基于符号回归的数据驱动暖通空调控制：设计与实现

Yuki Ozawa*、Dafang Zhao*、Daichi Watari*、Ittetsu Taniguchi*、
Toshihiro Suzuki†、Yoshiyuki Shimoda‡、Takao Onoye*
*大阪大学信息科学与技术研究生院，日本
†大阪大学校园可持续发展办公室，日本
‡大阪大学工学研究生院，日本 电子邮件：*†‡{ozawa.yuki@ist,
zhao.dafang@ist, watari.daichi@ist, i-tanigu@ist, suzuki-to@mail,
shimoda@see.eng,onoye@ist}.osaka-u.ac.jp

arXiv:2304.03078v1 [eess.SY] 6 Apr 2023

摘要——**建筑物中收集的大量数据使能源管理更加智能、高效。本研究提出了一种数据驱动的供暖、通风和空调（暖通空调）控制设计与实现方法。研究利用收集的数据构建符号回归模型（SRM），对建筑热力学进行建模。此外，还采用数据驱动方法建立了暖通空调系统模型。基于所构建的模型，研究制定了基于模型预测控制（MPC）的暖通空调调度方案，以最大限度地降低能耗和峰值功率需求，并提升热舒适度。研究在实际校园建筑的办公空间中验证了所提框架的性能。与广泛使用的恒温器控制器相比，采用所提框架的暖通空调系统将峰值功率降低了16.1%。**

索引词—**暖通空调、符号回归、MPC、在线控制**

一、引言

建筑能源管理系统在近年来全球推进的低碳节能社会转型中发挥着重要作用。众所周知，供暖、通风和空调（HVAC）系统在建筑能源管理中尤为重要。HVAC约占建筑总能耗的40%。根据住户人数、室外温度等信息，以减少浪费的方式运行HVAC，在维持舒适度的同时，有望节约整栋建筑的能源。此外，HVAC的运行往往集中在冬夏季的清晨。这种集中的电力需求给电网带来沉重负担，并造成用电高峰。针对模型预测控制（MPC）这一颇具前景的HVAC系统管理方案，已有大量研究。MPC方法在每个时间步，基于系统预测模型和预测信息反复计算最优控制输入。Ostadijafari等人 [1] 研究了一种用于智能建筑的非线性经济型MPC，该建筑包含HVAC系统、光伏发电、柔性电器和电池系统。他们的研究旨在根据随时间变化的电价信号降低电费，同时依据占用信息，将温度维持在舒适范围内。Cui等人 [2] 重点研究了基于 MIP 的滚动时域方法，以优化电池和暖通空调的运行。然而，他们只最小化了由电费和电池退化成本构成的系统成本，并未考虑热舒适度。Chanthawit 等人 [3] 设计了一种暖通空调模型预测控制器，旨在通过削峰和保障热舒适度来降低运行成本。在此背景下，暖通空调管理系统有望抑制峰值功率需求，并维持合理的热舒适度。此外，这些研究大多仅为理论研究或仿真，尚未在现实环境中进行测试。

预测建筑中的热变化对于暖通空调管理系统非常重要。室温预测方法大致可分为基于物理的白箱方法、数据驱动的黑箱方法，以及白箱与黑箱方法混合而成的灰箱方法 [4]。白箱方法（如 EnergyPlus） [5],需要有关建筑与暖通空调系统的详细信息。另一方面，灰箱方法利用系统的历史数据来确定物理模型的参数，例如热等效电路模型 [6], [7]。这两种方法都要求深入理解建筑热建模。另一方面，黑箱方法只需要历史数据或实时数据来估计建筑的热动态行为，而无需了解支配建筑热动态的复杂物理过程 [8]。近年来，符号回归已被用于研究建筑的热响应 [9]。符号回归是一种回归分析，旨在为给定数据寻找精确、简单且最合适的函数。此外，由于符号回归能够识别描述模型的函数，因此所构建的模型易于解释，并且可以通过灰箱方法有效地确定物理模型。

因此，本研究提出使用符号回归来预测在线暖通空调控制中的室温。本研究的目标是将基于符号回归的室温预测纳入在线暖通空调优化框架 [6] ，并在真实环境中实施。此外，我们提出一种采用分段线性函数的新型暖通空调模型，以便更详细地描述

