Hellon Canella Machado

O Uso do Pensamento Computacional como Recurso para o Desenvolvimento da Apredizagem Científica.

Rio de Janeiro. Brasil

2018

1 Computadores e a prática científica

A evolução da computação nas últimas décadas, aliada ao seu barateamento, tem produzido impactos notáveis tanto na academia quanto na industria. A disponibilidade de dispositivos mais baratos e com maior capacidade de processamento e armazenamento tem tornado a computação ubiqua.

Na academia, esse fenômeno tem favorecido o surgimento de novas estratégias para exploração de fenômenos. Até meados do século 20, todo progresso cientifico foi conduzido apenas por interações entre atividades experimentais e analíticas[1]. O surgimento da computação e o seu desenvolvimento desde então trouxe consigo novas formas de fazer ciência, tais como a simulação e a modelagem computacional, e mais recentemente, a mineração de dados e o aprendizado de máquina, úteis para a análise de grande volume de informação (DJORGOVSKI, 2005; WING, 2006).

O uso de simulações numéricas, por exemplo, se justifica ao permitir que um grande número de fenômenos muito complexos sejam analiticamente tratáveis. Em muitos casos essa é única forma de exploração possível. Mesmo na mecânica newtoniana mais simples, é possível resolver exatamente, apenas, o problema de dois corpos. Para $N \geq 3$, soluções numéricas são necessárias. Da astronomia podemos retirar alguns exemplos, como a formação de estrelas e galáxias e explosão estrelares - de modo geral, qualquer evento envolvendo turbulência (DJORGOVSKI, 2005).

O uso de métodos computacionais, tal como a simulação, tem expandido a abrangência de sistemas não lineares que tem sido explorados pelo modelos matemáticos e computacionais. Como lembra Weintrop et al. (2016), campos da ciência estão experimentando um renascimento de abordagens experimentais em razão do acesso facilitado a mais poder computacional.

O autor destaca que num passado recente, para muitos pesquisadores apenas o estudo de sistemas determinísticos era viável, tendo o termo 'não-linear', praticamente, o sinônimo de 'insolúvel'. Havia desse modo a propensão à investigação computacional apenas de sistemas lineares. Esse quadro era especialmente verdade para muitas pesquisas em biologia e química.

Esse processo ganha especial relevância ao nos darmos conta da natureza caótica da ampla maioria dos fenômenos físicos. Sistemas lineares e determinísticos são portanto exceções, e não a regra (WEINTROP et al., 2016).

[1] Em sentido mais amplo, quando mencionamos 'atividade analítica' estamos nos referindo à utilização de aparato matemático para resolução teórica de problemas. Ao mesmo tempo, o termo análise também pode fazer referência ao emprego da análise matemática, ramo da matemática que lida com conceitos do cálculo diferencial, tais como diferenciação, integração, e séries infinitas.

Outros agentes de transformações da prática científica, embora mais recentes e em fase nascente, são as novas possibilidades trazidas pela abundância e pelo barateamento do armazenamento grandes volumes de dados. Vivemos uma era onde a disponibilidade de dados gerados por câmeras, sensores, execução de simulações e registro de interação humana crescem exponencialmente.

Nesse cenário, como ressalta Djorgovski (2005), o foco de valores tem mudado da propriedade de dados ou de instrumentos para reuni-los para a propriedade de conhecimento e ideas que tornam possíveis a extração de significados desse volume de informação.

A abundância traz consigo muitos desafios. A taxa com que cientistas e engenheiros têm coletado e produzido dados vem exigindo avanços nas estratégias de análise. O acúmulo chegou a um nível de complexidade que, certo modo, tem sido impossível fazer qualquer tipo de investigação superficial utilizando técnicas convencionais, baseadas na percepção humana. Lidar com esse conjunto desestruturado e rico de dados, extraindo dele significado, tem sido uma das batalhas da atual revolução científica e industrial (DJORGOVSKI, 2005). Nesse contexto o emprego de técnicas de aprendizado de máquina é essencial.

Em linhas gerais, o aprendizado de máquina (do inglês: *machine learning*) baseia-se no uso algoritmos que instruem computadores como avaliar dados e deles extrair padrões e correlações, permitindo-os, de forma extraordinária, a fazer predições. E esse processo tem um componente recursivo: quanto mais análises são feitas, mais experiência e competência são adquiridas. Ou seja, mais 'inteligentes' essas máquinas se tornam.

Escobar (2017) propõe uma visão simplificada das interações humanas que facilita o entendimento desses algoritmos. Como descreve, ao conhecemos alguém pela primeira vez, baseando-nos em modelos pessoais, somos capazes de dizer nos primeiros minutos se essa pessoa nos transmite boa ou má impressão. Para cada nova pessoa que encontramos, avaliamos algumas de suas características e as registramos. Esse processo nos permite refinar e recompor modelos sociais que irão influenciar outras percepções em interações futuras.

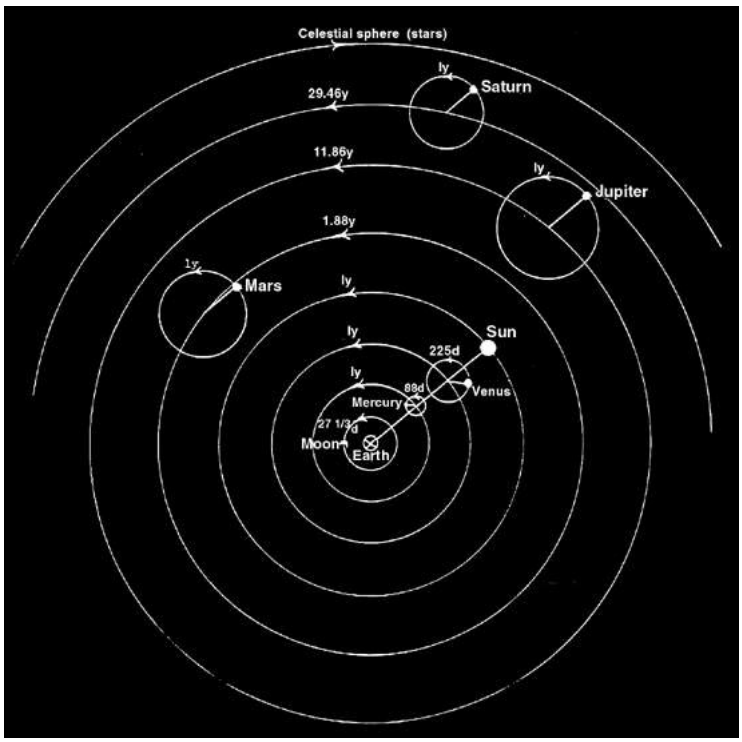
É exatamente nesse princípio recursivo que se fundamenta o aprendizado de máquina: categorizar dados de acordo com suas características com o fim de compor e refinar modelos.

Esse processo tem se provado extremamente eficiente na predição da configuração de sistemas estocásticos. Tomemos por exemplo a necessidade de prever o tempo, onde há dominância de comportamentos turbulentos. Em um estudo recente (PATHAK et al., 2018 apud VUTHA, 2018), mostrou-se a eficiência do uso de algoritmos de inteligência artificial para previsões ao longo de um período muito maior do que se imaginou possível. Um ponto digno de nota: o algoritmo utilizado não continha nenhuma informação sobre as equações subjacentes.

Há atualmente questionamentos sobre até que ponto o uso intensivo de 'robôs oráculos' levará à perda do interesse dos pesquisadores em descrever fenômenos em termos de equações e princípios unificadores. Esse debate é sintetizado pela confronto das noções de "predição" e "entendimento".

Vutha (2018) expõe os elementos desse debate com um exemplo histórico. Como destaca, durante mais de um milênio, o movimento dos planetas eram descritos a partir de um modelo elaborado por Ptolomeu, cujos métodos lançavam mão de cálculos misteriosos envolvendo sobreposição de círculos. Apesar de ignorar a teoria da gravidade e de ter a Terra no centro do Universo, essa representação foi extremamente eficiente na sua capacidade preditiva. Ao mesmo tempo, pode-se dizer que ela era incompleta na medida em que não oferecia nenhum entendimento capaz de explicar o seu funcionamento.

Figura 1 – Modelo geocêntrico de Ptolomeu



Fonte: Hatch (1998)

A descrição do movimento dos corpos celestes só foi finalmente compreendida a partir da equações diferenciais descobertas por Isaac Newton. Com elas tem sido possível, desde então, prever a trajetória de todo e qualquer planeta do sistema solar.

A qualidade da proposta de Newton estava na possibilidade de oferecer não apenas a descrição de trajetórias, mas por permitir também que entendamos o porquê que elas são de uma e não de outra forma. Ao nos trazer equações, ele nos facultou a compreensão do fenômeno do movimento a partir da ótica de princípios unificadores. E é exatamente

nesse ponto que reside o poder da descrição matemática. Como analisa Vutha (2018), se formos capazes de extrair de um fenômeno complicado dois ou três princípios, podemos dizer então que o compreendemos.

