

人工智能在我国的发展现状及趋势：

聚焦核心计算机系统的变革

摘要

摘要：本文旨在系统性地综述人工智能（AI）在我国的发展现状与未来趋势，并重点剖析 AI 技术在操作系统、计算机网络、数据库等传统计算机科学核心领域中的深度应用与前沿进展。通过对国家战略规划、产业报告及顶级学术会议（如 OSDI, SIGCOMM, SIGMOD/VLDB）的前沿研究进行综合分析，本文揭示了 AI 如何从根本上重塑核心计算机系统的设计理念与运行范式。研究发现，在国家战略的宏观驱动下，我国 AI 发展已从上层应用渗透至底层基础设施。在核心系统领域，AI 正驱动其从基于静态启发式规则的设计，向基于数据驱动的、自适应、自优化的智能体演进。具体体现在：1) 智能操作系统利用机器学习预测 I/O 延迟；2) AI 驱动的计算机网络实现自适应流量路由；3) “AI for DB” 范式下的数据库实现学习型查询优化。论文总结认为，将 AI 深度融入核心计算机系统是我国应对算力挑战、实现技术自主可控的关键路径。同时，这也对数据质量、专业人才培养和系统治理提出了新的、更高的要求。

关键词：人工智能；计算机系统；操作系统；计算机网络；数据库系统

1 引言

人工智能作为引领新一轮科技革命和产业变革的核心驱动力，已上升为我国的国家级战略 [1, 2]。从“互联网+”到“AI+”的演进，标志着我国社会经济的智能化转型正步入一个崭新的阶段，其核心在于构建能够推理、学习和自主行动的智能机器与系统 [3-5]。当前，公众与产业界对我国 AI 发展的讨论，多聚焦于上层应用的突破，特别是以“百模大战”为代表的大语言模型（LLMs）的兴起及其在垂直行业的解决方案 [6-9]。

然而，一个不容忽视的深层次变革正在计算机科学的基础设施层面悄然发生。人工智能技术更深远、更具颠覆性的影响，正体现在对操作系统、计算机网络和数据库等核心计算机系统的重塑上。这些领域是整个数字世界的基石，其智能化程度直接决定了上层应用效率与能力的上限。传统上依赖于人类专家经验和静态规则设计的核心系统，在面对当今日益复杂、动态和异构的计算环境时，已逐渐显现其局限性。

本文的核心论点是：人工智能与核心计算机系统的深度融合，不仅是衡量一国 AI 技术成熟度与产业深度的关键指标，更是我国在当前国际形势下，构建自主可控、高效能信息技术体系的必由之路。鉴于此，本文将首先系统概述我国人工智能发展的宏观背景与驱动力，随后深入剖析 AI 在这三大核心系统中的应用范式、关键技术与前沿案例，最后对未来的发展趋势、核心挑战及治理问题进行展望，以期对相关领域的学术研究与产业实践提供有价值的参考。

2 我国人工智能发展的宏观驱动力

我国人工智能产业的蓬勃发展，并非孤立的技术现象，而是在国家战略、基础设施建设和产业生态三大宏观驱动力共同作用下的必然结果。这些宏观因素共同构成了一种强大的势能，推动着 AI 技术从应用层向更底层的系统层渗透。

2.1 国家战略与政策顶层设计

自 2017 年国务院印发《新一代人工智能发展规划》以来，我国已将人工智能置于国家战略的核心位置 [1, 10]。该规划明确了我国 AI 发展的“三步走”战略目标，旨在推动人工智能与实体经济的深度融合，抢占全球人工智能技术制高点 [2, 10]。随后出台的一系列政策，如《“十三五”国家科技创新规划》和《中国制造 2025》，均将人工智能列为重点发展方向，为 AI 技术的研发、人才引进和产业化应用提供了前所未有的制度保障和资源倾斜 [1, 2]。这种自上而下的强力推动，为我国 AI 产业的快速崛起奠定了坚实的政策基础。

2.2 算力基础设施的跨越式发展

算力作为数字经济时代的核心生产力，其战略地位已成为全球共识 [11, 12]。根据中国信息通信研究院发布的《中国算力发展指数白皮书》，我国算力规模近年来保持高速增长，尤其以支撑 AI 训练和推理的智能算力增长最为迅猛。数据显示，2022 年我国智能算力规模增速高达 72%，在总算力中的占比已超过 59% [11]。到 2025 年，中国智能算力规模预计将达到 1037.3 EFLOPS [9, 13, 14]。