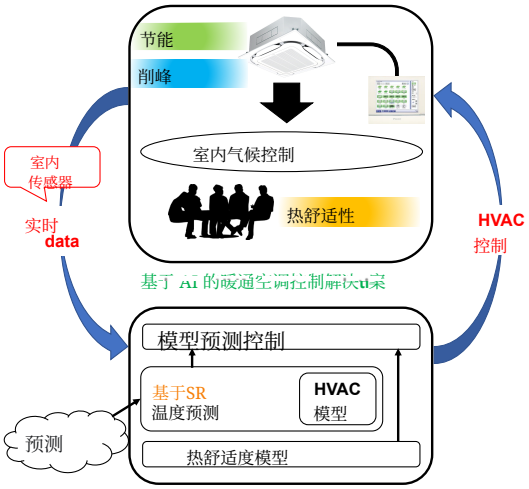


图 1. 暖通空调控制框架概览。

暖通空调的运行特性。

本文其余部分的组织结构如下。第二节概述所提出的空调框架。第三节介绍如何使用符号回归预测室温。第四节展示所提出的暖通空调模型。第五节展示用于评估所提框架的现场实验结果。最后，第六节给出结论。

II. 暖通空调控制框架概述

本节概述所提出的框架，该框架采用MPC 方法进行暖通空调控制 [10]。在 MPC 方法中，每个时间步都会利用环境温度和太阳辐照度等预测信息，以及用于预测室温和暖通空调系统等控制目标未来行为的数学模型，求解一个优化问题。求解结果包含给定时域（例如数小时）内的暖通空调调度方案，但仅将该方案的第一步用作控制输入。经过给定的时间间隔后，控制时域向前移动一步，并重复相同的过程，以确定最优控制输入。通过这种方式，可以实时更新控制输入，以反映系统的最新状态。

如图 1 所示，概述了所提出的控制框架。实时暖通空调运行数据和天气预测数据作为优化问题求解器的输入；输出为暖通空调运行计划，该计划通过调整暖通空调温度设定值，实现功耗最优。所提出的框架旨在使最优暖通空调运行计划中的以下指标最小化。

- 控制期间的总能耗。
- 最舒适的室内温度与实际室内温度之间的差异。
- 用于降低峰值功率需求的暖通空调功率爬升速率。

我们简要描述该框架所求解的优化问题如下；详细的数学表述请参阅 [6]:

$$\min_{D_t,\, s_t} \quad \sum_{t=0}^{T} D_t + \sum_{t=0}^{T} o_t \cdot (T_t^{in} - T^{comf})^2 + \Delta D_{max} + P_e \sum_{t=0}^{T} s_t \tag{1a}$$

$$\text{s.t.} \quad 0 \le s_t \qquad \forall t, \tag{1b}$$

$$\Delta D_t = D_{t+1} - D_t \qquad \forall t, \tag{1c}$$

$$\gamma_t \cdot \Delta D_t \le \Delta D_{max} \qquad \forall t, \tag{1d}$$

$$T^{lb} - s_t \le T_t^{in} \le T^{ub} + s_t \qquad \forall t, \tag{1e}$$

$$T_{t+1}^{in} = f^{SRM}(\boldsymbol{X}_t) \qquad \forall t, \tag{1f}$$

$$Q_t = f^{HVAC}(\boldsymbol{X}_t) \qquad \forall t \tag{1g}$$

其中， t 是时间索引（$0 \le t \le T$），D_t 是暖通空调功耗，s_t 是受约束条件 (1b) 约束的松弛变量，它们均为决策变量。对于其他变量，ΔD_{max}是最大功率变化率，T_t^{in}是室温，ΔD_t 是根据 (1c) 计算的功率变化率，Q_t 是暖通空调系统提供的热容量。对于参数和输入，o_t 是占用信息：有人时为 $o_t = 1$，否则为 0；P_e 是峰值功率的惩罚系数；γ_t 是功率变化率的权重：在峰时段设为 > 1，否则为 1。设定点 T_t^{comf} 表示舒适温度，T^{ub} 和 T^{lb} 分别表示舒适温度范围的上限和下限。