Porém, dada a dominância de fenômenos complexos na natureza, tem sido extremamente difícil extrair de muitos deles princípios simples. Descrevê-los, portanto, a partir da obtenção de equações universalmente válidas pode ser uma forma um tanto ineficiente de gerar predições relevantes (VUTHA, 2018). O emprego de técnicas de *machine learning*, nesse sentido, tem sido essencial.

A inteligência artificial tem ocupados outros espaços além da pesquisa científica. Desde robôs que leem a web para tomar decisão de investimentos (VERHAGE, 2017) e carros que se auto dirigem, até contextos relativamente mais simples como tradutores automáticos e mecanismo buscas. Já no mundo do trabalho, um sem-número de projeções apontam para a substituição progressiva de quantidade considerável de atividades laborais por robôs.

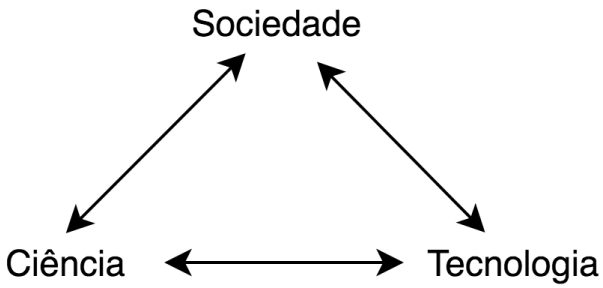
Figura 2 – Carro autônomo da Waymo, subsidiária de veículos da Alphabet (matriz do Google)

A produção estratosférica de dados e a invasão da inteligência artificial nos meios científicos e na indústria é sintomático da interação dinâmica entre a ciência, a tecnologia, e a sociedade em ciclos que se retroalimentam.

Novas descobertas levam a novas perguntas que exigem mais coleta de dados. Quando analisadas, essas informações são utilizadas para refinar e ajustar modelos, levando a novas perguntas e mais produção de dados. Esse processo tende a culminar na criação

de novas tecnologias. Tecnologias, por seu turno, inspiram usos sociais criativos que quase sempre criam demandas por mais descobertas científicas e mais tecnologia. Sob esse aspecto, podemos dizer que esses três atores desempenham o papel de forças motrizes da computação (WING, 2008).

Figura 3 – Forças motrizes da computação



Adaptado de Wing (2008)

O barateamento dos custos de produção científica é outro aspecto relevante dessas transformações. À medida que a internet e dados, consequentemente, se tornam mais acessíveis, qualquer pessoa com boas ideias e bons hábitos de trabalho, de qualquer lugar, pode fazer ciência de primeira linha, comunicar seus resultados e aprender com a comunidade científica. Essa possibilidade é especialmente benéfica para países e instituições que não dispõem de instalações de pesquisa sofisticadas (DJORGOVSKI, 2005).

Sobre o papel da ciência da computação no desenvolvimento científico, Djorgovski (2005) faz um consideração provocativa:

> [...] a ciência da computação aplicada está desempenhando o papel que a matemática fez do século XVII ao século XX: fornecer uma estrutura ordenada e formal e um aparato exploratório para outras ciências. Além de seu aparentemente feliz caso com a teoria das cordas, é difícil dizer o que a matemática está fazendo para outras ciências hoje. A maioria dos cientistas de matemática que utilizamos hoje foi desenvolvida há mais de um século. (DJORGOVSKI, 2005, p. 131. Tradução nossa)

E é do do seio dessa reflexão que nasce a noção de um "pensamento computacional". Tema que desdobraremos a seguir.

2 Pensamento computacional

A noção de pensamento computacional tem ganhado força desde 2006, ano em que a professora Jeannette Wing, então professora da Universidade Carnegie Mellon, publica um artigo seminal no qual propõe um conjunto de atitudes, ou abordagens, para a resolução de problemas fundamentadas na forma como cientistas da computação e programadores tratam problemas computacionais.

A definição clássica que muitos autores dão para o conceito é extraído do próprio trabalho da autora que estabelece que pensamento computacional consiste "numa abordagem para a solução de problemas, desenho de sistemas e entendimento do comportamento humano que se vale de conceitos fundamentais para ciência da computação" (WING, 2006, Tradução nossa), ou ainda, na capacidade de formular problemas e expressar suas soluções de forma suficientemente clara de tal modo que um computador possa executá-las.

O desenvolvimento do tema requer algumas discussões preliminares. Comecemos com uma apresentação sobre o papel dos algoritmos.

2.1 Algoritmos

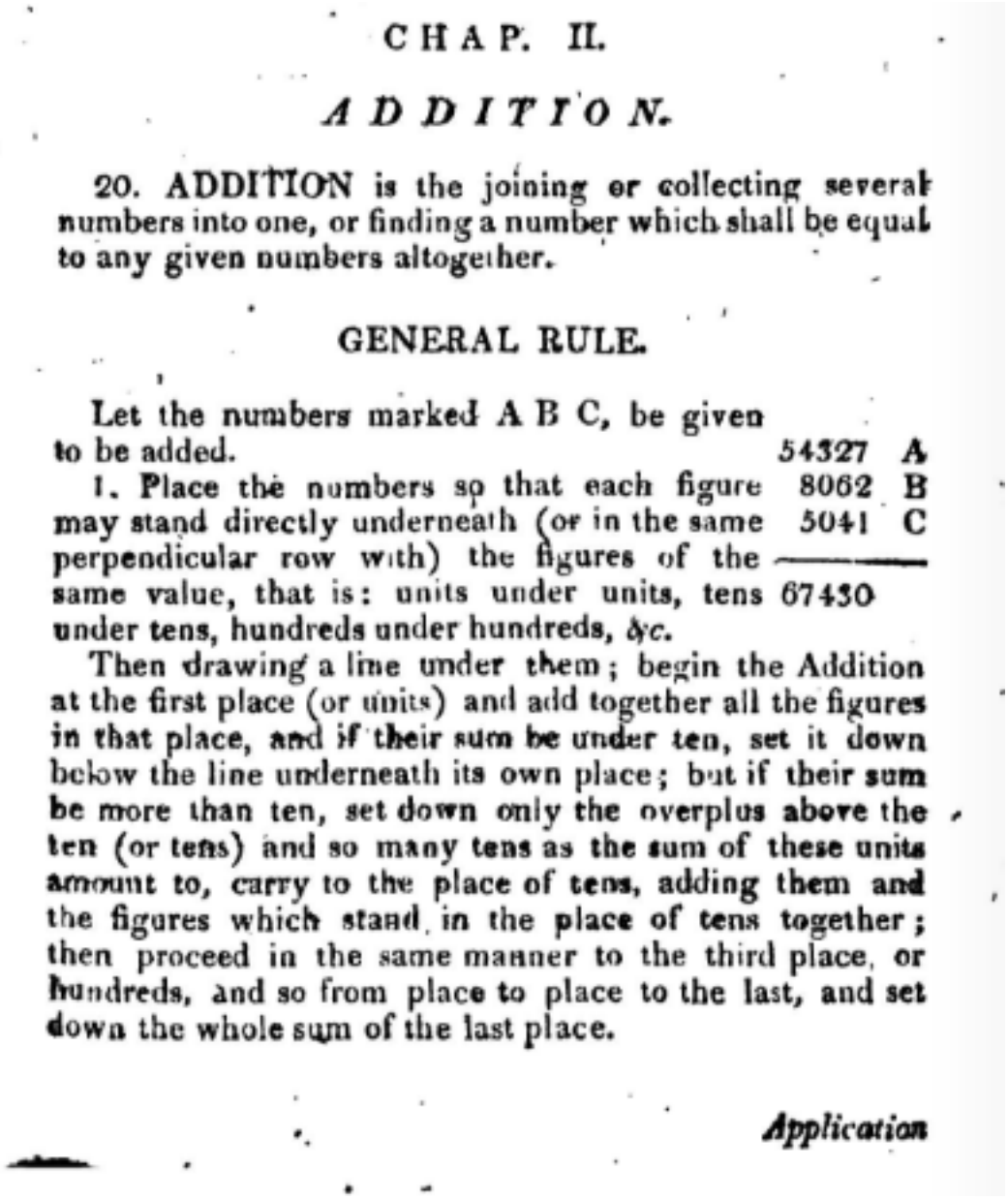
Em termos simplificados, um algoritmo nada mais é do que uma solução para um problema que satisfaz as seguintes condições (PIWEK, 2016):

- deve apresentar uma lista sequenciada de passos que levam à solução do problema
- deve ser um processo finito
- deve resolver qualquer instância do problema em questão

Na figura 4 lê-se um conjunto de instruções para somar três números inteiros, extraídos do livro *Practical Arithmetick in Four Books* do autor John Gough, publicado pela primeira vez em 1767. Sob o título 'General rules', lemos

> Coloque os números de modo que cada algarismo possa ficar diretamente abaixo (ou na mesma linha perpendicular) dos algorismos de mesmo valor, ou seja: unidades em unidades, dezenas em dezenas, centenas em centenas.[...]Em seguida, desenhando uma linha abaixo deles; comece a adição no primeiro lugar (ou unidades) e some todas os algorismos naquele lugar, e se a soma delas for menor que dez, coloque-a abaixo da linha abaixo de seu próprio lugar;mas se a soma for superior a dez, estabeleça apenas o excedente acima das dez (ou dezenas) e algumas dezenas, à medida que a soma dessas unidades se eleva, carregue para o local das dezenas, adicionando-as e os algorismos que estão no lugar de

Figura 4 – Algoritmo de soma de três números inteiros



CHAP. II.

