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.

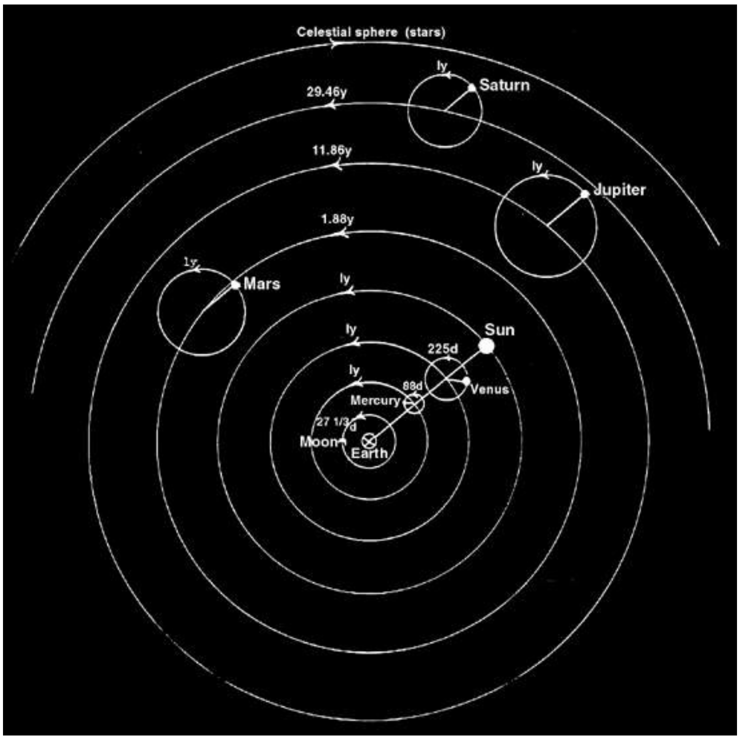
É exatamente nesse princípio recursivo que se fundamenta o aprendizado de máquina: categorizar dados de acordo com suas características com o fim de compor e refinar modelos.

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.

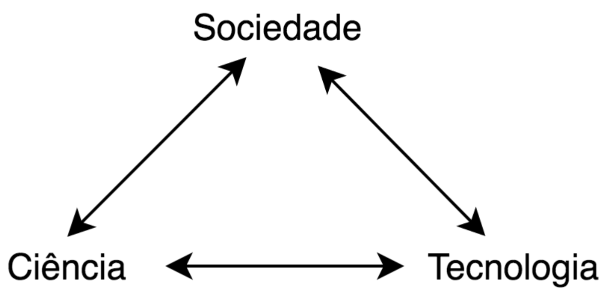
A inteligência artificial tem ocupados outros espaços além da pesquisa científica. Desde robôs que leem a web para tomar decisão de investimentos (VERHAGE, 2017) e carros que se auto dirigem, até contextos relativamente mais simples como tradutores automáticos e mecanismo buscas. Já no mundo do trabalho, 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.

54327	A
8062	B
5041	C
67430	

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.

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)

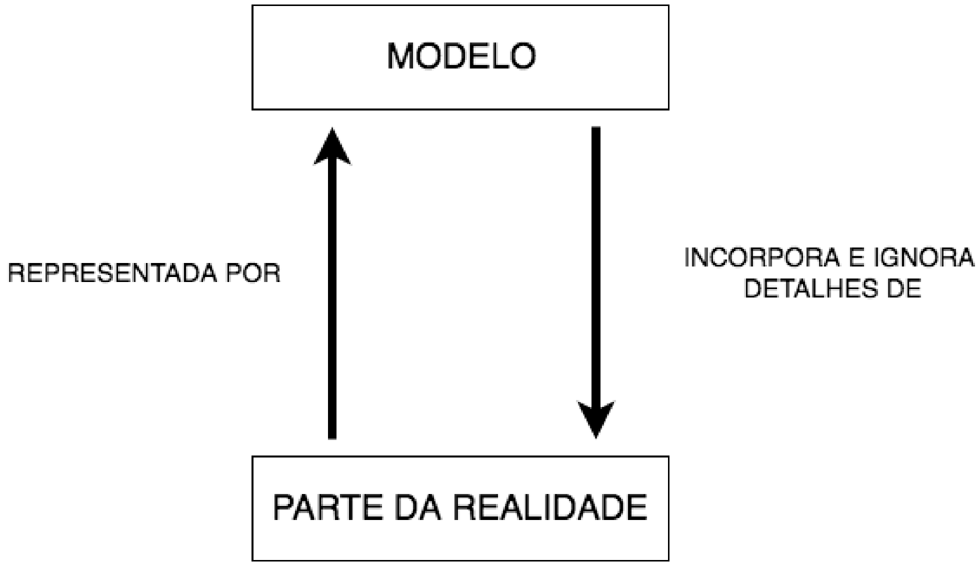
Abstrair, como enfatiza o trecho acima, equivale simplesmente a conduzir um processo de generalização, onde incorporamos parte dos detalhes da realidade em um modelo, ao mesmo tempo que descartamos outros. Estabelece-se assim uma relação entre dois níveis: a realidade e sua representação.