在目标函数（1a）中，第一项表示总能耗，第二项表示室内温度与舒适温度之间的偏差，第三项降低由（1d）确定的最大爬坡率，第四项则使温度违反约束的程度最小化。需要注意的是，我们对这些目标项进行了归一化，以使其可能取到的数值处于相近的尺度，尽管由于篇幅限制，这一点未在公式中体现。这种归一化有助于在单个目标函数中处理尺度不同的目标项，具体细节见文献 [6]。另一方面，约束（1e）确保室内温度不超过舒适温度范围。如果无法避免温度违反约束，松弛变量 s_t 可放宽温度上下界。

本文开发了数据驱动函数，用于预测室温变化和暖通空调的热增益。利用包含室温、环境温度、功耗等的解释变量 $\boldsymbol{X}_t$，式（1f）中的函数 f^{SRM} 计算下一步的室温，式（1g）中的 f^{HVAC} 估算暖通空调的容量。需要强调的是，与工作 [6]相比，本文的主要贡献是将这些数据驱动函数集成到优化中。

由于外部扰动和测量偏差，实际室温难以准确预测。因此，使用实时数据进行迭代优化，并更新暖通空调运行计划以分分彩

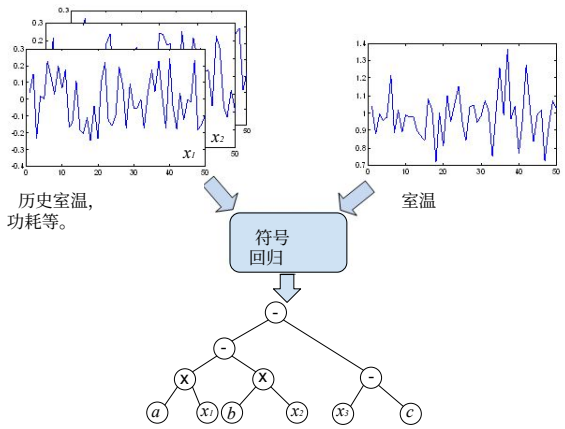


图 2. 符号回归。

最小化规划室温与实际室温之间的差异。此外，数据驱动的方法能够通过从数据中学习热动态，使该框架自适应地预测环境状态和系统状态。对于实际情况，在求解优化问题后，将第一时间步获得的室温作为实际恒温器控制器的设定点。通过这种方式，我们提出的框架能够控制实际的暖通空调系统。

III. 基于符号回归的室内温度预测

在所提出的暖通空调控制框架中，采用符号回归模型（SRM）来预测室温。与使用热等效电路模型预测室温相比，在 [6], [7], 符号回归方法不需要详细的建筑信息，并显著简化了参数辨识过程。

符号回归是一种回归分析，它使用遗-传编程来寻找对于给定数据集而言既准确又简单的最合适函数，如图2所示。对于符号回归的目标变量为Y 且解释变量为 $\boldsymbol{X}$的情况，符号回归会寻找函数 f^{SRM}的变量、系数和运算符组合，使得 $Y = f^{SRM}(\boldsymbol{X})$。在本研究中，我们采用符号回归来揭示某一时刻的室温与历史观测数据 [9]之间的关系。目标变量 Y 是时间 t+1时的室温 T_{t+1}^{in}，解释变量$\boldsymbol{X}_t$则是时间t之前的室温 T_t^{in}、环境温度 T_t^{out}、功耗 D_t、暖通空调容量 Q_t等，如表I所列。其中，历史数据不仅包含前一个时间步的数据，还包含最多提前 $a \cdot n$ 个时间步的数据，分辨率为 a 个时间步。