ADDITION.

20. ADDITION is the joining or collecting several numbers into one, or finding a number which shall be equal to any given numbers altogether.

GENERAL RULE.

Let the numbers marked A B C, be given to be added.

1. Place the numbers so that each figure may stand directly underneath (or in the same perpendicular row with) the figures of the same value, that is: units under units, tens under tens, hundreds under hundreds, &c.

Then drawing a line under them; begin the Addition at the first place (or units) and add together all the figures in that place, and if their sum be under ten, set it down below the line underneath its own place; but if their sum be more than ten, set down only the overplus above the ten (or tens) and so many tens as the sum of these units amount to, carry to the place of tens, adding them and the figures which stand in the place of tens together; then proceed in the same manner to the third place, or hundreds, and so from place to place to the last, and set down the whole sum of the last place.

54327	A
8062	B
5041	C
67430	

Application

Fonte: Gough (1813)

> dezenas juntos; em seguida, proceda da mesma maneira até o terceiro lugar, ou centenas, e de um lugar para outro até o último, e estabeleça a soma total do último lugar.

Perceba como essas instruções satisfazem as condições elencadas anteriormente: nela vemos um problema (cálculo da soma de três número inteiros) sendo resolvido de forma encadeada ao longo de um processo finito. Nota-se também que os passos acima facultariam a soma de quaisquer outros três números inteiros, atendendo a exigência de "resolver qualquer instância do problema".

A tarefa de definir as instâncias de um problema equivale a determinar para quais perguntas um algoritmo deve oferecer respostas. Em problema de divisão, por exemplo, onde é preciso calcular a razão entre a e b, o par $a = 1.5$ e $b = 9.365$ representa uma delas. Já $a = 65.4$ e $b = 77$ compõe outra. Numa única sentença podemos resumir que qualquer par de reais, onde $b \neq 0$, representa uma instância válida.

A decisão de usar um computador para a resolução de qualquer problema exige que definamos tais instâncias. Sob o ponto de vista da ciência computação, ao procedermos dessa forma, distinguindo claramente os contornos do problema, definimos um "problema computacional".

A definição clara das instâncias do problema (criação de um problema computacional) e dos passos exatos para sua solução[1] (elaboração de um algoritmo) nos permitirá automatizar a sua execução. E é exatamente nessas duas habilidades que se apoiam o pensamento computacional.

2.2 Abstração

A noção de abstração é outro componente que necessita ser compreendido ao tratarmos do assunto. Nas palavras de Wing (2006),

> A abstração é usada na definição de padrões, generalização de instâncias e parametrização. É usado para deixar um objeto representar muitos. Ele é usado para capturar propriedades essenciais comuns a um conjunto de objetos enquanto oculta distinções irrelevantes entre eles (WING, 2006, p. 1. Tradução nossa)

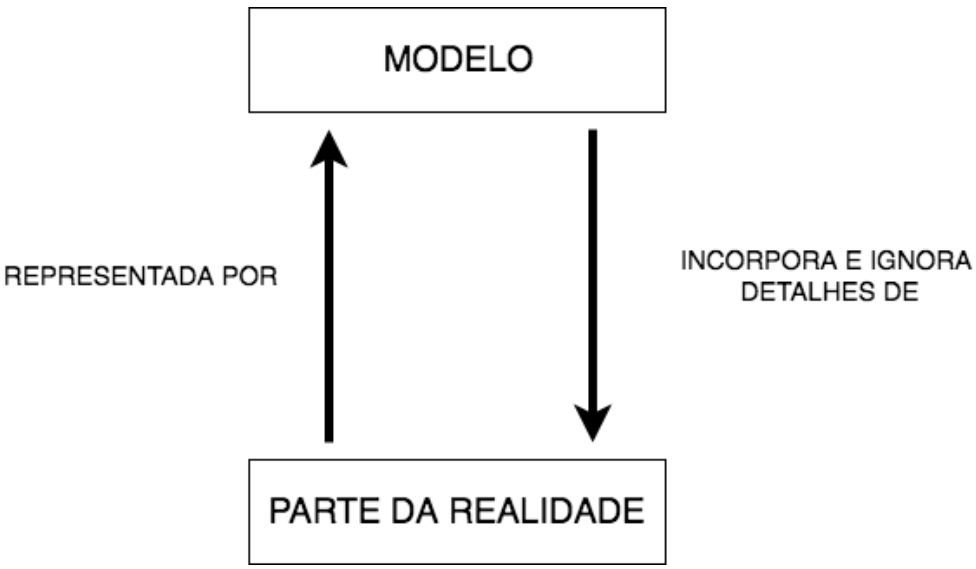
Abstrair, como enfatiza o trecho acima, equivale simplesmente a conduzir um processo de generalização, onde incorporamos parte dos detalhes da realidade em um modelo, ao mesmo tempo que descartamos outros. Estabelece-se assim uma relação entre dois níveis: a realidade e sua representação.

A figura 6 ilustra essa discussão. Nela vemos a obra "A Traição das Imagens " por René Magritte (1898-1967), onde lê-se *"Ceci n'est pas une pipe"* ("Isto não é um cachimbo"). Temos aí provocação que evidencia que um modelo nada mais é do que uma representação, e não a realidade em si.

O grau de detalhamento do modelo depende das circunstâncias do problema, bem como das necessidades de quem modela. Por exemplo, ao analisarmos a trajetória de lançamento de um foguete, podemos descartar suas dimensões e eliminar possíveis efeitos aerodinâmicos. Essa abordagem é extremamente conveniente para o ensino de primeiras

[1] Ao tratarmos computacionalmente um problema devemos ser capazes também de distinguir quando e porque, eventualmente, ele não tem solução.

Figura 5 – Relação entre a realidade e o seu modelo



Adaptado de Piwek (2016)

Figura 6 – "A Traição das Imagens" por René Magritte, 1929

noções de física básica, mas demasiadamente simplória no contexto da condução de um programa aerospacial.

Na figura 7 temos a ilustração dessa ideia: a mesma "realidade" vaca representada por quatro modelos com diferentes graus de detalhes incorporados.

É interessante notar a proximidade do significado para abstração discutido até aqui com aquele proposto pelo filósofo John Locke, segundo o qual formação de uma abstração corresponde a uma transformação durante a qual "ideias tomadas de seres particulares se tornam representantes gerais de todos do mesmo tipo" (LOCKE, 1690/1979 apud

Figura 7 – Quatro representações de uma vaca por Theo van Doesburg, 1917–1918

Fonte: Piwek (2016)

SENGUPTA et al., 2013, p. 354. Tradução nossa).

2.3 Modelos e módulos: duas possibilidade de abstração

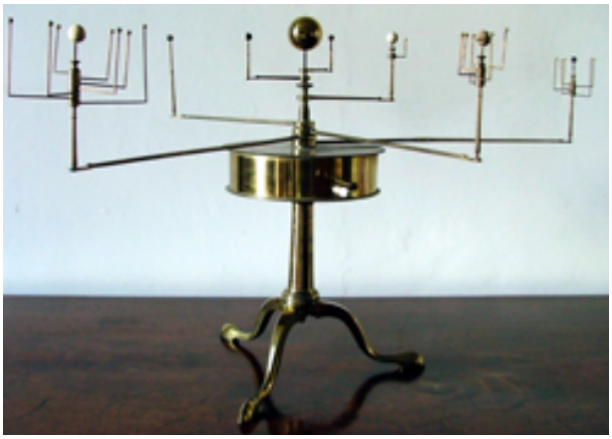
Piwek (2016) distingue dois tipos de abstrações: a "abstração como modelo", onde detalhes da realidade observada são desconsideradas em favor de outras – o mesmo trabalhado até aqui – e a "abstração como encapsulamento", processo no qual organizamos nosso modelo em módulos ou cápsulas que permitem a composição de sistemas mais complexos.

Para diferenciarmos esses dois tipos tomemos como ponto de partida o planetário mecânico ilustrado na figura 8. Nele vemos uma simulação do sistema solar, um modelo, que como tal ignora certas aspectos da realidade. Neste caso em específico temos a desconsideração típica de representações astronômicas onde as proporções entre as dimensões dos planetas e a distância relativas entre eles é extremamente grande. A construção de modelos, ignorando e incorporando detalhes, é o que Piwek (2016) chama de "abstração como modelo".

O mesmo dispositivo incorpora a noção do que o autor chama de "abstração como encapsulamento". Na figura 9 vemos um sistema de rodas dentadas típico do que podemos encontrar no interior de um planetário mecânico. São elas que permitem o movimento das esferas que representam os planetas. A superfície metálica que vemos na figura 8 cumpre o papel de interface do modelo ao escondê-las, deixando externamente visível apenas o que é relevante: o movimento de translação e rotação.

