diversas. A existência e convivência humana exigem habilidades muito além das lineares, para lidar com incerteza, indeterminação, evolução aberta, valores, emoção etc. As tecnologias materiais são tipicamente lineares e nisto têm também virtudes fundamentais como da previsibilidade, Cadernos da Fucamp, v.25, p.119-134/2024

SILVA, R.A

controle, utilidade contínua, garantias de fabricação e uso etc. O lado linear não é menor, é constituinte, aparentemente, como é constituinte o lado complexo, sempre desprezado, ignorado, na aposta positivista. No dia em que a ciência do computador reconhecer que a abordagem positivista é mais deturpante da realidade do que condizente, vai entender que “pensar” é dinâmica astronomicamente mais complexa do que processar dados, armazenar, linearizar, também no deep learning. No contato entre mãe e filho, processar dados sempre é o caso, essencial, mas instrumental. A relação não é só instrumento, é constitutiva da vida, cuja reciprocidade é autoral, participativa, intersubjetiva, não apenas técnica. Tecnologias biológicas têm outra constituição, que inclui o linear, mas o supera, porque viver é uma aventura, não uma técnica apenas. Máquinas inteligentes parecem “pensar” (Gerrish & Scott, 2018) e, de fato, pensam no sentido linear com eficiência inaudita, mas, enquanto têm seu espaço próprio crucial, não rivalizam com a inteligência biológica, porque esta é tipicamente semântica (hermenêutica), não apenas lógica e calculista. Para viver é preciso também, entre outras habilidades, ser “malandro”, “sabido”, “dar nós em pingo d’água”... Já viram um computador “malandro”? Entre tantas tacadas, a politicidade humana é uma referência incontornável, que a ciência do computador teima em negar, como nas promessas fátuas de Kurzweil (Kurzweil & Bisson, 2013): postular que o “segredo da o pensamento humano foi revelado” é de uma ingenuidade cavalari.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Por décadas, cientistas do computador estiveram na beira da IA, mas tudo acabou em desilusão, porque as promessas não se cumpriram. Em 1957, o primeiro neurônio artificial eletrônico foi inventado, apelidado de perceptron. Enquanto a imprensa se mostrava ávida de aclamar mais do que se tinha descoberto, pouco chegou de concreto. Provas foram publicas mostrando fraquezas do perceptron e chegamos à “AI winter”, até os 1980. Outras formas de IA persistiram, baseadas em sistemas expertos simbólicos tipicamente lógicos ou de algoritmos genéticos baseados na evolução ou estatísticas baseadas na matemática da lógica difusa. Por vezes, IA era apenas combinação de técnicas, mas os resultados nunca cabiam nas promessas. Havia coisa demais que IA não sabia fazer... e humanos sabiam! (R:22). Em 1997 ocorreu mudança grande, com Deep Blue da IBM, batendo o campeão de xadrez (Kasparov). Alguns desqualificaram, por ser expertise limitada, embora as máquinas passassem a jogar melhor que humanos, também no Go. Em 2014, outro salto enorme. Um programa – Eugene Gootsman – convenceu 33% dos juizes de Royal Society em Londres que era um ucraniano de 13 anos. Em 64 anos, era a primeira vitória do teste, mas foi logo também desqualificado como “não IA”. Ganhar no xadrez pode ser feito por força bruta computacional, que os humanos não têm, nem para começar, em contexto tipicamente linear, com estratégias