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)

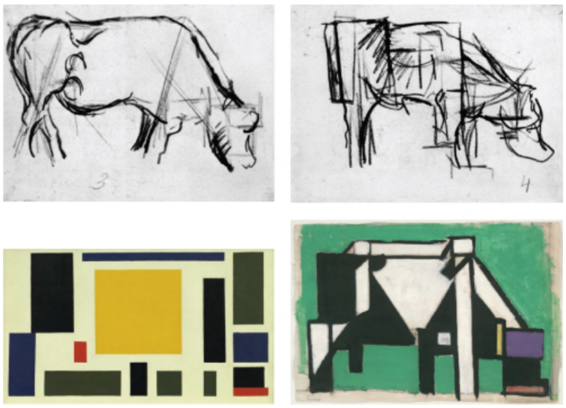
Figura 6 – “A Traição das Imagens” por René Magritte, 1929

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".

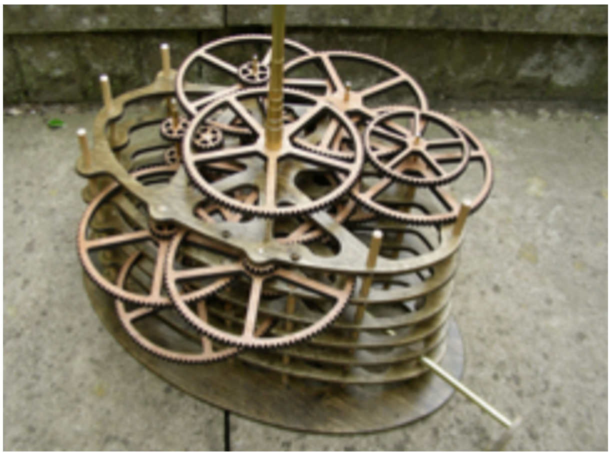
O mesmo dispositivo incorpora a noção do que o autor chama de "abstração como encapsulamento". Na figura 9 vemos um sistema de rodas dentadas típico do que podemos encontrar no interior de um planetário mecânico. São elas que permitem o movimento das esferas que representam os planetas. A superfície 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)

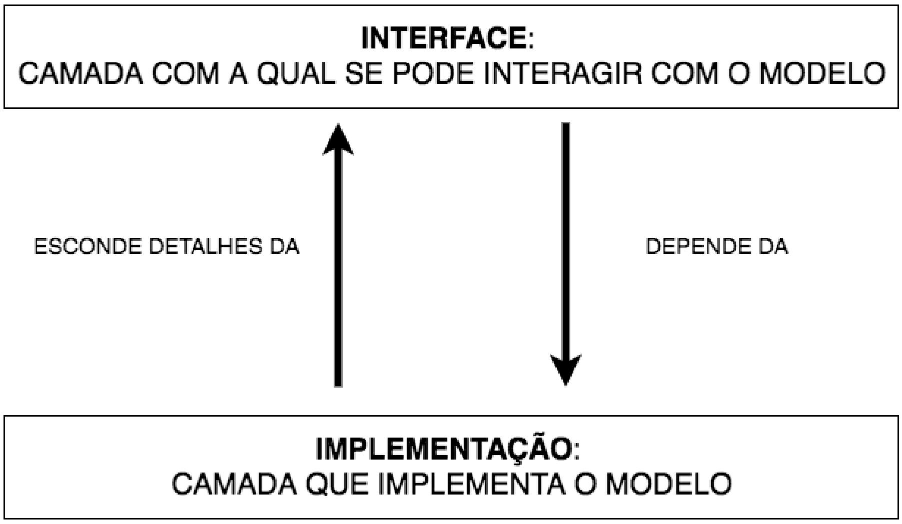
planetário) e a sua implementação propriamente dita (sistema de engrenagens encerradas pela interface). A figura 10 ilustra a relação entre elas.