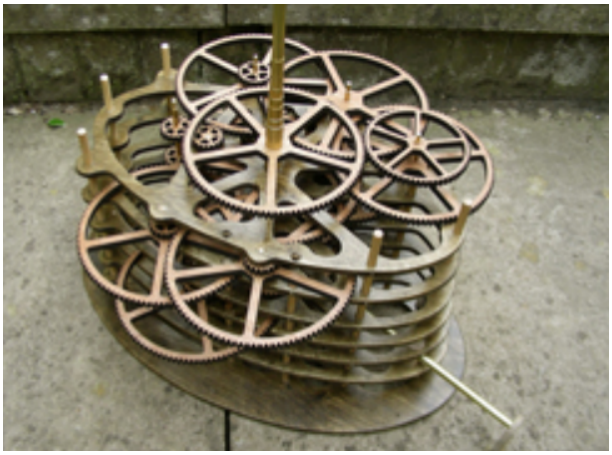
Distingue-se assim a formação de duas camadas durante o processo de encapsulamento: a interface com a qual se pode interagir com o modelo (o invólucro metálico do

Figura 8 – Planetário mecânico



Fonte: Piwek (2016)

Figura 9 – Engrenagem de um planetário mecânico



Fonte: Piwek (2016)

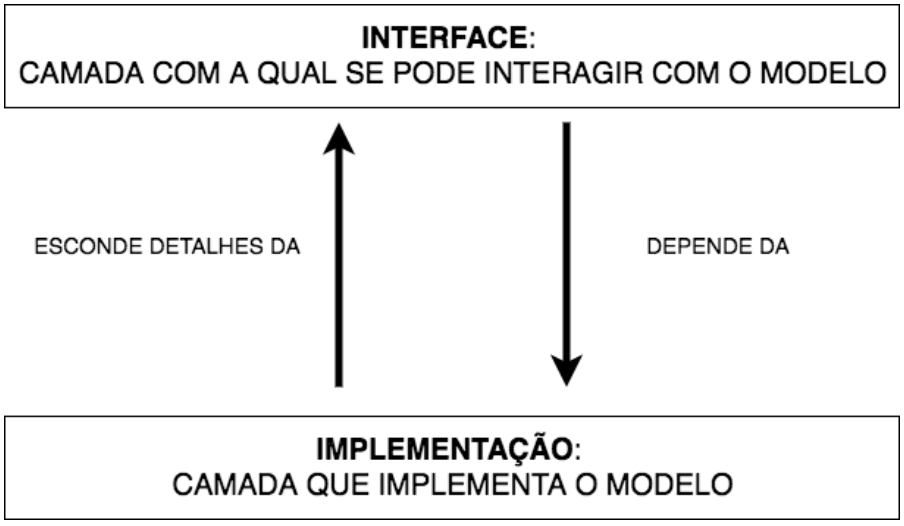
planetário) e a sua implementação propriamente dita (sistema de engrenagens encerradas pela interface). A figura 10 ilustra a relação entre elas.

O uso do encapsulamento é essencial na ciência da computação. Nesse contexto, essa estratégia toma forma em funções e estrutura de dados[2]. Tomemos um exemplo envolvendo funções. Considere a necessidade de calcularmos a seguinte expressão:

$$\frac{(2+3+5\times 7)}{5}$$

[2] Por estrutura de dados nos referimos às diversas possibilidade de organização e relacionamento de dados que uma linguagem oferece. Dentre as mais comuns estão os vetores, as listas, as pilhas...

Figura 10 – Interface e implementação - dois aspectos de um modelo



Fonte: Piwek (2016)

Usando uma linguagem de programação poderíamos reescrever a equação acima do seguinte modo:

$$razao(\boxed{soma(2, 3, \boxed{producto(5, 7)})}, 5)$$

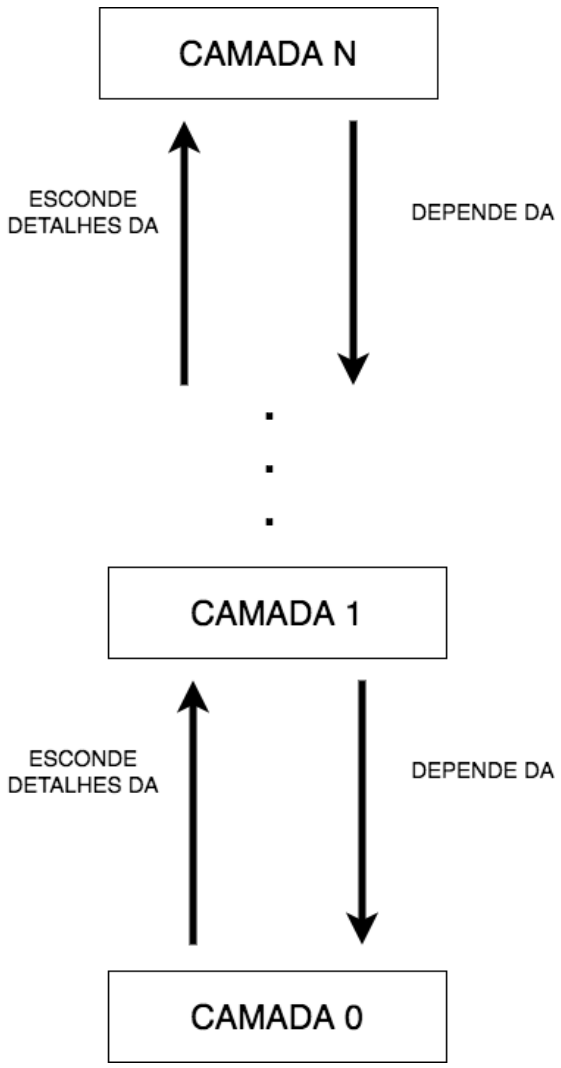
Perceba a formação de cápsulas. Por exemplo, aos escrevermos $produto(a, b, c \ldots)$, estamos modularizando o processo de multiplicação, pois todos os detalhes dessa operação estão invisibilizados atrás de uma interface, cujo nome decidimos chamar como "produto". Aplica-se o mesmo raciocínio aos casos das funções $soma(a, b, c...)$ e $razao(a, b)$.

A decomposição do modelo ou sistema pode ganhar tantas unidades quanto se queira, até atingirmos o nível binário (0 e 1s). É exatamente na possibilidade de aplicação recursiva dessa estratégia que a construção de sistemas complexos se tornam viáveis. Esse aspecto é ilustrado na figura 11.

De fato, ao encapsular, programadores buscam expressar-se apenas em termos de unidades representativas. Essa tática permite a eles raciocinar somente em termos do problema que estão resolvendo, e os protege assim das complexidades próprias do ambiente computacional com que estão trabalhando, tal como a necessidade de administrar diretamente o uso da memória, por exemplo. Ao mesmo tempo, por favorecer a organização e a estruturação lógica do código fonte, como vantagem adicional essa abordagem facilita manutenções futuras do sistema.

Todo o desenvolvimento da computação está assentado na decomposição modular de sistemas. Celulares, computadores, sistemas operacionais, automóveis... Toda e qualquer

Figura 11 – Decomposição em camadas de um sistema

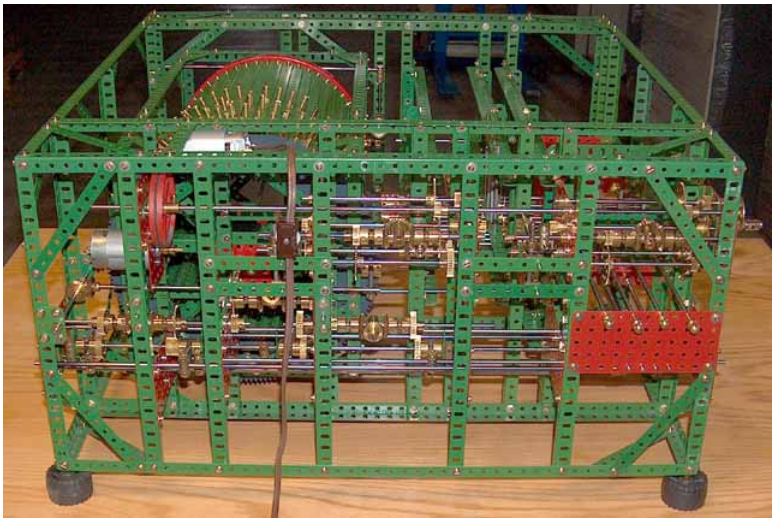


Fonte: Piwek (2016)

tecnologia operada por dispositivos eletrônicos. Há exemplos históricos, contudo, onde esse princípio é aplicado apesar de não haver nenhum substrato eletrônico. Na figura 12 vemos o primeiro computador programável desenvolvido com o propósito de executar operações matemáticas. Conhecido como Meccano, ele foi proposto por Charles Babbage (1791–1871). Movido a vapor, na imagem temos um exemplar construído em latão e ferro.

Em suma, a criação de abstrações tanto por modelagem quanto por encapsulamento nos permitem administrar as complexidades do mundo real. Criando modelos, buscamos diminuir os aspectos ruidosos do mundo real em favor de elementos relevantes para a análise do problema, enquanto que ao encapsularmos, como diz Piwek (2016), evitamos ser vitimizados pelos intricados detalhes do "mundo dos computadores".