sequenciais, matemáticas, manejando grandes extensões da probabilidade e conhecendo jogadas dos grandes mestres em cada situação. Cálculo, por definição, não é complexo: é linear, sequencial, como toda tarefa lógica. Em março de 2016, um programa – AlphaGo – venceu o campeão, Sedol. A expectativa de “generalização” (inteligência geral – fator G) foi reafirmada e não seria tão fácil desqualificar como não inteligente. Em maio de 2018, Google anunciou um projeto chamado Duplex. Enquanto bots de conversação como Alexa da Amazon e Siri da Apple estavam melhorando bem, ainda estavam longe da conversa natural. Na conferência anual do Google, Google I/O, o projeto líder mostrou alguns cliques de áudio para uma multidão estupefata. O primeiro foi uma voz de computador aparentada com a humana chamando um salão para registrar uma agenda de cabelo com um humano na outra ponta. O segundo chamado foi o mesmo bot de computador chamando um restaurante para reservas sem outro humano. Com um pouco de esforço, a reserva foi registrada. Nas duas instâncias, estava claro que humanos na outra ponta dos chamados não tinham ideia de que estavam falando com uma máquina. Então, conclui, R, temos máquinas de propósito geral que podem derrotar humanos em muitos jogos com regras fixas. Temos também máquinas que podem envolver-se em conversas abertas enquanto sintetizam a voz humana de sorte que um humano na outra ponta não perceber que conversa com máquina. Máquinas agora fazem tarefas que pareciam impossíveis, desde cognição automática em profissões de colarinho branco a dirigir caminhões e operar lojas inteiras. Então, para R, chegamos mesmo à IA, ou a partes dela. Há tarefas que computadores fazem melhor que humanos, mas é expectativa de que as máquinas, finalmente, poderão “pensar”.

2.1 UM NOVO MODO DE PENSAR

Haveria poucos campos que a IA não afetaria no futuro. “Agora que a caixa de Pandora da IA foi aberta, não pararemos nunca mais de achar novos modos de crescer inteligência a processos bobos e objetos inanimados” (R:25). É uma afirmação que esqueceu que, há décadas, sempre se disse isso, sem êxito, porque a caixa de Pandora parece não existir. Podemos ter peças de avião que podem, com sensores adequados, avisar ao piloto que estão em situação crítica de manutenção, assim como sentir uma pontada forte na região do coração é aviso prévio e convém consultar o médico. Mas os processos são bem diferentes. As peças com sensores processam dinâmicas lineares, enquanto a pessoa processa informação não linear também: a pontada no coração pode ser eventual, sob efeito de algum estresse emocional, não apenas físico. Assistentes pessoais podem organizar a agenda, mas em nível linear, sem saber da disposição de ânimo de seu dono, preferências pessoais ou mesmo mudanças repentinas de comportamento.

SILVA, R.A

R não espera que IA substitua todo trabalho humano, nem o mais repetitivo, porque o mais realista é um congraçamento relativo entre humanos e máquina. Ao fim, não teremos mais empregos, apenas tarefas. Veículos autônomos precisam de manutenção, cuidados físicos, lutar para estacionar, reparos etc. A parte humana vai diminuir muito, mas não desaparecer. Como o lado linear existe em qualquer dinâmica, mesmo caótica, esta parte é acessível ao computador e, como regra, faz melhor. Alguns novos empregos serão criados, mas a parte substituível vai preponderar. Na agricultura, cada vez menos gente aí trabalha e cada vez mais a produtividade aumenta, via tecnologia. Cada vez mais temos tecnologia com objetivo definido capaz de fazer a tarefa sem outros danos colaterais, por exemplo, atingindo as ervas daninhas, não o cultivo. Se 90% das perdas são devidas ao tempo, é preciso cuidar de preditores do tempo, área em que há grandes avanços também, embora sempre relativos, já que tempo é uma magnitude grande demais para ser prevista linearmente. Mas há muitas medidas preventivas muito relevantes. Podem-se usar veículos autônomos nas plantações que fazem a tarefa sozinhos, com energia solar.

No caso militar, o uso de IA só cresce. “Conhecimento perfeito dos eventos mundiais dos governos até campos de batalha, ajudado por robôs que curvam as mortes em seu lado para zero. IA pode melhor apoiar tropas melhorando sistemas de treinamento e criando novos currículos para jogos de guerra” (R:30). É fantasioso imaginar “conhecimento perfeito”, porque não há software perfeito, como não há humano perfeito. IA é “objetiva” no sentido de que, não tem intersubjetividade e consciência, não envia os julgamentos. Mas a IA depende dos dados disponíveis e estes sempre possuem vieses, porque são humanos. Esta expectativa de IA isenta já não subsiste.