IV. 暖通空调模型

为估算暖通空调系统在不同运行条件下的功耗，本研究引入了一个分段线性暖通空调模型，记为 f^{HVAC}。我们

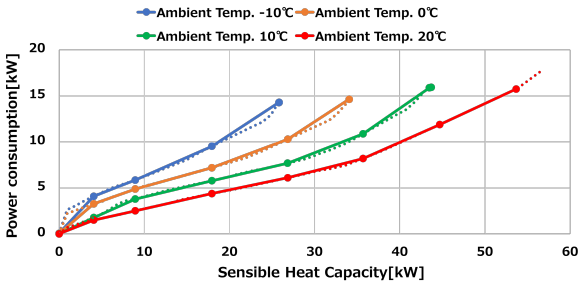


图 3. 暖通空调模型的分段线性函数。

假设暖通空调唯一能够控制的热量是显热，而潜热的变化则视为暖通空调运行的副作用。也就是说，所提出的暖通空调模型仅考虑显热能力，例如暖通空调的制热/制冷能力和功耗。

在该模型中，暖通空调的功耗和制热/制冷能力通过一组分段线性函数表示。由于暖通空调能力与功耗之间的关系会受到环境温度的影响，因此分段线性函数按照不同的环境温度水平进行划分。因此，暖通空调热容量函数表示为 $f^{HVAC}(T_t^{out}, T_t^{in})$。图 3 展示了显热容量和功耗的分段线性函数示例。该示例假设采用一台 DAIKIN RXYP335FA 室外机和四台 DAIKIN FXYFP80MM 室内机进行制热运行。其中，蓝色、橙色、绿色和黄色点线分别表示环境温度为 -10°C、 0°C、 10°C 和 20°C 时显热容量与功耗之间的关系[1]。实线表示不同环境温度水平下的分段线性结果。

此外，由于暖通空调的供热/制冷能力低于某一水平时不会运行，因此设定约束：当暖通空调能力低于阈值时，暖通空调关闭。在所提出的暖通空调模型中，假设暖通空调负荷大于 0.11 时暖通空调开始运行，并将关闭阈值设为暖通空调显热供热量低于 4.125 kW。

V. 现场实验

我们在大阪大学的实验室中实施了所提出的框架，以开展现场实验来评估该框架。目标房间位于一栋六层建筑的四楼东南角，面积为 179 m^2，层高为2.9 m。目标房间包含两个部分：可供 164 m^2 使用的工作空间，以及供 15 m^2使用的热隔离服务器室；现场实验将考察工作空间的舒适度。

A. 实验设置

目标房间内安装了六台 HITACHI RCI-GP90K3 室内机，它们连接到一台 HITACHI

[1]室内温度： 20°C，室内/室外湿度：50%，室内潜热负荷：0kW。

表 I 解释变量 $\boldsymbol{X}_t$示例

	时间 t (当前时间)	时间 $t-1$	时间 $t-a$		时间 $t-a\cdot k$		时间 $t-a(n-1)$	时间 $t-a\cdot n$
Room 温度	T_t^{in}	T_{t-1}^{in}	T_{t-a}^{in}	$\cdots$	$T_{t-a\cdot k}^{in}$	$\cdots$	$T_{t-a(n-1)}^{in}$	$T_{t-a\cdot n}^{in}$
环境温度	T_t^{out}	T_{t-1}^{out}	T_{t-a}^{out}	$\cdots$	$T_{t-a\cdot k}^{out}$	$\cdots$	$T_{t-a(n-1)}^{out}$	$T_{t-a\cdot n}^{out}$
功耗消耗	D_t	D_{t-1}	D_{t-a}	$\cdots$	$D_{t-a\cdot k}$	$\cdots$	$D_{t-a(n-1)}$	$D_{t-a\cdot n}$
$\vdots$					$\vdots$			

RAS-AP560SSR 室外机。六台室内机中有五台位于工作区，一台位于服务器机房；本实验不考虑服务器机房内的室内机。

在此实现中，房间温度取暖通空调室内机进风温度的平均值。环境温度预测数据是利用 OpenWeatherMap 获取的大阪大学吹田校区周边天气预测数据。所提出的框架在边缘计算设备上运行，暖通空调设定点以及由优化结果确定的启动/停止状态。

优化计算的控制时域和预测时域均为24小时，并且每15分钟执行一次优化计算，以更新控制输入。此外，暖通空调系统的峰值功率需求和爬坡速率在5:00至10:00期间受到大幅抑制。

我们在2022年9月24日和25日的0:00至24:00期间，对室温以及暖通空调能耗/功耗进行了实验验证。目标是在7:00至18:00期间将室温维持在 20°C。作为比较，我们于2022年10月1日和2日的0:00至24:00期间进行了参考实验。暖通空调系统采用基于规则的策略进行控制，设定点为 20°C，运行时间为7:00至18:00。

符号回归在配备高性能服务器[3] 和PySR库 [11]的环境下进行训练。为简化优化过程，SRM仅使用加法、减法和乘法运算符，因此始终能够得到线性方程。第三节中描述的决策变量为室温、暖通空调功耗和环境温度预测数据，包括 $a = 12$ （3 小时）和$n = 8$，即来自此前 15分钟、3小时、6 小时.....24小时的数据。此外，为避免陷入局部解，在相同条件下进行了五次符号回归，并从所得方程中选出了最佳方程。