Figura 12 – Meccano – Implementação do primeiro computador programável proposto por Charles Babbage



Fonte: Piwek (2016)

2.4 Um apanhado geral

Até agora apresentamos alguns conceitos sem relacioná-los apropriadamente. Alguns deles:

- modelo matemático
- problema computacional
- algoritmo
- abstração como modelo e encapsulamento

Afinal como esses elementos se articulam em torno do conceito de pensamento computacional, tema-central desse trabalho? Nessa seção, essa pergunta será o nosso fio-condutor.

Comecemos relacionando os conceitos de modelo matemático e problema computacional.

O propósito da construção de modelos matemáticos se confunde com o da atividade científica: entender e descrever fenômenos e o comportamento de sistemas em função de condições pré-estabelecidas.

Na construção de tais modelos, busca-se investigar as regras de interação entre os componentes internos ao sistema investigado e como o ambiente externo influencia essas

relações. Fixados alguns parametros, tenta-se entender qual é o papel da variação de alguns outros. Em muitos casos, o objetivo principal desse empreendimento é a formalização dessa descrição em equações matemáticas. Em outros, a validação de descrições já propostas.

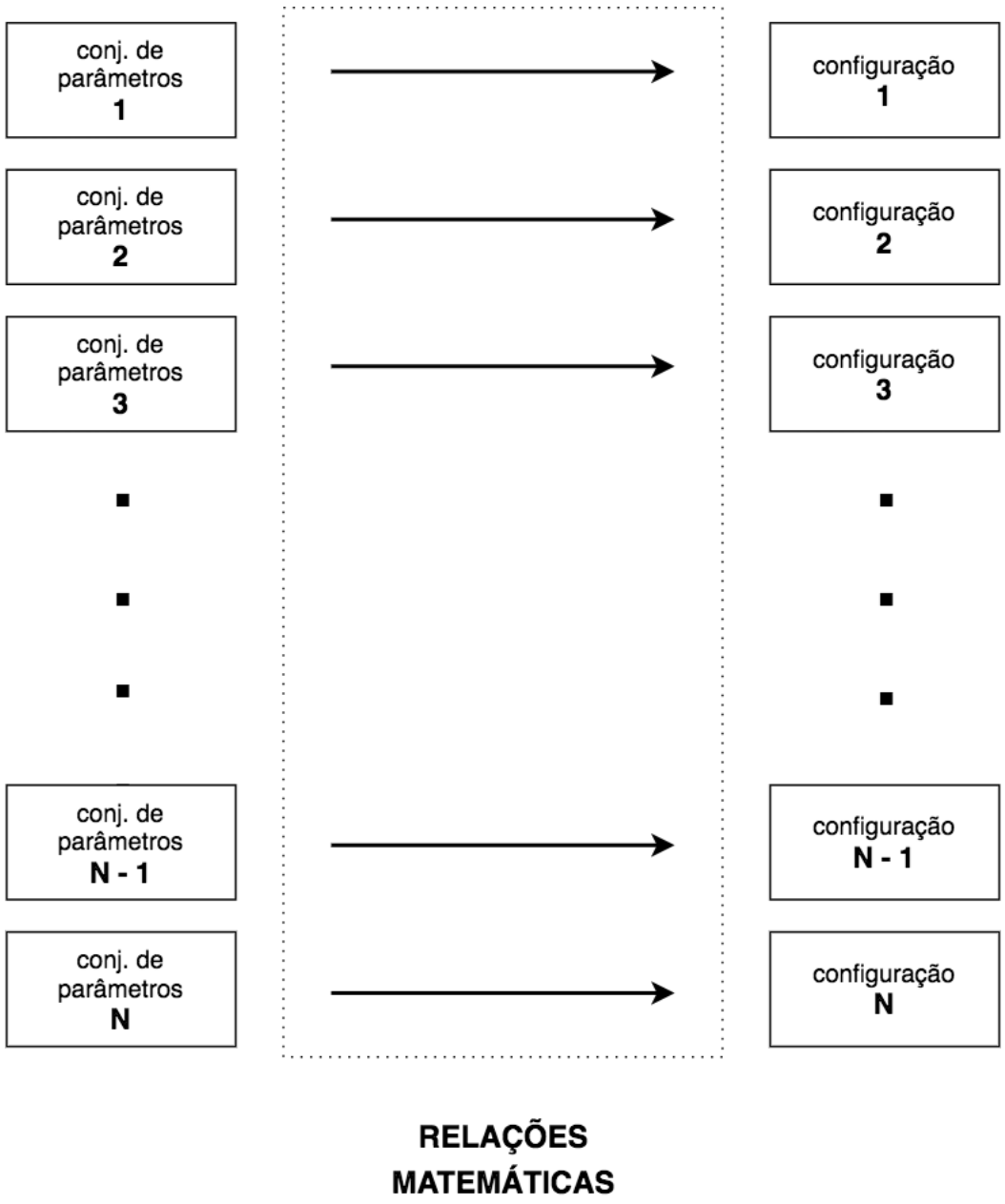
O surgimento do modelo matemático nasce portanto da consolidação das equações que regem o sistema.

Tanto na engenharia quanto nas ciências naturais, o uso de modelos matemáticos tem visado a construção de simulação computacionais. A adoção dessa estratégia favorece o entendimento do comportamento do sistema sob condições limites o que pode evitar, em alguns casos, a ocorrência de tragédias. Ao mesmo tempo, por oferecer um contexto que proporciona o ganho de *insights*, o uso de simulação facilita o desenho de estratégias para otimização de recursos materiais e humanos.

A figura 13 torna explícita a proximidade entre a construção de um modelo matemático e a resolução de um problema computacional. Como definido na seção 2.1, entende-se como problema computacional um conjunto de perguntas que um computador potencialmente responder. A tarefa de resolver o problema computacional, como visto, se resumirá a construção de um algoritmo que leve a cada uma dessas respostas. Igualmente, as equações que compõe um modelo matemático tem como papel tecer uma associação entre um conjunto de parâmetros e uma configuração específica assumida pelo sistema sob observação. Nesse sentido, relações matemáticas e algoritmos cumprem a mesma finalidade.

Essa forte correlação estrutural é o que tem tornado efetiva a relação entre a ciência da computação e a pesquisa científica. Os elos que integram esses domínios estão visíveis na figura 14.

Figura 13 – Elementos de um modelos matemático



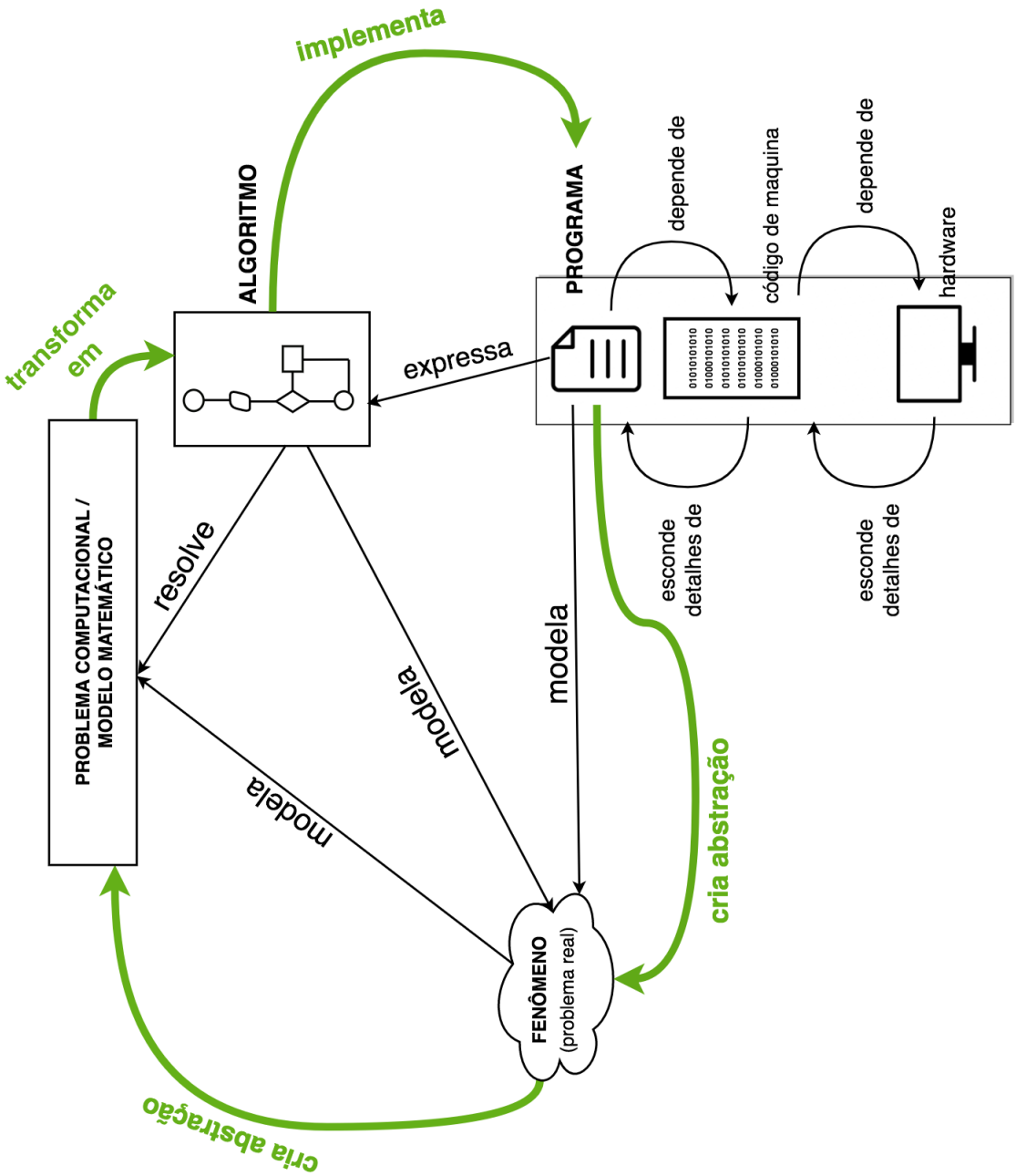


Figura 14 – Visão panorâmica do pensamento computacional

3 Implicações para aprendizagem científica

O desenvolvimento da computação e o amadurecimento da noção de pensamento computacional traz consigo várias implicações e oportunidades educacionais.