为优化全国算力资源配置，“东数西算”等国家级工程的全面启动，正引导数据中心合理布局，将东部密集的计算需求与西部丰富的绿色能源相结合，有效降低了数据中心的运营成本和能耗压力 [11, 15]。这种超大规模算力基础设施的建设，不仅为大模型训练等前沿研究提供了物理保障，也对算力资源的调度和管理效率提出了更高要求。

2.3 产业生态与人才储备

在政策与市场的双重驱动下，我国已形成一个充满活力的 AI 产业生态。以“百模大战”为标志，百度、阿里巴巴、华为、腾讯等科技巨头与众多创新型初创企业纷纷投入通用及行业大模型的研发，形成了技术上相互竞争、应用上百花齐放的繁荣局面 [6-8]。

与此同时，我国在 AI 人才培养方面取得了显著成就。根据麦克罗波洛智库等机构的报告，中国高校已成为全球顶尖 AI 人才培养的摇篮，培养了全球近一半的顶尖 AI 研究人员 [16]。这得益于国家对 AI 教育的大力投入和高校与产业界的紧密合作，为我国 AI 产业的持续创新积蓄了宝贵的人才资源 [16]。

这些宏观层面的发展共同构成了一种独特的战略背景。一方面，我国拥有全球领先的应用市场和数据资源；另一方面，在高性能 AI 芯片等关键硬件领域面临外部制约 [7, 8]。这种外部压力与内部需求的叠加，正倒逼我国 AI 研究向更深层次的系统优化寻求突破。当硬件性能的提升受限时，通过软件和系统层面的极致优化来“压榨”现有硬件的全部潜力，就成为必然选择。因此，发展 AI 赋能的智能操作系统、网络和数据库，以实现资源的自动化、精细化、高效化管理，已从单纯的学术探索转变为保障国家数字基础设施安全、高效运行的战略必需品。

3 AI 赋能的智能操作系统

操作系统 (OS) 作为连接硬件与应用软件的桥梁, 其核心职责在于高效、公平地管理计算资源。然而, 传统操作系统的设计理念正面临着前所未有的挑战。

3.1 核心挑战: 从静态启发式到动态学习

传统操作系统在资源管理, 如进程调度、内存管理和 I/O 调度等关键模块中, 广泛依赖于由人类专家设计的启发式算法 (heuristics)。这些算法基于对典型工作负载的假设, 在特定场景下表现良好。但在现代数据中心和边缘计算环境中, 应用负载呈现出高度动态和不可预测的特性, 硬件架构也日益异构化, 这使得基于静态规则的传统 OS 难以做出最优决策, 常常导致资源浪费和性能瓶颈 [17–19]。

人工智能与操作系统的融合, 即 “AI for OS” (AI4OS), 其核心目标正是要打破这一困境。通过引入机器学习模型, 替代或增强传统的启发式规则, 使 OS 具备从运行时数据中学习的能力, 从而实现对系统状态的自我感知、对未来负载的预测以及对资源分配的自主优化, 最终演化为真正意义上的智能操作系统 [17, 18, 20, 21]。

3.2 AI 在 OS 核心功能中的应用

AI 技术正被逐步应用于 OS 的各个核心组件, 以提升其智能化水平:

- **智能资源管理与调度:** 通过运用机器学习模型, OS 可以学习并预测不同任务的资源需求模式 (如 CPU 周期、内存带宽), 并据此进行任务调度与资源分配。这相较于传统的调度器 (如 CFS), 能够在异构多核处理器和复杂的云环境中实现更高的系统吞吐量和资源利用率 [19, 22, 23]。
- **智能存储系统:** 在存储 I/O 路径上, AI 的应用尤为关键。现代存储设备, 特别是固态硬盘 (SSD), 其内部行为 (如垃圾回收、磨损均衡) 极其复杂, 导致其性能表现出高度的非线性和不可预测性。AI 模型可以通过学习海量的 I/O 历史数据, 构建出存储设备的性能模型, 从而指导 OS 做出更智能的 I/O 决策, 例如请求调度、数据放置和缓存管理 [20, 24–28]。

3.3 前沿案例剖析: LinnOS (OSDI '20)

LinnOS 项目是在 AI4OS 领域一项具有里程碑意义的工作, 它成功地展示了在 OS 内核中嵌入机器学习模型以进行实时决策的可行性与巨大潜力 [20, 24, 25, 27]。

