

数智教学

人工智能驱动的物理学研究
——以开普勒行星运动椭圆定律为例高 健 李宛豫 张陆峰 颜子翔 肖井华
(北京邮电大学理学院, 北京 100876)

摘 要 人工智能驱动的科学在物理、化学、生物等各个领域取得了显著进展。将人工智能工具融入到大学物理教学中,培养学生熟悉其原理和方法,是当前教学改革的前沿课题。本文以开普勒行星椭圆运动定律为例,展示了符号回归这一人工智能工具在发现物理学规律中的作用,引导学生从数据出发,结合人工智能工具和物理图像,重新得到开普勒行星运动椭圆定律。本文的例子有效说明了人工智能工具在科学探索中的积极作用,以及使用人工智能工具时物理思考的重要性,为将人工智能驱动的物理学研究融入物理教学提供了有益的教学案例。

关键词 人工智能;开普勒定律;符号回归

AI-DRIVEN PHYSICS RESEARCH:
A TEACHING CASE ON KEPLER'S ELLIPTICAL LAW OF
PLANETARY MOTION

GAO Jian LI Wanyu ZHANG Lufeng YAN Zixiang Xiao Jinghua

(School of Science, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876)

Abstract AI-driven scientific research has made significant advancements in various fields such as physics, chemistry, and biology. Integrating AI tools into college physics education to cultivate students' familiarity with their principles and methods is a cutting-edge topic in current educational reform. This paper takes Kepler's law of elliptical planetary motion as an example to demonstrate the role and limitations of symbolic regression in discovering physical laws. It guides students to start from data, combine artificial intelligence tools with physical imagery, and re-derive Kepler's laws of planetary elliptical motion. This paper demonstrates the positive role of artificial intelligence tools in scientific exploration and emphasizes the importance of physical reasoning when using AI tools. It provides valuable teaching examples for integrating AI-driven physics research into physics education.

Key words artificial intelligence; Kepler's law; symbolic regression

收稿日期: 2024-05-31

基金项目: 北京邮电大学教改项目(课题编号 2023YB27, 2024WLJY01), 北京邮电大学教师基本科研业务费(500423311), 北京市高等教育学会 2023 年立项面上课题(课题编号 MS2023153), 北京市高等教育本科教学改革项目《“物理实验+X”创新实践人才培养机制探索》。

作者简介: 高健, 北京邮电大学理学院讲师, jian.gao@bupt.edu.cn。

通信作者: 张陆峰, 北京邮电大学理学院讲师, lfzhang@bupt.edu.cn。

引文格式: 高健, 李宛豫, 张陆峰, 等. 人工智能驱动的物理学研究——以开普勒行星运动椭圆定律为例[J]. 物理与工程, 2024, 34(5): 198-203.

Cite this article: GAO J, LI W Y, ZHANG L F, et al. AI-driven physics research: A teaching case on Kepler's elliptical law of planetary motion[J]. Physics and Engineering, 2024, 34(5): 198-203. (in Chinese)

近年来,人工智能(AI)在科学研究中的应用取得了显著进展,极大地推动了各个学科的发展。随着计算能力的提升和大数据技术的普及,AI技术,特别是机器学习和深度学习,成为了科学研究中的强大工具。AI能够处理和分析海量数据,发现传统方法难以捕捉的模式和关系,并在生物医学、物理学、化学、环境科学等领域发挥关键作用^[1]。例如,AI对蛋白质结构的折叠结构的预测^[2],在材料科学中用于新材料的设计和性能预测^[3],在物理数据中发现守恒定律^[4]。这些应用不仅显著提高了研究效率和精度,也拓展了科学研究的边界,推动了新知识的产生和科学技术的进步。基于AI的科学研究,已经逐渐成为继基于实验观测、理论模型、仿真计算、数据驱动之后的科学研究第五范式^[5]。