2.2 O QUE HÁ DE DIFERENTE?

Energizada por novo ramo chamado machine learning (ML), IA emergiu de ser curiosidade acadêmica para mudar o mundo na prática. Um punhado de mudanças na paisagem da tecnologia contribuiu para isso, na última década, melhorando a capacidade cognitiva. R vê três mudanças recíprocas: melhor hardware, democratização dos algoritmos e dados, investimento no espaço ML pela indústria academia. Há vários tipos de ML, enquanto IA evolui de estatísticas atávicas que apenas descrevem o mundo para fazer previsões sofisticadas da ação humana, até eventualmente fazer a própria ação. R define estatística como “criar modelos que estimam parâmetros desconhecidos”, embora ignore que a primeira tarefa é achar parâmetros frequentastes nos dados (R:40). Só é possível fazer previsão estatística linear, ou seja, postulando que o futuro mantenha padrões achados antes. A probabilidade, por óbvio, é

Cadernos da Fucamp, v.25, p.119-134/2024

relativa. Para fazer hipótese sobre observação é indispensável ter uma ideia, mesmo hipotética, de invariantes frequentastes que fundam a realidade observada.

Propose R que $\text{DEEP NEURAL ENTS} \cap \text{MACHINE LEARNING} = \text{DEEP LEARNING}$ (R: 43). Cita um dito atribuído a Aristóteles por Will Durante: “Excelência é uma arte ganha treinando e habituação... Somos o que fazemos repetidamente” (Ib.). Esta citação trai o espírito da IA: refere-se a dinâmicas frequentastes, repetitivas, ignorando totalmente que podemos ser originais, criativos, alternativos. Repetição é fundamental para a vida, sobretudo para sua previsibilidade, mas se a vida fosse isso apenas, não teria criado a biodiversidade, sobretudo o próprio ser humano. Este não foi apenas repetição; foi um salto qualitativo. Segue R explicando que Redes neuronais artificiais (Anes) são frouxamente inspiradas em blocos neuronais biológicos do neocórtex. Redes Neuronais Profundas (DNNs) são ANNs nas quais há muitas camadas de neurônios entre o input e output – “em outras palavras, a rede é funda”. Deep learnig é basicamente treinar uma DNN com cargas de dados, até que a rede comece a ser “moldada” padrões comuns na base de dados (Ib.). Esta formulação é ilustrativa. Primeiro, a expectativa de que empilhar camadas de neurônios significa uma “rede funda” é invencionice muito forçada, porque certamente aprendizagem não provém do empilhamento de conteúdo, colocando em cheque o uso do termo aprender, embora se possa engolir que, mesmo no plano linear, catar padrões profundos das recorrências possa ser uma espécie de aprendizagem, desde que não seja mera reprodução ou decoreba. Como é um trabalho da garimpagem sistemática que pode chegar aos níveis inconscientes comportamentais, digamos que seja algum tipo de aprendizagem. Mas está claro que a tendência mais visível é a reprodução decorada do repetido, mesmo que mera reprodução seja inviável, porque os sensores também filtram o que percebe, sem importar mecanicamente, como é em qualquer foto: diz-se “retrato”, mas é também um tipo de reconstrução. Qualquer decoreba tem alguma reconstrução, assim como um quadro plagiado é outro quadro, não o original apenas duplicado. O xerox de um texto não é exatamente o texto que foi copiado, mas uma reprodução com alguma reconstrução.