De partida, pode-se dizer que a efetivação do uso do computador como ferramenta para resolução de problemas exige a formação de capital humano. Normalmente, espera-se que estudantes tenham acesso à universidade para introdução das primeiras noções de programação e ciência da computação. Sabe-se contudo que eles se mostram cada vez familiarizados com *smartphones* e outros dispositivo computacionais. Por isso podemos nos perguntar: por que não antecipar essa instrumentalização?

Esse questionamento se torna ainda mais pertinente em face do percentual reduzido de portadores de grau universitário. A demanda por profissionais com experiência na resolução de problemas computacionais tem crescido numa proporção superior a que academia tem formado. Esse desequilíbrio tem levado grandes empresas de tecnologia como o Google e IBM a dispensar a formação universitária como pre-requisito para contratação (PURTILL, 2018).

A motivação para essa antecipação não é apenas de caráter laboral. Como discutiremos ao longo desse capítulo o uso de computadores e do pensamento computacional oferece excelentes contextos para desenvolvimento de competências científicas. O reverso também é verdadeiro: problemas científicos e matemáticos são domínios excelentes para a aplicação e exercício do pensamento computacional. É nessa tese que esse trabalho se apoia.

No capítulo 2 mostramos o como conceitos de abstração, decomposição de problemas e simulação, aliados a praticas de representação de problemas se estruturam em torno do pensamento computacional. Ao mesmo tempo que são centrais na ciência do computação, estes elementos também são fundamentais para o desenvolvimento de modelos e para a compreensão e resolução de problemas num largo espectro de disciplinas matemáticas e científicas (SENGUPTA et al., 2013).

A literatura tem demonstrado de diversas formas o como a aprendizagem de programação - uma das praticas de representação - em conjunto com conceitos de outros domínios pode ser mais fácil do que aprender cada um desses tópicos individualmente. Essa abordagem é destacadamente diferente da forma como o ensino de computação tem sido trabalhado no ambiente escolar, onde as atividades propostas focam em aspectos apartados da realidade.

Em um estudo citado por Weintrop et al. (2016), descobriu-se que a introdução

de programação no contexto da modelagem de fenômenos físicos e químicos, durante as atividades de alunos de graduação, resultaram no aprendizado mais efetivo de programação, e no aumento do engajamento com a área de domínio das tarefas.

A literatura também nos apresenta outros exemplos de contextualização de atividades computacionais com o ensino de ciências. Dentre algumas propostas práticas, podemos destacar o uso eficiente do software Netlogo (WILENSKY, 1999) na introdução de noções de probabilidade e estatística, como relatado por Abrahamson e Wilensky (2005), e na modelagem de fenômenos epidemiológicos, tal como reportado em (LEE et al., 2011).

Vários estudos apontam que o enriquecimento trazido por essa abordagem conjunta, associada com o caráter "mão na massa" de muitas dessas atividades, produz impactos positivos na forma como os alunos percebem as aulas de ciências (LEE et al., 2011; BARR; STEPHENSON, 2011). A sensação de estar resolvendo um problema autêntico com real aplicabilidade e, em muitos casos, inserido na realidade do qual fazem parte, produz aumentos sensíveis dos níveis de engajamento.

Weintrop et al. (2016) sugere que o aumento da atratividade dessas disciplinas, apresentadas dessa forma, também pode favorecer o aumento da representação de grupos minoritários nos meios científicos, tais como mulheres, negros e transgêneros.

A atenção crescente que educadores têm dado ao tema do pensamento computacional tem sido apoiado também pela expectativa de inverter a relação entre os estudante e a tecnologia. A pergunta que se coloca é: como de meros usuários eles podem vir a tornar criadores?

Resnick (2012) argumenta que apesar de serem vistos como "nativos digitais"[1], a geração nascida durante esse século esta familiarizada apenas com o consumo de tecnologia, e não necessariamente com a sua criação ou produção. Para ele, o beneficio de dotá-la com essa capacidade criativa não estará apenas nessa ou naquela tecnologia desenvolvida pelo estudante, mas sim nas competências cognitivas adquiridas por ele durante o processo de criação. Dentre algumas delas, o autor destaca:

1. a capacidade de pensar em termos sistêmicos, ou seja, em função do comportamento agregado resultante da interação dos componentes de sistema - "o todo não é a soma das partes";
2. a habilidade para trabalhar em equipe;
3. a competência para estruturar e planejar as etapas de um projeto;
4. a facilidade para experimentar novas ideas (prototipagem);

[1] A expressão "nativo digital" foi cunhada pelo escritor Marc Prensky para designar aqueles que desde o seu nascimento tiveram a oportunidade de interagir com tecnologias digitais, tais como videogames, computadores, telefone celular, iPhones, iPads...

5. a destreza para decompor ideias complexas em unidades menores (abstrações);
6. a perícia necessária para investigar defeitos ou comportamentos inesperados (depuração);
7. a inteligência emocional necessária para lidar com frustrações e perseverar em face de dificuldades que surgem ao longo de um projeto.

Como ressalta, mesmo que o estudante não venha a se tornar um engenheiro ou um cientista da computação todas essas competências são importantes para todo e qualquer tipo de atividades. Analogamente, mesmo que poucos deles se profissionalizem como escritores, a capacidade para redigir textos é fundamental para qualquer um.

Resnick (2012) direciona o seu argumento para justificar os benefícios do ensino de programação. Veremos, contudo, que o desenvolvimento dessas competências criativas - todas elas associadas ao pensamento computacional - podem passar por caminhos diferentes da habilidade de escrever código, propriamente dita.

Outras oportunidades educacionais estão associadas às respostas que essa abordagem oferece para vários problemas relacionados ao tema da avaliação. O ensino de ciências é dominado por uma tradição explicativa cujo objetivo é a simples transmissão de dados e conceitos pelo professor. Nesse contexto, convencionou-se que o ciclo de ensino e aprendizagem se fecha quando os alunos são capazes de reproduzir essas informações numa prova cronometrada. No ensino de física, em especial, entende-se que o aprendizado se efetiva quando eles se mostram capazes de resolver três ou quatro variações de um problema discutido em sala de aula - quase sempre de natureza algébrica.

O que se observa, portanto, é um modelo avaliativo indutor de um comportamento autômato do estudante, em prejuízo do desenvolvimento da sua capacidade crítica e analítica.

Por outro lado, o desenvolvimento de atividades sustentadas pelo pensamento computacional tem como foco a resolução de problemas abertos, quase sempre relacionados à construção e não à imposição de modelos (abstrações). Conceitos e princípios científicos são trabalhados sob a perspectiva de que não há modelos “corretos”, mas sim “apropriados”, que melhor respondem a determinadas questões.

Dessa forma, a absorção de tais conteúdos conceituais se dá pela necessidade de articulá-los, por exemplo, na construção de uma animação, ou até mesmo de um jogo. Nesse ambiente, o aluno tem a oportunidade de atestar a validade de um princípio físico pela “qualidade” do caminhar do seu personagem, por quão bem o seu comportamento reflete a realidade. O aprendizado das três leis de Newton nesse cenário nascerá da análise, da observação, e não da simples “decoreba”.

Os marcos avaliativos introduzidos por essa abordagem estão ancorados na perspectiva de que a aprendizagem de conteúdos científicos devem ser encarados como um meio, um *playground* para o desenvolvimento de competências cognitivas, e não como um fim em si.

Por esse motivo pode-se afirmar que o uso do pensamento computacional estimula comportamentos em sala de aula mais compatíveis com a natureza da investigação científica. E por ela se desenvolver cada vez mais em bases computacionais, como discutido no capítulo 1, apoiar a sua aprendizagem na construção e na análise de modelos computacionais permite que os alunos tenham uma visão mais realista e coerente com a forma que ela é exercida profissionalmente.

Dadas as motivações para exercício do pensamento computacional, ainda permanecem algumas questões de natureza práticas a serem respondidas e conciliadas para que essa abordagem se viabilize em sala de aula. Mesmo que até aqui tenhamos esboçado algumas definições, elas ainda não foram capazes de oferecer respostas precisas sobre como esse conceito pode ser materializado em sala de aula. Essa é tarefa que desejamos cumprir no capítulo seguinte.