基于AI驱动的科学方法,不仅为物理学研究带来了革命性的变化,也对物理学教育具有重要意义。它要求物理学教育更加重视计算机科学和数据科学的知识,培养学生掌握AI工具和技术的能力,在理解其基本原理的基础上,熟悉其在科学研究中的作用。AI在物理学研究中的应用案例可以作为生动的教学素材,帮助学生更好地理解物理学的前沿问题和研究方法,主动将AI纳入其学习和探索物理规律的工具链^[6]。适应这一科学研究的新趋势,将AI技术融入物理学教育,是推动物理学教育现代化的重要途径。

AI工具,包括深度学习、强化学习、规则学习等,正被广泛的被应用于科学发现的各个环节,辅助进行大规模数据整合、辅助测量、探索假设空间、建立模型等。AI扩展了我们在数据收集、转化、以及理解中的能力^[1]。其中,从数据出发建立可解释的物理模型,回答逆问题,是AI工具辅助进行科学探索的重要方法之一,也是建立可解释AI的关键环节。在最近的研究中,Tegmark等人基于符号回归算法,从数据出发重新发现了100条物理学公式,成为AI辅助科学探索的典型成果^[4]。

本文选择开普勒定律中椭圆运动定律的发现作为AI应用的案例,在重现重大物理规律发现的过程中培养学生理解和应用AI工具的能力。本文选择符号回归这一AI驱动的前沿科学研究方法^[7],尝试利用第谷的28组火星观测数据,利用新的AI工具重新发现开普勒第一定律,椭圆轨道

定律。通过分析符号回归算法的理论基础,我们实现了快速的模型筛选,在结合物理图像和思考后AI辅助学生重新发现了开普勒的椭圆轨道定律。

本文首先简要介绍一下开普勒定律的发现历程,以及符号回归算法,在此基础上对开普勒整理的第谷火星观测数据进行符号回归,并分析其回归结果。在符号回归的基础上,引入开普勒的行星物理图像,并最终得到了椭圆轨道定理。本文提供了一个AI驱动的科学在物理教学中的案例,展示了AI工具的优势与不足。

1 开普勒定律的发现历程^[8]

日月星辰,赫赫在列,围绕着天体运行规律的探索是科学史上一个持续了千年,跌宕起伏的创举。从亚里士多德、托勒密、哥白尼,到第谷、开普勒、伽利略和牛顿,逐渐建立了我们现在对于宇宙的认知。亚里士多德利用理性原则整理自然现象,以匀速圆周运动诠释天体运动的无始无终,为后续的天文学和物理学都奠定了下理性的基础。但随着天文观测,人们发现了天体运行速度的不均匀性以及轨道的偏心性,在亚里士多德的天球体系下,托勒密通过本轮均轮和匀速偏心点等设计,将圆周运动和匀速两个过程加以区分,通过多重圆周结构拟合天文观测数据。丰富化后的托勒密体系近乎完美的刻画了天体的运行规则,在数百年的时间内成为天文学的标准范本。

托勒密修正亚里士多德理论的胜利,更像是数学技巧的成功而非物理学的进展,不同的行星采用着并不统一的运行规则。数学模型和物理图像之争由此展开。哥白尼首先指出了托勒密理论中的匀速偏心点、本轮均轮等设计的数学而非物理意义。哥白尼坚信在亚里士多德的匀速圆周运动的行星运动理论之下可以解决天文观测中的各种现象,为此,他将匀速圆周运动的中心从地球移到太阳上,并以地球绕日的运动为基础,将行星轨道逆行等现象由本轮均轮等天球上的实际运动转化为由于地球运动导致的视运动现象。哥白尼的日心说简单直接,在提出后成为和托勒密地心说并行的体系。但地球会动的现象远离生活实际,哥白尼的学说虽然也颇受欢迎,但是具有讽刺意义的是,受欢迎的仅仅是其简化计算的部分,并由