Neste contexto, a aplicação do conceito de aprendizagem é forçada, porque o computador, a rigor, não aprende interpretativamente de modo intersubjetivo, autoral, hermenêutico, consciente, apenas mecanicamente, que é seu lugar. Ao fazer os dados passarem por várias camadas, imita o cérebro, no qual neurônios se superpõem em emaranhados caóticos para chegar ao nível de consciência, fenômeno ainda não explicado pela ciência (Cobb, 2020). Como não é processo orgânico, mas mecânico, isto não significa aprendizagem, mas, como o texto reconhece, é “treinamento” linear. Ou seja, o computador reconhece a recorrência por repetição, por frequência; não sabe, por exemplo, que é um gato, mas apenas que é uma imagem

SILVA, R.A

repetida de algo que dizemos ser um gato; nós dizemos, porque identificamos o gato, não pela repetição de retratos, mas pelo sentido atribuído intersubjetivamente. Não precisamos, por isso, de treinamento exaustivo (com megadados); tendo entendido o que é um gato, reconhecemos sem repetição necessária, porque identificamos via sentido atribuído, não pelas frequências repetidas. Aprendizagem não vem de treinamento, mas de capacidade autoral. Reconhecer pela frequência não é entender semanticamente. Sabemos apenas o que se repete, não seu sentido.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Como método escolhido para o desenvolvimento do estudo, haverá num primeiro momento uma revisão de literatura atrelada a uma análise qualitativa dos dados. Esta pesquisa será documental realizada em repositórios como *Scielo*, *ScieloBr*, *BVSsalud*, *Google Scholar*, escalonando uma janela temporal a partir dos anos 2000, promovendo um caráter crítico para com esta singularidade. Segundo Gerhardt e Silveira (2009), a pesquisa qualitativa preocupa-se em se aprofundar na compreensão do objeto de estudo, ou seja, visa aspectos da realidade os quais não podem ser quantificados. Sendo assim, objetiva compreender, majoritariamente, o fenômeno em sua totalidade, ao invés de focalizar em conceitos específicos.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Ao fundo existe uma provocação aos humanos em conceitos como “deep learning” ou “unsupervised learning”, ou também um antropomorfismo depreciativo, para alegar que a máquina faz tudo que humanos fazem, sobre o que imaginavam que faziam exclusivamente. No entanto, esta “aprendizagem” é tipicamente linear, nisto muito importante, mas não substitui a aprendizagem intersubjetiva complexa da inteligência biológica. Na supervised machine learning (SL), o termo “supervised” significa que nosso treinamento dos dados tem um valor (variável dependente) que representa o que estamos treinando para a IA prever. Em humanos, primeiro, não se aplica bem o termo “treinar”, porque a condição biológica cerebral faculta processos formativos autorais, não apenas reprodutivos, e, segundo, não há como “prever” o processo (nem como, nem o quê). Se queremos treinar uma rede convolucional neural (CNN) a reconhecer imagens de gatos nelas, temos de treinar contra

Cadernos da Fucamp, v.25, p.119-134/2024

muitas outras imagens de gatos que humanos etiquetaram como “gatos”. Exemplifica com o dispositivo de teste de segurança Google CAPTCHA, pedindo para selecionar um sinal de trânsito no meio de outras imagens. O Google está usando a Você para depois treinar DNN para reconhecer sinais de trânsito automaticamente. O humano é, aí, um supervisor. Há professores na escola que gostariam de assim agir: treinar o aluno para que memorize os conteúdos de modo reprodutivo, para regurgitar na prova *ipsis litteris*. Qualquer teoria da aprendizagem mais lúcida condena este procedimento, embora sempre exista em alguma circunstância específica (decorar o alfabeto, os números, alguma fórmula etc.). A máquina, que não é viva, é uma entidade reprodutiva, processadora, armazenadora. Tomando o exemplo da memória, o que memorizamos no cérebro permanece em movimento, reconstruindo constantemente conforme nossa história de vida, sono, uso ou não uso, enquanto na memória do computador o conteúdo é mantido fisicamente sem alteração e é isto que queremos. Não nos interessa gravar um texto e, no dia seguinte, ao recuperar, falta metade ou tem metade a mais, ou está mexido.

