arXiv:2603.02145v1 [cs.LG] 2 Mar 2026

Linux 内核中的机器学习（ML）库

Viacheslav Dubeyko，IBM，美国

Linux 内核是一个庞大的代码库，包含数量众多的子系统和可能的配置选项，从而导致制定高效配置的复杂性难以管理。机器学习（ML）是一种从数据中学习、发现模式并做出预测的方法/领域，无需由开发人员实现算法，从而能够为 Linux 内核引入“自我演进”能力。然而，在 Linux 内核中引入机器学习方法并非易事，因为内核空间不能直接使用浮点运算（FPU），而且机器学习模型可能会导致 Linux 内核性能显著下降。本文提出了 Linux 内核中的机器学习基础设施架构，该架构可以解决上述问题，并引入在内核空间中运用机器学习模型的做法。所建议的内核机器学习库方法已作为概念验证（PoC）项目实现，旨在证明该建议的可行性，并设计内核空间机器学习模型代理与机器学习模型用户空间线程之间的交互接口。

CCS 概念：• **计算方法** → 机器学习；• **软件及其工程** → **操作系统**。

附加关键词和短语：机器学习（ML）、Linux 内核、机器学习库、eBPF、机器学习模型、Linux 内核中的机器学习基础设施

ACM 引用格式：
Viacheslav Dubeyko. 2026. Linux 内核中的机器学习（ML）库。1, 1（2026年3月），3 页。https://doi.org/10.1145/nnnnnnn.nnnnnnn

1 引言

如今，现实生活是一个快速变化的世界，不断产生海量异构数字数据。数据访问和处理工作负载日益复杂，结果也难以预测。软件实现生命周期一向耗时且消耗大量资源，需要投入大量时间分析问题、确定方法、实施并稳定解决方案。总的来说，我们的时间和资源日渐不足，难以按时交付所需解决方案，以应对现实工作负载的复杂性和需求。

Linux 内核拥有庞大的代码库，包含数量众多的子系统和各种可能的配置选项。最终，现代工作负载的复杂性和不断变化的特性，使得制定高效配置以及确定 Linux 内核的运行状态变得复杂。可以说，Linux 内核需要具备“自我演进”的能力。

机器学习（ML）是一种从数据中学习、发现模式并做出预测的方法/领域，无需由开发者实现算法。机器学习应用领域的数量正与日俱增。一般来说，机器学习可以为 Linux 内核引入自我演进和自我学习的能力。已有研究工作和业界努力采用机器学习方法来配置和优化 Linux 内核。然而，在 Linux 内核中引入机器学习方法并非如此简单直接。这条路上存在诸多问题和尚未解答的疑问。首先，任何机器学习模型的运行都需要浮点运算（FPU）。但在内核空间中并不能直接使用浮点运算单元。此外，机器学习模型需要训练阶段，这可能导致 Linux 内核性能显著下降。即便是推理阶段，从内核侧的性能角度看也可能存在问题。在 Linux 内核中使用机器学习方法是不可避免的一步。但是，我们如何在 Linux 内核中使用机器学习方法？我们需要哪些基础设施才能在 Linux 内核中采用机器学习模型？

2 相关研究

机器学习（ML）方法的应用领域日益增多。目前，已有研究和业界实践开始采用机器学习方法来配置和优化 Linux 内核。Shankar 等人 [6] 对机器学习模型在 Linux 内核优化领域的潜在应用进行了全面综述。这项工作指出，将机器学习融入 Linux 内核，有望显著提升系统性能、资源管理和能源效率。此外，作者还指出了一些挑战，例如开发者难以信任并理解自动化决策、实时机器学习推理往往会产生较高的计算开销，以及数据隐私问题。

近期有多项研究从不同角度探索了利用 eBPF 技术将机器学习模型部署到 Linux 内核中。Gallego-Madrid 等人 [5] 研究了将扩展伯克利包过滤器（eBPF）和机器学习（ML）技术引入软件定义网络（SDN）和网络功能虚拟化（NFV）领域的可能性。作者分析了将由机器学习驱动的智能程序集成到 Linux 内核中，用于流量处理、安全分析等任务的能力与挑战。Chen 等人 [2] 探索了机器学习在多处理器系统操作系统负载均衡算法中的应用。作者展示了机器学习在 Linux 内核负载均衡中的实际应用，并利用 eBPF 通过动态内核跟踪收集运行时系统数据。他们采用在用户空间进行离线训练、直接在内核中进行在线推理的方式，以生成迁移决策。Sodhi 等人 [7] 认为，eBPF 是实现中等复杂度内核内机器学习所缺少的基础。作者介绍了 eBPFML，这是一种通过矩阵乘法辅助函数扩展 eBPF 指令集、以促进高效神经网络推理的设计。Wang 等人 [8] 介绍了 O2C，这是一种用于即时操作系统内核隔离的系统，可将机器学习模型（具体而言，是决策树）嵌入 eBPF 程序中。他们的研究表明，机器学习模型能够学习各种内核对象类型中的不变量，并通过运行时推理提取和分类堆