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:

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

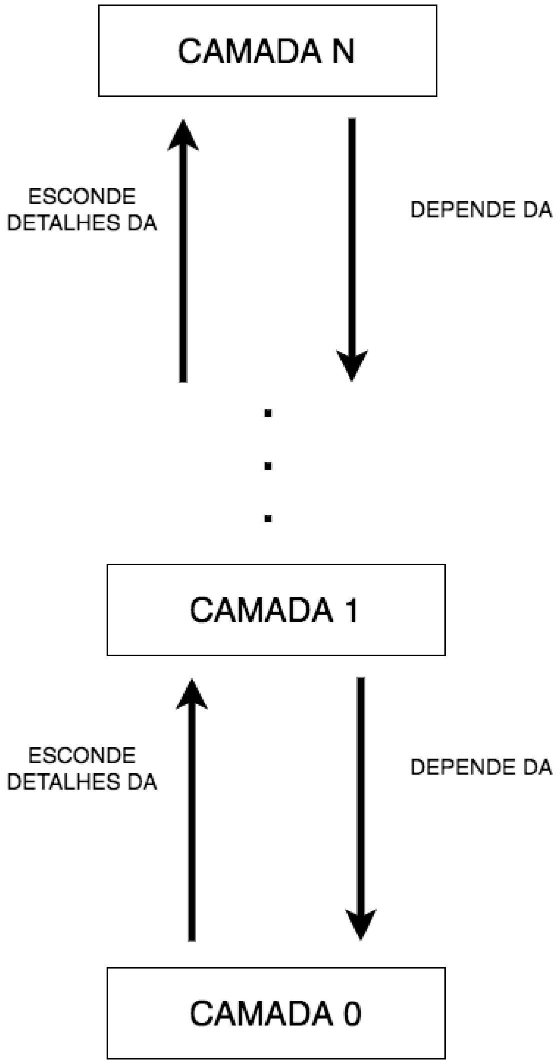
Perceba a formação de cápsulas. Por exemplo, aos escrevermos $produto(a, b, c \ldots)$, estamos modularizando o processo de multiplicação, pois todos os detalhes dessa operação estão invisibilizados atrás de uma interface, cujo nome decidimos chamar como "produto". Aplica-se o mesmo raciocínio aos casos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

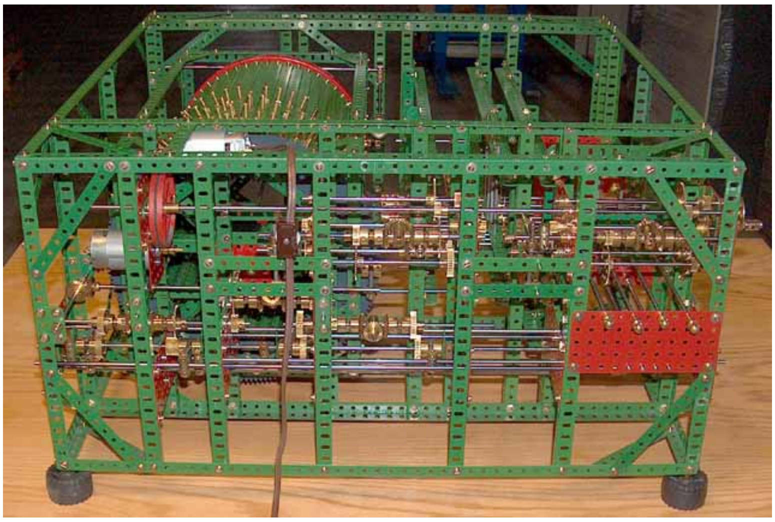


Fonte: Piwek (2016)

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.