[2]OpenBlocks IoT VX2，配备 Intel Atom E3805 CPU（双核，1.33 GHz）和 2 GB 内存。[3]PRIMERGY RX4770 M3，配备 Intel(R) Xeon(R) CPU E7-8890 v4（24 核，2.20 GHz）和 16 GB 内存。

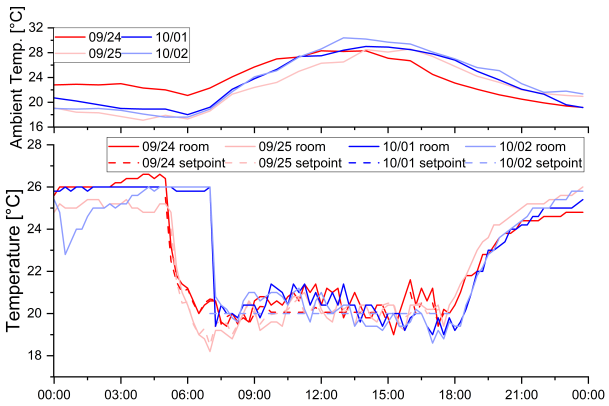


图 4. 实验结果：温度变化。

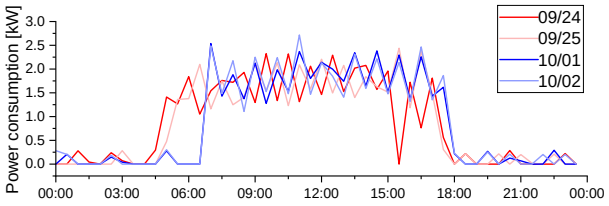


图 5. 实验结果：功耗。

B. 实验结果

9月24日和25日目标房间的温度预测分别基于历史数据提取，如公式2和公式3所示。

$$T_{t+1}^{in} = 0.754 \cdot T_t^{in} - 0.162 \cdot T_{t-60}^{in} - D_t + 10.445 \quad (2)$$

$$T_{t+1}^{in} = 0.792 \cdot T_t^{in} - 0.718 \cdot D_t - 0.103 \cdot T_{t-24}^{out} + 6.290 \quad (3)$$

其中，T^{in}、T^{out} 和 D_t 分别是室温、环境温度和暖通空调系统的功耗。

图 4 显示了实验期间目标房间的环境温度和室温变化。如图 4 所示，采用基于规则的控制策略时，室温从 7:00 开始下降（深蓝色和浅蓝色曲线）；而采用所提出的框架时，室温从 5:00 开始缓慢下降，以对目标房间进行预冷（深红色和浅红色曲线）。

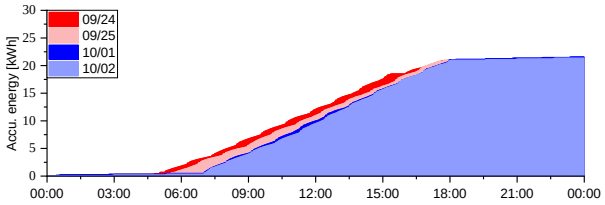


图 6. 实验结果：累计能耗。

表 II 现场实验结果

date	方法	Peak 功率 [kW]	能源消耗 [千瓦时]
09/24	建议方案	2.32	21.3
09/25	建议方案	2.13	21.3
10/01	基于规则的	2.54	21.3
10/02	基于规则的	2.49	21.6

图 5 显示了实验期间目标房间的功耗。如图 5 所示，采用基于规则的控制策略时，功耗从 7:00 开始增加（深蓝色和浅蓝色曲线）；而采用所提出的框架时，功耗从 5:00 开始缓慢增加，以对目标房间进行预冷（深红色和浅红色曲线）。

图5 和图6展示了实验期间目标区域的功率和累计能耗。当未采用所提出的框架时，暖通空调系统从运行开始便以全功率模式工作，导致其工作负荷迅速增加。如图 6所示，采用基于规则的控制策略时，累计能耗从7:00开始增加（深蓝色和浅蓝色区域）；而采用所提出的框架时，功耗从5:00 开始缓慢增加。此外，采用所提出框架时累计能耗的增加在 18:00 之前便结束了，这是因为温度设定值已经达到。