作者联系方式：Viacheslav Dubeyko，Slava.Dubeyko@ibm.com，IBM，美国加利福尼亚州圣何塞。

允许免费制作本作品全部或部分内容的数字副本或纸质副本，供个人或课堂使用，但副本不得为营利或商业利益而制作或分发，且须附有本声明及首页上的完整引文。对于由作者以外的其他方拥有的本作品组件，必须尊重其版权。注明出处后，可以摘录。若要以其他方式复制、转载、发布到服务器或分发至列表，须事先取得明确许可和/或支付费用。请向 permissions@acm.org 申请许可。© 2026 版权所有归所有者/作者所有。出版权已授权给 ACM。ACM XXXX-XXXX/2026/3-ART https://doi.org/10.1145/nnnnnnn.nnnnnnn

对象内容。在 Linux 内核中使用机器学习模型，在实时安全应用方面展现出特别大的潜力。Brodzik 等人[1] 研究了将两种机器学习算法——决策树和多层感知机——集成到 eBPF 中，以期加强对 Linux 环境中勒索软件的早期检测。他们没有将事件数据发送到用户空间进行分析，而是直接在 eBPF 中实现了整个威胁检测过程。

Zhang 等人 [9] 提出了 LiteFlow，这是一种混合解决方案，用于为内核数据路径构建高性能自适应神经网络（NN）。LiteFlow 将自适应神经网络的控制路径解耦为：（1）用于高效模型推理的内核空间快速路径；（2）用于有效模型调优的用户空间慢速路径。LiteFlow 已应用于拥塞控制、流调度和负载均衡，证明了自适应神经网络能够在内核数据路径中有效运行。

3 机器学习库架构

在 Linux 内核中使用机器学习模型的目标是什么？主要目标是利用机器学习模型，通过处理数据来推导特定 Linux 内核子系统的逻辑，和/或根据子系统的内部状态实现高效的子系统配置。因此，需要：（1）收集训练数据；（2）执行机器学习模型训练阶段；（3）测试训练好的机器学习模型；（4）使用机器学习模型执行推理阶段。机器学习模型推理可用于推荐 Linux 内核子系统配置，和/或将合成的子系统逻辑注入内核空间（例如 eBPF 逻辑）。

通常，机器学习模型需要进行浮点运算（浮点运算单元），而 Python 被广泛用于实现和运行机器学习模型。因此，机器学习模型无法直接在 Linux 内核中运行。理论上，可以修改机器学习模型，使其无需浮点运算即可在内核空间运行。然而，这会使机器学习模型变得不准确，并可能大幅降低在 Linux 内核中使用机器学习方法的效率。另一方面，在内核空间运行机器学习模型可能会导致 Linux 内核性能下降（尤其是在训练阶段）。此外，持续学习方法对于现代及未来工作负载的动态特性而言，可能是一种有益的模型。总的来说，目前直接在 Linux 内核中运行机器学习模型存在诸多问题，且效率不高。在用户空间运行机器学习模型是更有前景的方向，因为它们仍然可以使用 Python 实现，并且能够在用户空间使用浮点运算。用户空间中的机器学习模型可以被视为 Linux 内核的扩展。因此，内核子系统可以通过 sysfs、FUSE 或字符设备等方式与用户空间进程/线程进行交互。

如何在 Linux 内核中设计机器学习基础设施？需要在 Linux 内核中引入一个专用的机器学习库，用于实现用户空间中的机器学习模型线程与内核子系统之间的通用交互接口，并且该接口可由特定的内核子系统扩展或定制。同样，该接口还需要提供以下功能：(1) 在内核子系统中创建、初始化和销毁机器学习模型代理；(2) 启动和停止机器学习模型代理；(3) 从内核空间获取、预处理和发布数据集；(4) 接收、预处理并应用来自用户空间的机器学习模型建议；(5) 执行合成的逻辑或建议；(6) 评估合成的逻辑或建议的效率；(7) 执行误差反向传播，以修正用户空间一侧的机器学习模型。

创建和初始化逻辑可由内核子系统在模块加载期间或 Linux 内核启动时执行（相反，模块卸载或内核关闭时将执行机器学习模型代理逻辑的销毁操作）。用户空间中的机器学习模型线程能够重新初始化，并在内核侧执行机器学习模型代理的启动/停止逻辑。首先，需要使用来自内核空间的数据训练机器学习模型。机器学习模型可以从用户空间请求数据，也可以由内核空间中的机器学习模型代理发布数据。sysfs 接口可用于协调这一交互。因此，用户空间中的机器学习模型应能够通过 sysfs、FUSE 或字符设备从内核空间提取数据集。提取的数据可以存储在持久化存储中，最后，机器学习模型可在用户空间访问这些数据并进行训练。