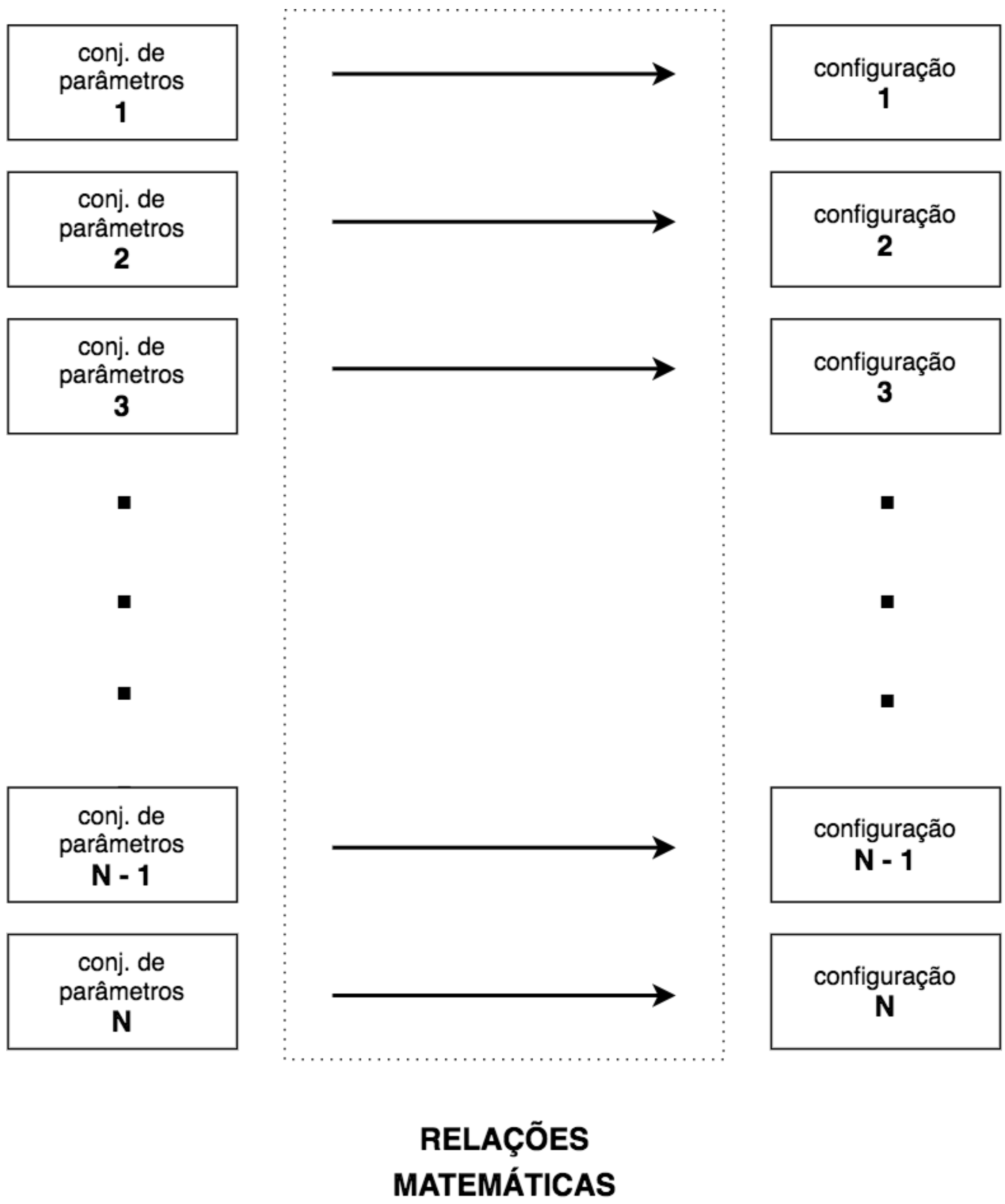
O surgimento do modelo matemático nasce portanto da consolidação das equações que regem o sistema.