Unsupervised machine learning (UL) pode acontecer quando temos muitos dados e queremos detectar padrões, sem estarmos seguros deles, nem podemos etiquetar. Imaginemos ter uma série de lojas, onde produtos de entrada são escaneados e sua geolocalização é rastreada. Provendo apenas essas localizações, certos algoritmos (floresta de isolamento, agrupamento de médias k , autocodificadores variáveis etc.), aprendem onde seus produtos poderiam estar. Se passarem por um escaneamento de localização inesperado, como Antártica, isto solta um aviso de que o sinal é anômalo. UL é comumente usado em muitos tipos de detecção anômala, desde logística a fraude bancária, até perfil do consumidor e sistemas de recomendação – sempre que estiver procurando uma forma boa representativa dos dados. A provocação continua na ideia de “não-supervisionado” é que a máquina “se treina a si mesma”, dispensando o humano. Primeiro, não se pode descartar o contexto humano do evento, desde a máquina feita por humanos e por eles mantida e atualizada, até o cenário do “autotreinamento” e respectivos algoritmos. Segundo, trata-se de procedimento linear, reprodutivo, no qual algoritmos, seguindo padrões recorrentes, não precisam de condução externa, tal qual – mal comparando – uma pedra desce uma encosta por si, porque a lei da gravidade a faz reproduzir o movimento: ela não “resolve” cair, nem, no meio do caminho, “resolver” voltar. Para escavar recorrências, basta apresentar a oportunidade aos algoritmos que, por si, podem avançar nesta direção.

SILVA, R.A

R cita generative adversarial networks (GAN), um modo semissupervisionado de treinar, armando um modo não supervisionado para aprender (e gerar) contra modelo supervisionado conhecido (o adversário). Tomam-se corpos de trabalhos conhecidos e geram outputs que são similares o suficiente para serem úteis. Podemos propor um corpo clássico de música e pedir que GAN gere um suprimento sem fim de música nova que, de algum modo, “soa igual” ao input. Assim, GANs bem treinadas são excelentes para gerar “resultados novos criativos”, tais como uma seleção sem fim de tênis personalizados. Lembra que, em 2019, OpenAI GAN foi vista como boa demais em gerar artigos convincentes de fake news, a ponto de não se liberar ao público. Depois foi liberada sob o nome GPT-3 para logo usada para gerar posts falsos convincentes que se tornaram virais. R força a barra ao imaginar que se trata de “resultado novo criativo”, como se – no caso da música clássica – o resultado fosse original. O que Beethoven fez foi algo totalmente diverso, mesmo usando a parte linear de todo ato criativo (a notação musical, a referência à música já disponível, o treinamento do compositor etc.): foi obra autoral. Nenhuma máquina, por enquanto, é autoral, também porque não tem individualidade intersubjetiva. No entanto, catando os padrões das nove sinfonias de Beethoven a máquina pode gerar uma décima que combina reprodutivamente padrões das nove, similar e também diversa, mas apenas linearmente. A máquina não criou nada de novo. A originalidade humana pode ser autoral, enquanto a máquina não sabe o que é originalidade autoral. Não é defeito, é condição física linear.

Cita a velha história de Pavlov ou de Thorndike em psicologia sobre comportamento condicionado, que via o animal (o cão) como autômato. Esta visão está totalmente superada: seres vivos possuem dimensões automatizadas (o corpo humano funciona, na maior parte, de modo inconsciente, também porque passamos um terço do tempo dormindo), mas igualmente funcionamento relativamente consciente, intersubjetivo, recíproco, apesar de bem limitado. Assim, o cão pode ser “adestrado” por repetição de tarefa, mas é uma montagem também não linear, no sentido de que pode perder, com o tempo, o adestramento, se não for sempre repetido, pode ser mudado, variando de cão para cão, enquanto nada disso se aplica à máquina. A máquina é reprodutiva e é isso que esperamos dela. O animal também é, mas pode mudar, porque é sistema vivo aberto. Daí, falar em IA aberta é força de expressão, porque, feita por máquina, é maquinal. Não há IA que tenha iniciativa própria consciente. Reinforcement learning (RL), por sua vez, ao contrário de treinamento supervisionado ou não, vai além dos dados em si e foca em treinar agentes a agirem em dado ambiente. “Treinamos agentes do mesmo modo em que tendemos a treinar outros humanos: premiando comportamentos desejados e punindo indesejados a serviço de certo objetivo” (R:48). É uma afirmação Cadernos da Fucamp, v.25, p.119-134/2024