训练阶段可以采用持续学习模型。这意味着内核子系统即使在训练阶段也能接收机器学习模型建议。内核侧的机器学习模型代理可以评估当前的内核子系统状态，尝试应用机器学习模型建议，并评估已应用建议的有效性。一般来说，内核侧的机器学习模型代理可以考虑以下几种与机器学习模型建议交互的模式：(1) 紧急模式，(2) 学习模式，(3) 协作模式，(4) 建议模式。紧急模式是指内核子系统处于危急状态，必须尽可能高效地运行，且无法采用机器学习模型建议的模式（例如，机器学习模型建议完全不合理，或者负载非常高）。学习模式意味着内核子系统可以尝试将机器学习模型建议应用于某些操作，以评估机器学习模型的成熟度。此外，如果机器学习模型建议变得低效，机器学习模型代理也可以将模式降级为学习状态。协作模式旨在将机器学习模型建议应用于 50% 的操作，以使机器学习模型达到成熟状态。最后，如果机器学习模型足够成熟，且应用机器学习模型建议的效率高于采用人工制定的算法，机器学习模型代理就可以将内核子系统切换到建议模式。可以使用反向传播方法，通过将内核侧的效率评估反馈共享至用户空间侧来修正机器学习模型。

4 结论与贡献

内核机器学习库的建议方案已作为概念验证（PoC）项目实现 [3, 4]，旨在证明该建议的可行性，并设计内核空间机器学习模型代理与机器学习模型用户空间线程之间的交互接口。代码仓库 [3, 4] 包含通用型和专用型机器学习模型代理的示例。作为后续工作，我们计划为若干内核空间文件系统（F2FS、NILFS2、SSDFS）实现基于机器学习的垃圾回收子系统，以及基于机器学习的 DAMON 扩展，以便在实际应用中检验这一方案，并展示在 Linux 内核中采用“自学习”机器学习模型能够提升效率。

参考资料

[1] Adrian Brodzik、Tomasz Malec-Kruszyński、Wojciech Niewolski、Mikołaj Tkaczyk、Krzysztof Bocianiak 和 Sok-Yen Loui。2024。《在 Linux 内核中使用机器学习进行勒索软件检测》。arXiv:2409.06452 [cs.CR] https://arxiv.org/ abs/2409.06452[2] Jingde Chen、Subho S. Banerjee、Zbigniew T. Kalbarczyk 和 Ravishankar K. Iyer。2020。《用于 Linux 内核负载均衡的机器学习》。载于第 *11* 届 *ACM SIGOPS* 亚太系统研讨会论文集（日本筑波）（*APSys '20*）。计算机协会，纽约，纽约州，美国，67–74。doi:10.1145/3409963.3410492[3] Viacheslav Dubeyko。2026 年 1 月 16 日。《带机器学习库的 *Linux* 内核》。检索于 2026 年 1 月，网址：https://github.com/kernel-ml-lib/ml-lib-linux [4] Viacheslav Dubeyko。2026 年。《机器学习库源代码》。检索于 2026 年 1 月 16 日，网址：https://github.com/kernel-ml-lib/ml-lib [5] Jorge Gallego-Madrid、Irene Bru-Santa、Ramon Sanchez-Iborra 和 Antonio Skarmeta。2024。《将机器学习模型集成到 Linux 内核：机遇与挑战》。载于移动互联网安全，Ilsun You、Michał Choraś、Seonghan Shin、Hwankuk Kim 与 Philip Virgil Astillo（编）。施普林格·自然新加坡，新加坡，209–219。[6] Vasuki Shankar。2025。面向 Linux 内核优化的机器学习：当前趋势与未来方向。国际计算机科学与工程杂志 13 03 2025 56 64 10 26438 13 3 5664 ( ), – . doi: . /ijcse/v i . [7] Prabhpreet Singh Sodhi、Georgios Liargkovas 与 Kostis Kaffes。2025。借助 eBPFML 增强机器学习辅助的内核决策。载于第三届 *EBPF* 与内核扩展研讨会论文集（葡萄牙科英布拉）*(eBPF '25)*。计算机协会，纽约，NY，美国，28–30。doi:10.1145/3748355.3748363[8] Zicheng Wang、Tiejin Chen、Qinrun Dai、Yueqi Chen、Hua Wei 与 Qingkai Zeng。2024。当 eBPF 遇见机器学习：操作系统内核的即时分舱。arXiv: 2401 05641 [ ] 2401 05641 。[9] cs.OS https://arxiv.org/abs/ 。Junxue Zhang、Chaoliang Zeng、Hong Zhang、Shuihai Hu 与 Kai Chen。2022。LiteFlow：面向内核数据路径的高性能自适应神经网络。载于*ACM SIGCOMM 2022* 会议论文集 （荷兰阿姆斯特丹）*(SIGCOMM '22)*。计算机协会，纽约，NY，美国，414–427。doi:10.1145/3544216.3544229