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



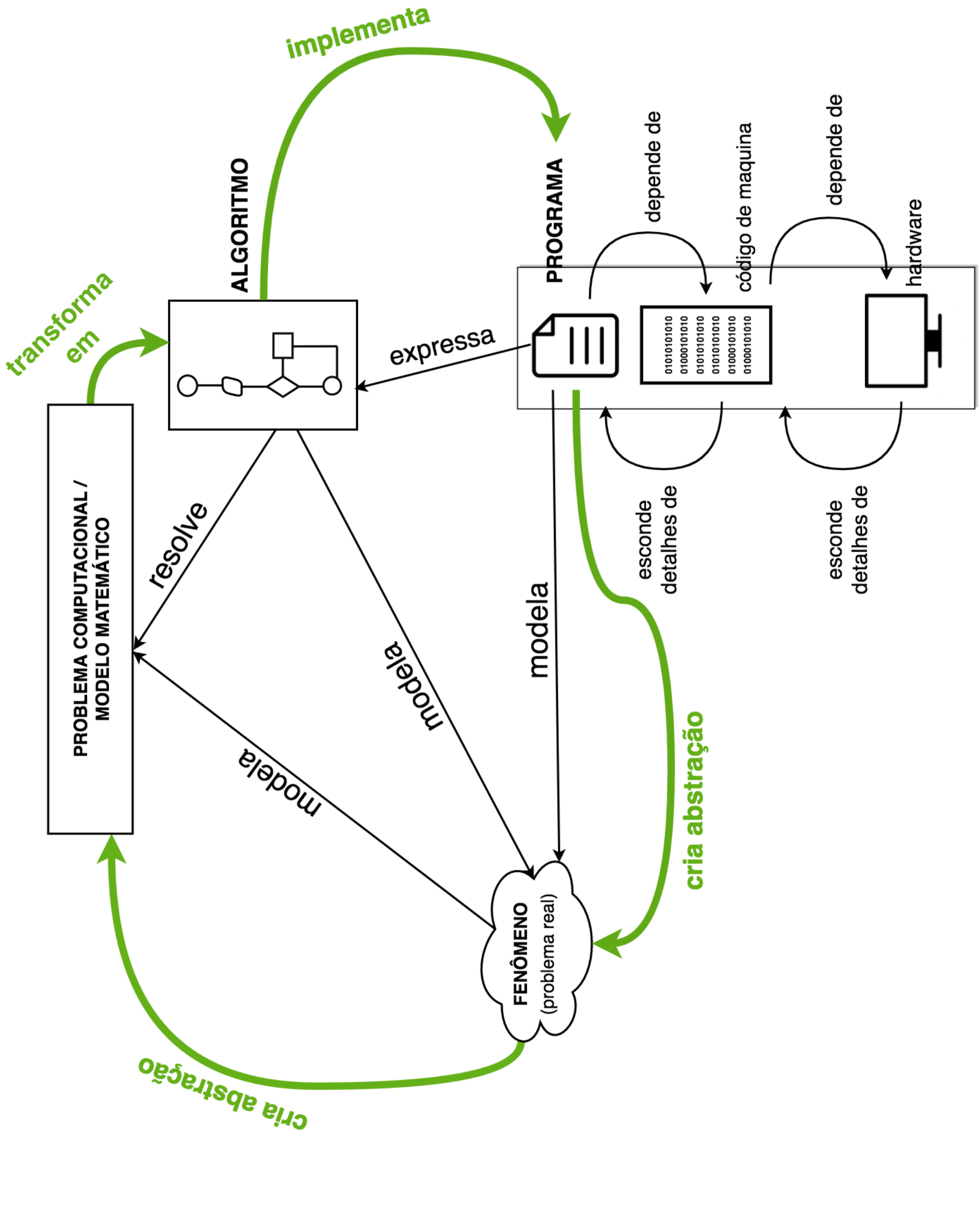


Figura 14 – Visão panorâmica do pensamento computacional

Referências

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.

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

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.

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 na página 10.

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 na página 1.

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

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