该项目直面现代闪存 SSD 的 I/O 延迟高度不可预测这一核心痛点 [27, 28]。LinnOS 的创新之处在于, 它在操作系统内核中集成了一个**轻量级神经网络**。这个神经网络通过在线学习设备的历史 I/O 数据, 能够以仅有 4-6 微秒的极低开销, 实时预测每一个即将到来的 I/O 请求是 “快” 还是 “慢” [25, 27]。为了实现高精度和高效率, LinnOS 巧妙地将复杂的延迟回归问题简化为一个二元分类问题。当一个 I/O 请求被预测为 “慢” (即可能遭遇 SSD 内部的垃圾回收等长延迟操作) 时, OS 可以立即通知上层应用。在分布式存储系统或 RAID 阵列等具有数据冗余的场景中, 应用程序可以据此放弃等待, 转而从另一个副本或节点发起读取请求, 从而实现快速故障转移, 有效避免了长时间的 I/O 停顿, 显著降低了系统的尾延迟 [27]。

LinnOS 的成功实践揭示了一种根本性的系统设计范式转变。传统 OS 的设计哲学往往是“对硬件无知” (storage-oblivious)，试图用一套通用的、基于逻辑模型的算法来管理所有硬件。然而，随着硬件日益复杂化，甚至成为一个行为难以捉摸的“黑盒”，这种方法的有效性正在递减。AI4OS 所代表的新兴范式，则是“向硬件学习” (learning from the device)。它不再试图去“理解”硬件复杂的内部机制，而是将其视为一个行为可学习的智能体。通过收集和分析海量的运行时遥测数据，OS 可以构建出硬件的行为模型，并据此动态调整其管理策略。这一转变，意味着未来操作系统的竞争力，将不仅取决于算法的精妙程度，更在于其从数据中学习并适应硬件与负载动态变化的能力。

4 AI 驱动自适应计算机网络

与操作系统类似，计算机网络作为信息社会的基础设施，其管理和控制方式也正经历着由 AI 驱动的深刻变革。传统网络协议和管理工具的静态性，已难以应对现代网络流量的复杂性、动态性和安全性挑战。

4.1 核心挑战：应对网络流量的复杂性与动态性

传统网络管理严重依赖于静态的、基于规则的协议，例如内部网关协议中的 OSPF（开放最短路径优先）和外部网关协议 BGP。这些协议在设计之初，网络环境相对简单，流量模式也较为稳定。然而，在如今的超大规模数据中心、广域网和 5G 网络中，流量模式瞬息万变，常出现突发性、潮汐性的特点，这使得基于固定度量（如最短路径）的路由决策常常导致网络拥塞、链路负载不均和次优的端到端性能 [29–31]。网络运维人员需要投入大量精力进行手动调整和故障排查，效率低下且容易出错。

4.2 AI 在网络管理中的应用

为应对上述挑战，人工智能，特别是机器学习和深度强化学习，正被广泛应用于网络管理的各个层面，推动网络向自适应、自优化的方向发展：

- **智能流量工程与路由：**深度强化学习 (DRL) 已成为解决动态路由问题的强大工具。通过将网络路由器或控制器建模为 DRL 智能体 (Agent)，它可以实时观察网络状态（如链路负载、延迟、丢包率），并学习一个最优的路由策略，以最大化网络吞吐量或最小化端到端延迟。在复杂的网络场景下，DRL 驱动的路由策略已被证明能够显著优于传统的 OSPF 等最短路径算法 [31–35]。
- **自动化网络运维与故障诊断：**AI/ML 模型能够通过持续分析网络设备产生的海量遥测数据 (Telemetry)，自动学习网络的正常行为基线。一旦检测到偏离基线的异常模式（如性能突然下降、时延抖动增大），系统便可自动告警，甚至通过根因分析定位故障源，从而实现网络的“自愈合” (self-healing)，极大减轻了运维负担 [29, 36]。
- **智能网络安全：**在网络安全领域，AI 技术正发挥着不可或缺的作用。传统的网络入侵检测系统 (NIDS) 多依赖于已知的攻击签名库，对新型或经过变种的攻击（如零日攻击、高级持续性威胁 APT）无能为力。而基于深度学习的 NIDS，可以通过学习正常与异常网络流量的深层模式差异，有效识别出未知的高级威胁，显著提升了网络的主动防御能力 [29, 36, 37]。

4.3 前沿方向：生成式 AI 在网络中的应用

近期，生成式 AI 也开始在网络领域展现其独特的价值。例如，芝加哥大学的研究团队开发的 NetDiffusion 项目，利用先进的扩散模型来生成高度逼真的合成网络流量数据 [38]。这一突破解决了网络安全研究中长期存在的一个核心难题：由于隐私和安全限制，获取大规模、带有精确标注的真实攻击流量数据集极其困难。通过生成高质量的合成数据，研究人员可以安全、高效地训练和评估更强大的 AI 网络安全模型，加速了安全技术的迭代创新。