后人写在其《天体运行论》的前言中,也就是所谓的维滕堡解释。而哥白尼的物理思考则被长期埋没在日心说简化的数学计算之后。

为了缝合日心说的数学简单性和地心说的符合生活直觉的简单性,第谷一生致力于建立鉴于两者之间的新宇宙模型,日心地不动理论。太阳围绕着地球运动,而其他行星则围绕着太阳运动。经过数十年的观测后,第谷将其空前绝后的观测数据交给了他招募的年轻数学家,开普勒,并留下遗嘱让其完成他心目中的宇宙模型。但开普勒并不是第谷的信徒,而是哥白尼的继任者,他相信数据应该服务于物理,而非物理需要去拟合数据。应该是现有先验的物理规律,然后通过观察和实验去验证,而不是反过来,以详细的实验为基础缝合、修改物理规律让其拟合实验数据。开普勒想要在第谷数据寻找的,是哥白尼为什么是对的问题的答案,并最终写成了《新天文学》,发现了开普勒的行星运动的椭圆轨道定律和面积定律,后世分别称为开普勒第一定律和第二定律。

本文选择重新探索开普勒第一定律,椭圆轨道定律,即行星围绕太阳的轨道是椭圆,太阳位于其中一个焦点上。为此,我们采用开普勒的著作《新天文学》第 53 章中所引用的 28 组火星绕太阳运行的观测数据^[9],这些数据部分由第谷收集,部分由开普勒收集或改进,主要记录的变量是观测时间、开普勒计算的火星日心经度和太阳与火星间的距离(后文简称为日火距离)。由于当时记录数据的方式与现在不同,我们参考最近的分析工作^[10]其进行了一些转化,以便计算机进行处理,具体的数据见附录。

在图 1 中,我们分别展示了开普勒数据中以太阳为圆心,日火距离和日心经度的关系,即轨道数据,以及日火距离和日心经度与时间的关系。这是我们后续分析的基础。

2 符号回归算法简介

2009 年康奈尔大学的研究团队,采用符号回归算法实现了完全基于数据的物理规律推断,包括哈密顿量、拉格朗日量、守恒定律等,成为 AI 驱动的物理研究的典型案例之一^[11]。符号回归算法是通过演化算法等方法在函数空间搜索并优化数学表达式,以减少观测数据和数学模型之间

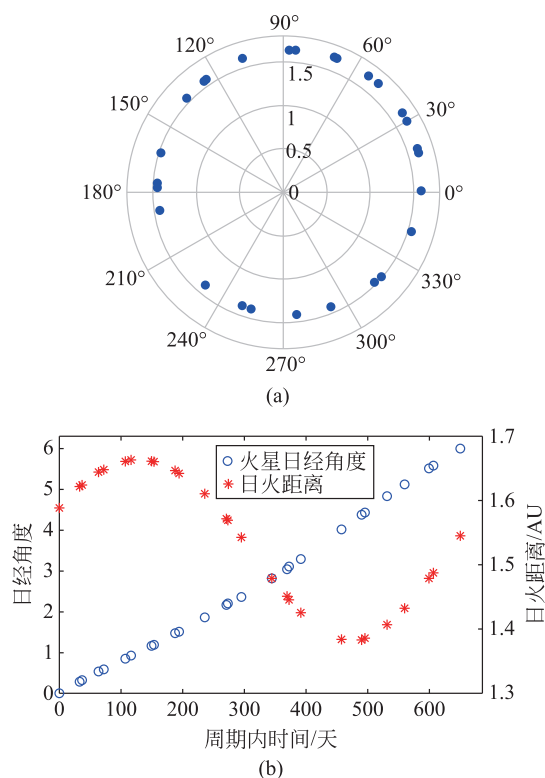


图 1 开普勒整理的火星观测数据

(a) 轨道数据; (b) 含时运动数据

误差的方法。与传统的参数回归算法不同,符号回归算法同时在函数空间和参数空间进行搜索,不仅仅是优化给定模型的参数,也优化模型本身。通过随机生成的简单函数为出发点,并通过加减乘除等算法将简单函数进行组合,由此得到最优的函数表达。