表II总结了实验期间 30分钟平均峰值功率需求（ 5:00 至 10:00 之间的最大功耗）以及总能耗。与基于规则的控制策略相比，所提出的方法最多可将峰值功率需求降低16.1%，并且在执行预冷时，总能耗保持在相同水平。这些结果表明，在执行预冷的同时，所提出的方法能够降低峰值功率需求，并保持总能耗处于相同水平。

VI. 结论

在本文中，我们介绍了在线暖通空调优化框架的设计与实现。该框架采用基于符号回归的室内温度预测模型，以实现热舒适性并降低峰值功率需求。此外，还提出了一种基于分段线性函数的提出了暖通空调模型，用于捕捉暖通空调容量与功耗之间的关系。现场实验结果表明，所提出的框架可将峰值功率需求最多降低 16.1%，同时总能耗几乎不变，并维持合理的热舒适度。未来，我们计划进一步研究符号回归的参数及输入数据量，以实现更准确的预测，并支持符号回归与优化计算在边缘服务器上并行执行。我们还计划将室内人员占用情况的估计与预测纳入该框架，实现由人员占用情况驱动的暖通空调控制。

参考文献

[1] M. Ostadijafari、A. Dubey、Y. Liu、J. Shi 和 N. Yu，“采用非线性经济模型预测控制的智能建筑能源管理”，载于*2019* 年 *IEEE* 电力与能源学会大会（*PESGM*）论文集，2019 年 8 月，第 1–5 页。[2] T. Cui、S. Chen、Y. Wang、Q. Zhu、S. Nazarian 和 M. Pedram，“智能建筑的最优能源协同调度框架”，*Integration*，第 58 卷，第 May 期，第 528–537 页，2017 年 6 月。[3] C. Anuntasethakul 和 D. Banjerdpongchai，“考虑削峰和热舒适度的建筑暖通空调系统监督式模型预测控制设计”，*IEEE Access*，第 9 卷，第 41 066–41 081 页，2021 年。[4] M. Bourdeau、X. qiang Zhai、E. Nefzaoui、X. Guo 和 P. Chatellier，“建筑能耗建模与预测：数据驱动技术综述”，*Sustainable Cities and Society*，第 48 卷，第 101533 页，2019 年。[5] D. B. Crawley、L. K. Lawrie、F. C. Winkelmann、W. F. Buhl、Y. J. Huang、C. O. Pedersen、R. K. Strand、R. J. Liesen、D. E. Fisher、M. J. Witte 和 J. Glazer，“EnergyPlus：创建新一代建筑能耗模拟程序”，*Energy Build.*，第 33 卷，第 4 期，第 319–331 页，2001 年 4 月。[6] D. Zhao、D. Watari、Y. Ozawa、I. Taniguchi、T. Suzuki、Y. Shimoda 和 T. Onoye，“兼顾热舒适度与峰值功率需求的 VRF 供暖/制冷管理框架：仿真与现场实验”，*Journalof InformationProcessing*，第 30 卷，485，2022 年，第 476 页。–。[7] F. Ferracuti、A. Fonti、L. Ciabattoni、S. Pizzuti、A. Arteconi、L. Helsen 和 G. Comodi，“真实建筑短期热行为预测的数据驱动模型”，*Applied Energy*，第 204 卷，第 1375–1387 页，2017 年 10 月。[8] S. M. Lundberg 和 S.-I. Lee，“解释模型预测的统一方法”，*Advances inneural information processingsystems*，第 30 卷，2017 年。[9] J. Leprince、C. Miller、M. Frei、H. Madsen 和 W. Zeiler，“黑色的五十种色调：从符号回归中揭示物理模型，以实现可扩展的建筑热动态辨识”，第 *8* 届 *ACM* 能源高效建筑、城市与交通系统国际会议论文集，第 345–348 页，2021 年 11 月。[10] G. Serale、M. Fiorentini、A. Capozzoli、D. Bernardini 和 A. Bemporad，“用于提升建筑与暖通空调系统能效的模型预测控制（MPC）：问题表述、应用与机遇”，*Energies*，第 11 卷，第 3 期，2018 年。[11] M. Cranmer，“PySR：Python/Julia 中快速且并行化的符号回归”，2020 年 9 月。