AI 在网络领域的应用，本质上是推动网络管理范式从“被动响应”向“主动预测和自主控制”的转变。在传统模式下，网络管理员或自动化脚本通常是在检测到问题（如链路拥塞、服务中断）发生之后，才采取措施进行干预，这是一种滞后的、被动的管理方式。而 AI 驱动的网络系统则具备了“预见”未来的能力。例如，基于 DRL 的路由系统可以根据历史流量模式预测到某个流量高峰即将来临，并提前规划路由路径以规避潜在的拥塞。最终，这一演进方向指向了“自驱动网络”（Self-Driving Networks）的宏伟愿景——网络本身成为一个高度智能的自主系统，能够独立完成性能优化、故障修复和安全防御等复杂的运维任务，从而将人类从繁琐的底层管理工作中解放出来。

5 AI 重构的数据库管理系统

数据库管理系统（DBMS）是信息系统的核心，其性能优劣直接影响上层应用的响应速度和处理能力。其中，查询优化器被誉为 DBMS 的“大脑”，而这个“大脑”的传统工作方式正被 AI 技术彻底重塑。

5.1 核心挑战：“一刀切”优化的终结

数据库查询优化器的核心任务是为一条 SQL 查询语句在成千上万种可能的执行计划中，选择一个成本最低（即执行最快）的计划。传统优化器严重依赖于一个手工设计的成本模型和一系列基数估计方法。然而，这些方法建立在诸多理想化假设之上，例如数据呈均匀分布、不同列之间的查询谓词相互独立等 [39, 40]。在真实世界的复杂数据和多变查询负载下，这些假设往往不成立，导致基数估计出现数量级的偏差，进而使优化器选择了性能极差的“灾难性”执行计划，造成查询性能的急剧下降。

5.2 “AI for DB” 范式兴起

为了克服传统优化器的局限性，“AI for DB”（AI4DB）这一研究范式应运而生。其核心思想是利用 AI/ML 技术，使数据库的各个核心组件具备从数据中学习和自适应优化的能力 [41–46]。这一范式涵盖了多个方向，包括利用深度学习模型进行更精准的基数估计、智能化的索引和物化视图推荐、以及数据库参数的自动化调优等。其中，学习型查询优化（Learned Query Optimization）是当前研究的前沿和核心热点。

5.3 前沿案例剖析：Bao (SIGMOD '21) 与 AutoSteer (VLDB '23)

直接从零开始构建一个完全由机器学习驱动查询优化器，面临着训练成本高昂、难以适应数据和负载变化、缺乏可解释性等巨大挑战。针对这些难题，Bao 和 AutoSteer 等项目提出了一种更为实用和巧妙的“驾驶”或“操纵”（Steering）方法。

- **Bao 的核心思想**: Bao (Bandit Optimizer) 项目认识到, 像 PostgreSQL 这样的成熟数据库, 其原生优化器在绝大多数情况下都能做出不错的决策, 问题主要出在少数复杂的“硬查询”上 [39, 47, 48]。因此, Bao 的目标不是全盘替换这个经过数十年工程优化的复杂系统, 而是在其之上构建一个学习模块, 以“外科手术式”的精度来识别并“纠正”原生优化器的错误决策。
- **Bao 的实现机制**: Bao 将数据库优化器提供的一系列可选提示 (Hints, 例如“禁用哈希连接”或“启用索引扫描”) 视为一个多臂老虎机 (Multi-Armed Bandit) 问题中的“臂”。它利用一个先进的树卷积神经网络 (TCNN) 模型, 根据输入的查询特征, 预测应用哪一个“提示组合”能够带来最佳的执行性能。通过强化学习中的汤普森采样 (Thompson Sampling) 算法, Bao 不断从真实查询的执行反馈 (即实际运行时间) 中学习, 动态调整其模型, 从而智能地为每一条新来的查询推荐最优的“提示集”, 引导原生优化器生成更优的执行计划 [47]。
- **AutoSteer 的扩展**: AutoSteer 项目是 Bao 思想的进一步发展和泛化 [49–53]。它解决了 Bao 的一个关键局限性: Bao 的“提示集”需要数据库专家根据对特定数据库 (如 PostgreSQL) 的深入理解来手工挑选和预定义。AutoSteer 创新性地提出了一种**自动化的提示集发现机制**, 它能够通过系统化的探索, 自动发现对当前工作负载最有效的优化器旋钮 (knobs) 组合。这一能力使得“驾驶”式优化技术可以方便地“即插即用”到任何支持优化器参数调整的 SQL 数据库中, 极大地提升了学习型查询优化器的通用性和易用性 [49]。