本文采用康奈尔大学人工智能实验室开发的免费符号回归算法软件 Eureka Formulize 作为研究平台^[11]。对给定数据集 $\{x_i, y_i\}, i = 1, 2, \dots, N$, 基于符号回归算法,对于待定的函数关系 $y = f(x)$, 建立有两个维度的衡量标准。一个是准确度指标,即拟合均方误差误差

$$\epsilon = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i))^2,$$

另一个为复杂度指标,用于刻画模型的复杂程度

$$s = G(f).$$

其中函数 G 为函数复杂度的计数与加和函数。对任一函数 $y = f(x)$ 其复杂度得分来自其组成成分的计分加和,比如 x 项和常数项以及加减乘法均计为 1 分,除法为 2 分,而三角函数如 $\sin(x)$ 计为 3 分,而 $\tan(x)$ 计为 4 分。在 Eureka Formulize 中所有的符号和基本函数都被赋予了对应的分

值,只要将所有组成部分的分数相加即可以得到对应的分值。比如圆周轨道函数 $r=1$,计为 1 分,而椭圆轨道函数 $r=1/(\cos\theta+0.1)$ 则计为 9 分。在准确度指标 ϵ 和复杂度指标 s 作用下,符号回归问题是一个典型的多目标优化问题,最终我们会得到对应的帕里托前沿。在 AI 驱动的物理学研究架构下,研究者往往采用准确度足够高的条件下的复杂度最小模型作为符号回归的最终结果^[10]。

3 基于 AI 的椭圆轨道定律探索

将开普勒整理的第谷火星观测数据进行符号回归,我们得到对应的帕里托前沿,如图 2 所示,其中不同点对应的数学模型记录在表 1 中。

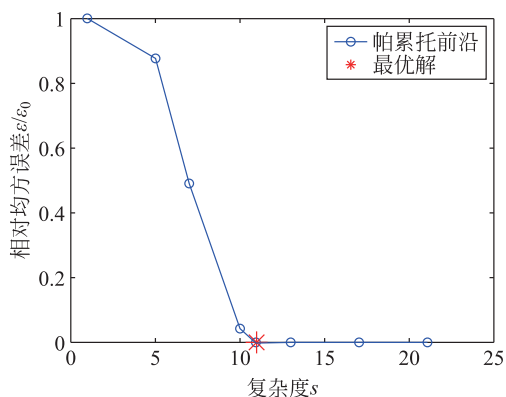


图 2 符号回归结果的帕累托前沿和最优解

表 1 符号回归结果

函数关系式	相对均方误差	复杂度
$r=1.57$	1	1
$r=1.55-0.0576\theta$	0.875	5
$r=1.65-0.0307\theta^2$	0.490	7
$r=1.52+\cos(0.552+\theta)$	0.043	10
$r=-16.3/(\cos(0.546+\theta)-10.8)$	0.002	11
$r=-16.5/(\cos(0.545+\theta)-10.8)-0.00986$	0.001	13
$r=-16.5/(\cos(0.545+\theta)-10.9)-0.0106+6\times 10^{-5}\theta$	0.001	17
$r=1.52+0.141\cos(0.544+\theta)+0.006\cos(1.13+2.02\theta)$	0.001	21

可以发现,基于上面的符号回归选择办法,我们可以顺利挑选出复杂度 11、相对均方误差 0.002 的椭圆轨道模型

$$r = \frac{-16.3}{\cos(0.545 + \theta) - 10.8},$$

将其转化为标准的椭圆极坐标方程,可以得到

$$r = \frac{1}{1 - e \cos(0.545 + \theta)}$$

其中的偏心率为 $e=0.09259$ 和开普勒《新天文学》中计算的 $e=0.09264$ 误差仅为 0.037%,而相比于现代天文参数 $e=0.09341$ 也仅相差 0.8%。椭圆轨道经过符号回归算法脱颖而出。