capciosa, marqueteira, ao final. Máquinas não são agentes, nem respondem de modo autopoietico, com é no mundo vivo. As opções são lineares, não fazendo sentido alegar que estaríamos “premiando” desejos maquinais; na prática estamos treinando a selecionar alternativas lineares, reforçando aquelas buscadas pelos humanos. Toda máquina também responde ao ambiente, se tiver que reagir a ele, embora o faça linearmente. Por exemplo, um computador pode funcionar melhor em sala bem refrigerada, ou desatualizar-se com o tempo, rodar melhor com uma rede elétrica adequada etc. Mas não tem iniciativa própria nenhuma. Para R, RL é a versão mais rompedora do momento, usada para vencer humanos em jogos mais exigentes, como Go. Este exemplo, na verdade, é um contraexemplo, porque a vantagem do computador é seu poder de computação (uma força bruta, na prática), muitíssimo superior ao dos humanos, uma virtude tipicamente linear. Por exemplo, jogadores humanos usam estratégias também “políticas” no jogo, como tentar instabilizar o oponente, armar um ambiente agressivo, provocar etc., coisas das quais a máquina não tem ideia. R não foca, em nenhum momento, a diferença enorme entre inteligência biológica e digital, postulando, sem mais, que a última vai desbancar a primeira. Já desbancou em muitos sentidos, mas mantém diferenças cruciais que a digital não tem. O modo como a mãe se relaciona com seu filho é totalmente diferente do modo como o computador processa dados. No caso da mãe e do filho, ambos são dinâmicas complexas autopoieticas, enquanto as máquinas não se relacionam intersubjetivamente.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Naturalmente, precisamos nos preparar para nos deixar surpreender. Estamos no curso de descobertas digitais muito promissoras, muito potentes e que vão mudar nossas vidas muito além do que supomos. A redução da vida à mera matéria é um dos postulados mais ingênuos do mundo digital, que leva a “antropomorfizar” a máquina, a ponto de ela substituir humanos. Enquanto humanos não são referência final de nada – pois são uma espécie viva entre outras e pode desaparecer, como toda espécie no planeta – a máquina tem suas propriedades lineares, nas quais já supera os humanos de longe, sem volta, mas não tem propriedades vivas. Assim como a mente, que depende dos neurônios para existir, não é material, não é caso reduzir a vida à sua base material, nem desprezar a esta. A máquina está fazendo coisas muita

Cadernos da Fucamp, v.25, p.119-134/2024

SILVA, R.A
instigantes e estupefacientes, como a assim dita IA, mas não é, nem de longe, “inteligente” como são os humanos, simplesmente porque ela tem “outra inteligência”, facilmente complementar, além de muito mais efetiva nas linearidades. O abuso de metáforas humanas é marketing ordinário.

REFERÊNCIAS

COBB, M. 2020. The idea of the brain – The past and future of neuroscience. Basic Books.

DAUB, A. 2020. What tech calls thinking. FSG originals. Farrar, Straus and Giroux.

GERRISH, S. & SCOTT, K. 2018. How smart machines think. The MIT Press.

HABER, J. 2020. Critical Thinking. MIT Press.

KOCH, C. 2019. The feeling of life itself – Why consciousness is widespread but can't be computed. MIT Press.

KURZWEIL, R. & BISSON, T. 2013. How to create a mind: The secret of human thought revealed. Duckworth Overlook, N.Y.

REDMOND, E. 2021. Deep Tech: Demystifying the breakthrough technologies that will revolutionize everything. Deep Tech Press.