3.1 Significado do pensamento computacional no contexto da sala de aula

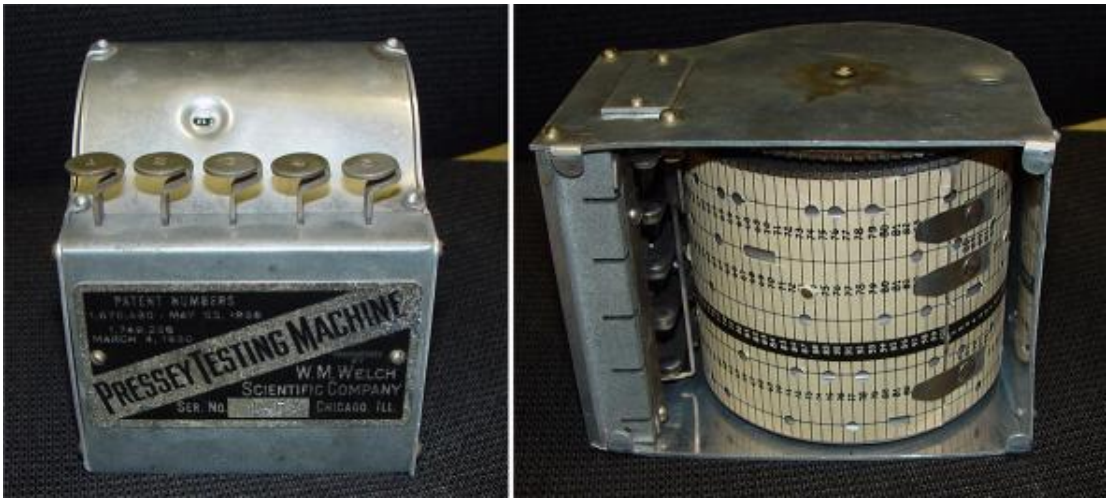
O emprego de dispositivos autômatos como ferramentas educacionais remonta às "máquinas de ensinar", cujo movimento dependia da seleção da alternativa correta de uns dos itens de uma questão múltipla escolha. Esse mecanismo foi proposto e desenvolvido pelo professor de psicologia da Universidade de Ohio, Sidney L. Pressey.

O uso da expressão "pensamento computacional", contudo, tem uma origem mais recente. O seu primeiro registro é observado no livro *Mindstorms: Children, computers and powerful ideas*, da década de 1980, onde Seymour Papert discorre sobre a oportunidade trazida por computadores para o ensino de matemática.

A popularização da expressão e o consequente interesse da comunidade acadêmica veio apenas com a publicação do artigo por Wing (2006), no qual é proposto "um conjunto de atitudes e habilidades universalmente aplicáveis" assentadas na forma como cientistas da computação e programadores resolvem problemas.

Apesar do intenso debate despertado pelo artigo e do reconhecimento das questões e oportunidades educacionais implicadas no tema, o desenvolvimento de atividades e abordagens para sala de aula tem sido especialmente desafiador em face da parcial ou completa inexistência de um significado consensual para o conceito que seja adequado para este ambiente. A definição para o pensamento computacional resultante da discussão

Figura 15 – "Máquina de ensinar" de Pressey



Fonte: Oremus (2015)

proposta por Wing (2006) foca apenas na contribuição da ciência da computação para as várias áreas da atividade humana, e acaba por não demonstrar como esse conceito deve se realizar no plano educacional.

Essa indefinição tem tornado difícil o estabelecimento de formas mensuráveis de avaliar o progresso dos alunos e tem redundado na inviabilização do desenvolvimento de um currículo, e consequentemente, na oferta de treinamento de professores.

Na tentativa de preencher essa lacuna, um número significativo de conferências e congressos tem sido realizado ao redor do mundo, em especial nos Estados Unidos e na Europa, financiados em boa parte por secretarias de educação e grandes empresas de tecnologia, como a Microsoft. Ao mesmo tempo, desde da publicação de Wing (2006), uma quantidade expressiva de artigos reportando experimentações em sala de aula tem sido publicados.

O ponto de convergência desses debates tem sido a busca de uma definição clara sobre o significado desse conceito para o contexto da sala de aula que ao mesmo tempo dialogue com as particularidades e dificuldades pertinentes a esse ambiente.

Dentre as questões para as quais se tem buscado resposta incluem-se (WEINTROP et al., 2016):

1. Como o pensamento computacional se relaciona com as atuais disciplinas e práticas correntes em sala de aula?

2. Como se estabeleceria a progressão de assuntos a serem trabalhados?

3. Quais são as práticas educacionais refletidas pelo pensamento computacional, e como preparar professores para que possam empregá-las em sala de aula?

4. Qual é melhor forma de avaliar o uso e o exercício dessas práticas pelos alunos?

Alguns exemplos concretos da formulação desses e de outros questionamentos podem ser encontrados no relatório produzido pelo Conselho Nacional de Pesquisas dos Estados Unidos (NRC), resultante de um encontro realizado no ano de 2010. Nele são listados vinte habilidades e práticas identificadas com o pensamento computacional, tais como a abstração e decomposição de problemas, formulação de soluções heurísticas e de estratégias de busca, bem como conceitos pertinentes à ciência da computação, tais como processamento paralelo e uso de recursão (NATIONAL RESEARCH COUNCIL, 2010 apud WEINTROP et al., 2016).

Também vale registrar o trabalho de Barr e Stephenson (2011), no qual o esforço de significar o pensamento computacional na perspectiva da sala de aula traduziu-se no mapeamento de algumas competências a disciplinas comuns à educação básica. Esse conteúdo esta disponível nas tabelas 1 e 2.

Outro trabalho merecedor de registro é o de Brennan e Resnick (2012). Nele, o pensamento computacional é trabalhado sob a perspectiva da aprendizagem de programação e é estruturado em três dimensões:

1. **conceitos computacionais** - conceitos com os quais os estudantes se envolvem ao aprender a programar, tais como iteração e paralelismo.

2. **práticas computacionais** - práticas que os estudantes desenvolvem quando se engajam com esses conceitos.

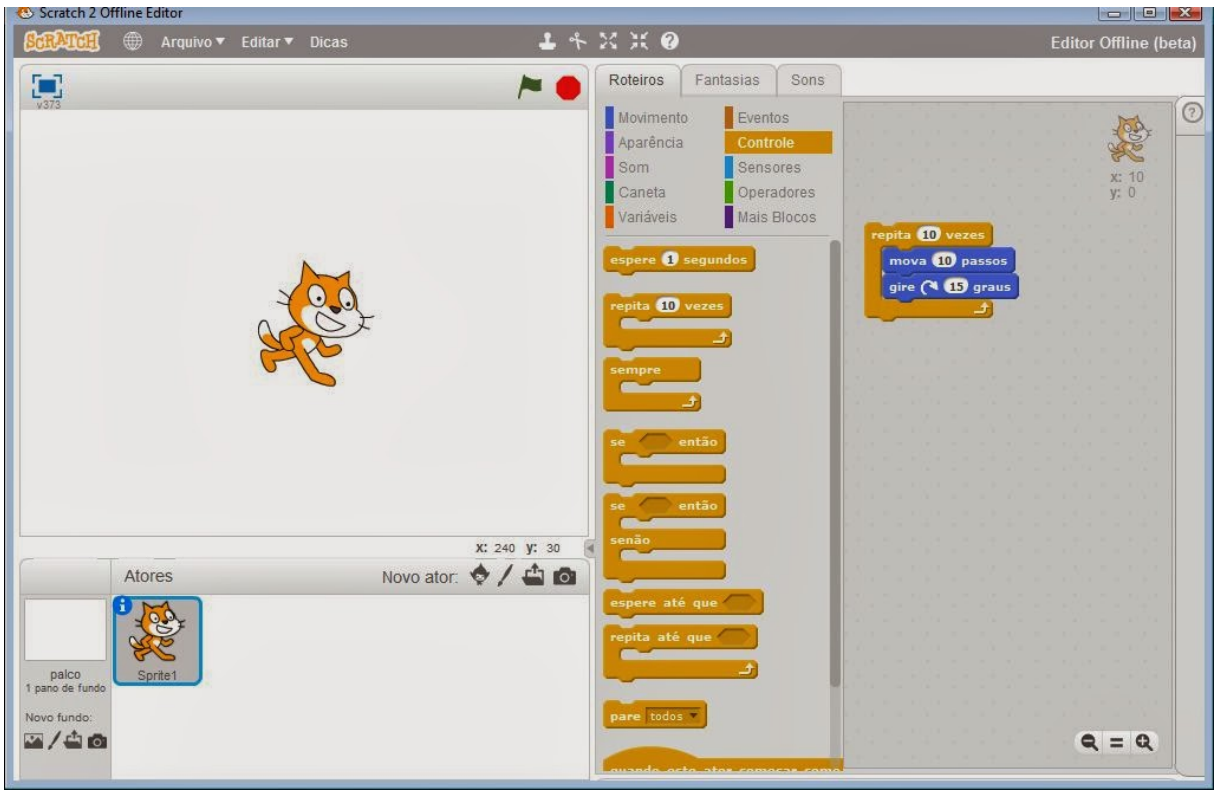
3. **perspectivas computacionais** - perspectivas que os estudantes adquirem sobre o mundo ao seu redor e sobre si mesmo, resultantes desse aprendizado.