基于数据和 AI 工具重新发现开普勒椭圆轨道定律的初步尝试直接得到了椭圆轨道的结果。但仔细研究研究符号回归的结果,我们发现事情并不是那么简单。最终确定下来椭圆轨道是基于准确性和复杂度两个指标的共同作用,而两个指标中复杂度指标的选择依赖于人为设定和坐标系选择。

以日和日心说对应的地心说为例,其基本的偏心圆模型的一般数学表达式为

$$r = \sqrt{a + b \cos(\theta + \theta_0) + c \sin(\theta + \theta_0)}$$

考虑常数项合并后其复杂度也达到 21 分,远超了椭圆的极坐标方程的 11 分。由此,当椭圆和偏心圆模型具有相近准确度的情况下,人为规定的复杂度度量指标先验的排除了偏心圆模型。而这种选择是带有有人为因素和任意性的。对于这一点,我们仅仅转变一下坐标系,将偏心圆模型和一般椭圆模型都在直角坐标系下表达,则有

$$y^2 = f_1(x, y) = x^2 + ax + by + c$$

$$y^2 = f_2(x, y) = ax^2 + bx + cy + dxy + e$$

显然此时偏心圆模型 $f_1(x, y)$ 的复杂度比椭圆模型 $f_2(x, y)$ 还要低,同极坐标下的复杂度对比刚好相反。相同的数据,面对相同的两组模型,使用相同的判断方法,在不同的坐标系下得到的结果不同。坐标依赖的选择方式并不适合建立物理学规律。为此,我们需要对符号回归算法进行一些改造,融入进更多物理的思考,让其能够更加符合物理学的思考方式。

4 基于 AI 和物理模型的椭圆轨道定律探索

回到天体规律发现的历史进程中,开普勒在

《新天文学》中指出,托勒密的地心说、哥白尼的日心说、第谷的日心地不动的折中理论是数学上等价的,都可以在当时的测量精度条件下符合观测现象。为此,我们也通过给定函数的方法,在 Eureka Formulize 进行了上述偏心圆模型和椭圆模型的参数拟合,得到偏心圆模型的均方误差为 $\epsilon_1 = 5 \times 10^{-5}$,而椭圆的误差为 $\epsilon_1 = 3 \times 10^{-7}$ 。当时第谷的观测的行星角度平均误差在 6 弧分左右,在此精度下,两个模型的差异无法区分,两个模型的参数优化结构见图 3 所示。

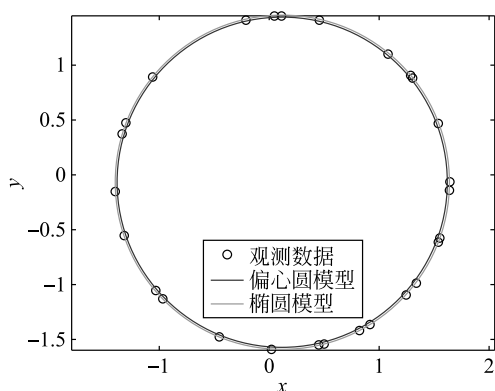


图 3 椭圆模型和偏心圆模型的精度对比

如何区分在观测数据集上有限精度下无法区分的偏心圆模型和椭圆模型,这既是 400 年前开普勒面临的问题,也正是我们需要引入 AI 工具中的因素。类似于函数复杂性,前辈物理学家们找到了另一种“复杂性的”刻画方案,物理图像的协调性。这种协调性在亚里士多德的宇宙观中,表现为无始无终的运动必然对应的匀速圆周运动以及看不见的天球。天球光滑且承载着运动,匀速和圆周意味着不再需要额外的物理原因。在托勒密的思考中,为了拟合观测数据,放弃了匀速和圆周,虽然构建了精巧的模型符合了数据,但偏离了物理。哥白尼通过地心说找回了亚里士多德的物理学传统,展示了匀速圆周运动也可以解释现有的天文现象,代价仅仅是把运动的中心调整到太阳上。随后,在第谷时代由于对彗星的观测结果,天球模型被打破了,行星保持亚里士多德式的匀速圆周运动需要的原因成为了开普勒思考的核心。运动的原因,力,被构造了出来。而力的来源应当与运动的中心重合,也就是太阳。这种重合的证据,就是围绕着太阳的某种匀速运动,也就是开普勒第二定律:在相等时间内,太阳和运动着的行星的连线所扫过的面积都是相等的。开普勒在

第谷的数据中证明了这一点,也成为《新天文学》的基石。

开普勒所找到的另一种“复杂性的”刻画方案,即物理图像的协调性,是物理学的核心之一。我们借鉴历史的发现过程,按照开普勒时代的物理学来说,如果运动的原因是力,而行星运动过程中的原因始终不变,那么这里的力必然导致某种运动的平均性,也就是匀速运动。作为几何的运动轨迹和作为物理原因的施加力的中心必然是重合的。我们由此可以得出,协调性的关键在于模型是否具有某种运动的匀速性。加上行星距离越远速度越小的现象,可以猜测这种运动的均匀性可以表现为运动与中心连线扫过面积的速度不变。由此,分析模型是否满足这种扫过面积的速度匀速性,是在精确性基础上的物理图像的判据。

将 AI 工具和开普勒的物理思考相结合,在参数回归的基础上,我们通过考察椭圆模型中日火连线扫过的面积和偏心圆模型中圆心-火星连线扫过的面积速度,建立了第二个模型的考察维度,结果如图 4 所示。可以发现椭圆轨道如同开普勒第二定律所描述的一样,两次观测之间的面积和时间差成正比,而偏心圆模型则有了一定的偏差。基于开普勒物理思想的运动均匀性指标,我们在两个精确性相同的模型间成功筛选出了椭圆行星运动模型。在 AI 工具的精确性刻画的基础上,物

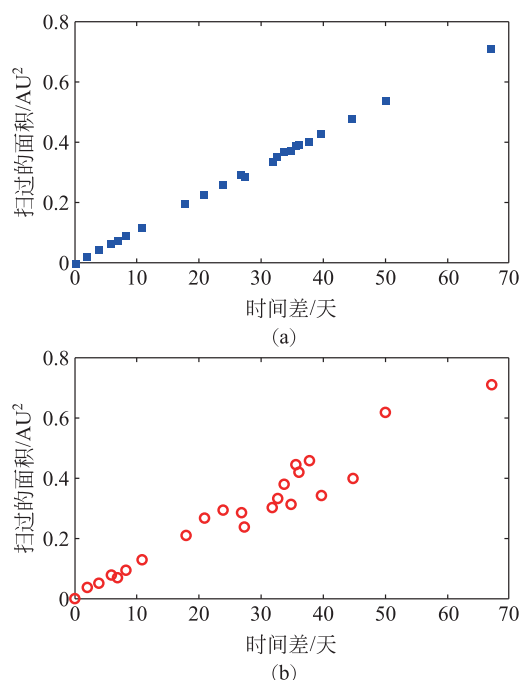


图 4 观测时间差和火星扫过面积的关系

(a) 椭圆模型; (b) 偏心圆模型

理思想的融入起到了模型判别的作用。

5 总结

在 AI 工具进入现代教育的趋势中,培养学生建立使用 AI 的正确方法,将 AI 工具同物理知识体系相结合,是现代物理教育面对的基于与挑战。本文将人工智能驱动的科学工具引入到了物理教学中,通过符号回归算法分析开普勒整理的第谷火星轨道数据,将 AI 工具和开普勒的物理思考相结合,得到了开普勒的椭圆轨道定律。其中作为 AI 工具的符号回归算法提供了一个快速筛选函数空间的方法,在海量的备选公式中选择最准确的公式表达。而物理思考则在 AI 结果的基础上,进一步筛选符合整体物理图像的定律形式。两者相辅相成,互为补充。