Acompanhando essa proposta, são sugeridas formas de avaliar o progresso dos alunos em cada uma delas. O uso do ambiente *Scratch*, ilustrado na figura 16, desenvolvido pelo *MIT Labs*, marca o desenvolvimento do artigo.

Apesar da ausência de consenso, um conjunto numeroso de aplicações bem sucedidas tem apontado para algumas diretrizes. Apoiando-nos em algumas dessas orientações, nas próxima seção iremos tentar delimitar quais as competências específicas relacionadas ao pensamento computacional que podem ser trabalhadas pelos alunos e de que forma elas tendem a favorecer a tão almejada aprendizagem científica.

E como definições só podem ser úteis se forem acompanhada de exemplos práticos, iremos, em seguida, demonstrar como o exercício dessas competências podem ser incorpo-

Figura 16 – *Scratch* - linguagem de programação visual desenvolvido pelo *MIT Labs*.



radas a temas das aulas de ciências, ao mesmo tempo que ilustramos a discussão com a descrição de casos reais.

3.2 Taxonomia

Na esteira do debate sobre como incluir o pensamento computacional nas aulas de ciências, um conjunto de soluções vem sendo encaminhados.

O problema

Tabela 1 – Práticas identificadas no pensamento computacional, segundo Barr e Stephenson (2011), presentes/possíveis na educação básica

Práticas	**Matemática**	**Ciência**	**Estudos Sociais**	**Linguagens**
Coleta de dados	Encontrar fonte de dados de um problema, lançando dados ou moedas, por exemplo	Recolhimento de dados de um experimento	Estudar estatísticas de batalha ou outras estatísticas populacionais	Fazer uma análise linguística de sentenças.
Análise de dados	Contagem da ocorrências de lançamentos de moeda ou dados e analisar resultados	Analisar os dados a partir de um experimentar	Identificar tendências nos dados a partir de estatísticas	Identificar padrões para frase de diferentes tipos.
Representação de dados	Use histograma, gráfico circular, gráfico de barras... Usar conjuntos, listas, gráficos, etc.	Resumir dados de um experimento	Resumir e representam tendências	Representar padrões de diferentes tipos de sentença
Decomposição de problemas	Aplicar ordem de operações em uma expressão	Fazer classificação de espécies	-	Escrever um esboço
Abstração	User variáveis em álgebra; estudar funções algébricas em comparação com as funções na programação	Construir um modelo de uma entidade física	Resumir os fatos; deduzir conclusões a partir de factos	-

Fonte: Adaptado de Barr e Stephenson (2011)

Tabela 2 – *Continuação* - Práticas identificadas no pensamento computacional, segundo Barr e Stephenson (2011), presentes/possíveis na educação básica

Práticas	**Matemática**	**Ciências**	**Estudos Sociais**	**Linguagens**
Procedimentos algorítmicos	Longa divisão, fatoração	Fazer procedimentos experimentais	-	Escrever instruções
Automação	-	Usar *Probware* ou *Origin*	Usar excel	Usar um corretor ortográfico
Paralelização	Resolver sistema lineares; fazer multiplicação de matrizes	Executar simultaneamente experimentos com diferentes parâmetros	-	-
Simulação	Representar graficamente uma função em um plano cartesiano e modificar os valores da variáveis	Simular o movimento de o sistema solar	Jogar Age of Empires; Trilha de Oregon	Fazer uma reencenação de uma história

Fonte: Adaptado de Barr e Stephenson (2011)

Referências

ABRAHAMSON, D.; WILENSKY, U. Problab goes to school: design, teaching, and learning of probability with multi-agent interactive computer models. 2005. Disponível em: <https://ccl.northwestern.edu/2005/Abr+Wil_CERME4.pdf>. Citado na página 19.

BARR, V.; STEPHENSON, C. Bringing computational thinking to K-12. *ACM Inroads*, v. 2, n. 1, p. 48, 2011. ISSN 21532184. Disponível em: <http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=1929887.1929905>. Citado 4 vezes nas páginas 19, 23, 25 e 26.

BRENNAN, K.; RESNICK, M. New frameworks for studying and assessing the development of computational thinking. *annual American Educational Research Association meeting, Vancouver, BC, Canada*, p. 1–25, 2012. Disponível em: <http://web.media.mit.edu/{~}kbrennan/files/Brennan{_}Resnick{_}AERA201>. Citado na página 23.

DJORGOVSKI, S. Virtual Astronomy, Information Technology, and the New Scientific Methodology. *Seventh International Workshop on Computer Architecture for Machine Perception (CAMP'05)*, p. 125–132, 2005. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1508175/>. Citado 3 vezes nas páginas 1, 2 e 5.

ESCOBAR, M. *Artificial intelligence: here's what you need to know to understand how machines learn*. 2017. Disponível em: <https://theconversation.com/artificial-intelligence-heres-what-you-need-to-know-to-understand-how-machines-learn-72004>. Acesso em: 10 de Setembro de 2018. Citado na página 2.

GOUGH, W. A. J. *Practical Arithmetic: In Four Books*. [S.l.: s.n.], 1813. Citado na página 7.

HATCH, R. A. *Ptolemy's planetary models*. 1998. Disponível em: <http://users.clas.ufl.edu/ufhatch/pages/03-Sci-Rev/SCI-REV-Home/resource-ref-read/chief-systems/08-0PTOL3-WSYS.html>. Acesso em: 11 de Setembro de 2018. Citado na página 3.

LEE, I. et al. Computational thinking for youth in practice. *ACM Inroads*, ACM, New York, NY, USA, v. 2, n. 1, p. 32–37, fev. 2011. ISSN 2153-2184. Disponível em: <http://doi.acm.org/10.1145/1929887.1929902>. Citado na página 19.

LOCKE, J. *An essay concerning human understanding*. New York, NY, USA: Oxford Univerty Press, 1690/1979. Citado na página 9.

NATIONAL RESEARCH COUNCIL. *Report of a workshop on the scope and nature of computational thinking*. Washington, DC: The National Academies Press, 2010. Citado na página 23.

OREMUS, W. *The Fascinating, Mostly Failed History of "Teaching Machines"*. 2015. Disponível em: <http://www.slate.com/articles/slate_plus/technology/2015/10/the_history_of_learning_machines_from_sidney_presser_and_b_f_skinner_to.html>. Acesso em: 03 de Novembro de 2018. Citado na página 22.

PATHAK, J. et al. Model-free prediction of large spatiotemporally chaotic systems from data: A reservoir computing approach. *Phys. Rev. Lett.*, American Physical Society, v. 120, p. 024102, Jan 2018. Disponível em: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevLett.120.024102>. Citado na página 2.

PIWEK, P. Introduction to Computational Thinking. 2016. Disponível em: <http://doer.col.org/handle/123456789/6196>. Citado 7 vezes nas páginas 6, 9, 10, 11, 12, 13 e 14.

PURTILL, C. *Apple, IBM, and Google don't care anymore if you went to college*. 2018. Disponível em: <https://qz.com/work/1367191/apple-ibm-and-google-dont-require-a-college-degree/>. Acesso em: 12 de Outubro de 2018. Citado na página 18.

RESNICK, M. *Let's teach kids to code*. 2012. Disponível em: <https://www.ted.com/talks/mitch_resnick_let_s_teach_kids_to_code?language=en>. Acesso em: 14 de Outubro de 2018. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 20.

SENGUPTA, P. et al. Integrating computational thinking with K-12 science education using agent-based computation: A theoretical framework. *Education and Information Technologies*, v. 18, n. 2, p. 351–380, 2013. ISSN 13602357. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 18.

VERHAGE, J. *This Robot Said to Sell Facebook. Next Time It May Be Right.* 2017. Disponível em: <https://www.bloomberg.com/news/articles/2017-11-21/this-robot-said-to-sell-facebook-next-time-it-may-be-right>. Acesso em: 11 de Setembro de 2018. Citado na página 4.

VUTHA, A. *Could machine learning mean the end of understanding in science?* 2018. Disponível em: <https://theconversation.com/could-machine-learning-mean-the-end-of-understanding-in-science-98995>. Acesso em: 10 de Setembro de 2018. Citado 3 vezes nas páginas 2, 3 e 4.

WEINTROP, D. et al. Defining Computational Thinking for Mathematics and Science Classrooms. *Journal of Science Education and Technology*, Springer Netherlands, v. 25, n. 1, p. 127–147, 2016. ISSN 15731839. Citado 5 vezes nas páginas 1, 18, 19, 22 e 23.

WILENSKY, U. *Netlogo*. 1999. Http://ccl.northwestern.edu/netlogo/. Citado na página 19.

WING, J. Computational Thinking. *Commun. ACM*, ACM, New York, NY, USA, v. 49, n. 3, p. 33–35, 2006. Citado 5 vezes nas páginas 1, 6, 8, 21 e 22.

WING, J. Computational thinking and thinking about computing. v. 366, p. 3717–25, 11 2008. Citado na página 5.