本文对于培养学生理解并使用 AI 工具,结合已有知识体系进行科学探索,提供了有益的案例。

附录

开普勒整理的第谷测量数据^[9]

观测时间	火星日经 角度/(°)	地火 距离(AU)
1582/11/23 16:00	90.70306	1.58852
1582/12/26 08:30	106.12167	1.62104
1582/12/30 08:10	107.94222	1.62443
1583/01/26 06:15	120.10667	1.64421
1584/12/21 14:00	123.86250	1.64907
1585/01/24 09:00	138.78556	1.66210
1585/02/04 06:40	143.56139	1.66400
1585/03/12 10:30	159.39722	1.66170
1587/01/25 17:00	158.22778	1.66232
1587/03/04 13:24	174.94722	1.64737
1587/03/10 11:30	177.59833	1.64382
1587/04/21 09:30	196.74750	1.61027
1589/03/08 16:24	196.92056	1.61000
1589/04/13 11:15	214.03056	1.57141
1589/04/15 12:05	215.02806	1.56900
1589/05/06 11:20	225.51000	1.54326
1591/05/13 14:00	252.12722	1.47891
1591/06/06 12:20	265.64667	1.44981
1591/06/10 11:50	267.94694	1.44526
1591/06/28 10:24	278.49222	1.42608

续表

观测时间	火星日经 角度/(°)	地火 距离(AU)
1593/07/21 14:00	320.02722	1.38376
1593/08/22 12:20	340.25694	1.38463
1593/08/29 10:20	344.62083	1.38682
1593/10/03 08:00	6.32750	1.40697
1595/09/17 16:45	22.82194	1.43222
1595/10/27 12:20	45.59389	1.47890
1595/11/03 12:00	49.44250	1.48773
1595/12/18 08:00	73.04139	1.54539

参 考 文 献

- [1] WANG H, FU T, DU Y, et al. Scientific discovery in the age of artificial intelligence[J]. Nature, 2023, 620(7972): 47-60.
- [2] JUMPER J, EVANS R, PRITZEL A, et al. Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold[J]. Nature, 2021, 596(7873): 583-589.
- [3] GREGOIRE JM, ZHOU L, HABER JA. Combinatorial synthesis for AI-driven materials discovery[J]. Nature Synthesis, 2023, 2(6):493-504.
- [4] LIU Z, TEGMARK M. Machine learning conservation laws from trajectories[J]. Physical Review Letters, 2021, 126(18): 180604.
- [5] 李国杰. 智能化科研(AI4R):第五科研范式. 中国科学院院刊, 2024, 39(1): 1-9, doi: 10.16418/j.issn.1000-3045.20231007002.
Li G J. AI4R: The fifth scientific research paradigm. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2024, 39(1): 1-9, doi: 10.16418/j.issn.1000-3045.20231007002. (in Chinese)
- [6] YEADON W, HARDY T. The impact of AI in physics education: a comprehensive review from GCSE to university levels[J]. Physics Education, 2024, 59(2): 025010.
- [7] UDRESCU S M, TEGMARK M. AI Feynman: A physics-inspired method for symbolic regression[J]. Science Advances, 2020, 6(16): eaay2631.
- [8] 吴以义. 从哥白尼到牛顿:日心说的确立[M]. 上海: 上海人民出版社, 2013.
- [9] Johannes Kepler. Astronomia Nova[M]. Translated by William H. Donahue, Green Lion Press, 2015.
- [10] LI Z, JI J, ZHANG Y. From kepler to newton: Explainable ai for science discovery[J]. arxiv preprint arxiv:2111.12210, 2021.
- [11] SCHMIDT M, LIPSON H. Distilling free-form natural laws from experimental data. Science[J]. 2009, 324(5923): 81-5.