Bao 和 AutoSteer 的成功, 体现了 AI4DB 领域一种日趋成熟和务实的工程哲学。它并非追求对传统系统的激进颠覆, 而是选择了一条融合创新的道路。这种“增强而非替换”的策略, 巧妙地将现代机器学习的强大模式识别能力, 与传统数据库系统数十年积累的宝贵工程智慧和优化逻辑有机结合起来。这种方法大幅降低了将 AI 技术引入核心生产系统的风险和成本, 加速了前沿研究成果向工业界实践的转化, 为 AI 技术改造其他复杂的传统软件系统提供了一种高效且可行的演进路径。

6 发展趋势、核心挑战与展望

综合对人工智能在操作系统、计算机网络和数据库三大核心领域应用的分析, 可以清晰地看到一条共同的技术演进脉络, 同时也揭示了我国在迈向更高水平智能计算时所面临的核心挑战。

6.1 核心技术趋势总结

- **趋势一: 走向完全自主系统 (Towards Autonomous Systems)**: 无论是智能操作系统、自驱动网络还是自优化数据库, 其最终目标都是实现计算基础设施的完全自主化。AI 的角色正在从执行预设规则的“自动化”工具, 演变为能够自主学习、推理和决策的“自主化”智能体。未来的核心系统将能够在无需人类干预的情况下, 完成自我管理、自我优化和自我修复, 以应对日益复杂的计算环境。
- **趋势二: 数据成为系统优化的“一等公民”**: LinnOS 通过学习 I/O 历史数据来预测延迟, DRL 路由通过学习网络状态来优化路径, Bao 通过学习查询执行反馈来纠正计划。这些案例的共同点在于, 它们都将系统运行时产生的海量遥测数据 (telemetry data) 作为优化的核心输入。这标志着系统设计理念正从传统的“代码即逻辑”向新兴的“数据 + 模型即逻辑”转变, 系统的智能水平将直接取决于其数据的质量和-learning能力。

表 1: 人工智能在计算机核心领域的应用范式与前沿案例

核 心 领 域 (Core Do- main)	关 键 问 题 (Key Problem)	AI/ML 方 法 (AI/ML Method)	代 表 性 系 统/技 术 (Representative System/Tech)
操作系统	存储 I/O 延迟的不可 预测性	内核内轻量级神经网络 (In-Kernel Light NN)	LinnOS[20, 27]
操作系统	异构环境下的资源调 度	机器学习工作负载 预测 (ML Workload Prediction)	[22, 23]
计算机网络	动态网络流量下的最 优路由	深度强化学习 (Deep Reinforcement Learn- ing)	DRL-based Rout- ing[31, 33]
计算机网络	新型网络攻击的检测	深度学习/卷积神经 网络 (DNN/CNN)	AI-NIDS[37]
数据库系统	查询优化中的次优计 划选择	强化学习 + TCNN (RL + TCNN)	Bao[47]
数据库系统	学习型优化器的跨平 台适用性	自动化提示集发现 (Automated Hint Discovery)	AutoSteer[49]

6.2 我国面临的核心挑战

尽管我国在 AI 领域取得了举世瞩目的成就，但在向更底层的核心系统智能化迈进的过程中，依然面临着严峻挑战：

- **硬件“卡脖子”问题**：高性能 AI 芯片的自主研发和生产能力，仍然是我国 AI 产业发展的最大瓶颈。虽然通过 AI4Systems 等系统级优化可以在一定程度上提升现有硬件的计算效率，但底层硬件性能的差距，最终决定了我国整体算力水平的天花板 [7, 8]。
- **高质量“系统级”数据稀缺**：训练 AI4Systems 模型所需要的，并非互联网上公开的文本或图像数据，而是高质量、带有精确标注的系统内部遥测数据。如何在大规模生产环境中，以低成本、非侵入的方式采集、存储和治理这类专业数据，是当前面临的一个重大工程挑战。
- **复合型人才短缺**：推动 AI 与核心系统深度融合，需要大量既精通操作系统、网络、数据库等底层系统原理，又熟练掌握机器学习建模与算法的复合型研究与工程人才。目前，这类跨学科的顶尖人才在全球范围内都极为稀缺，是我国需要着力培养和引进的关键力量。

6.3 治理与安全展望

随着核心系统的决策权越来越多地从确定性算法转移给概率性的 AI 模型，一系列新的治理与安全问题随之浮现。如何保证一个“黑盒”调度器的公平性？如何调试和验证一个学习型查询优化器的决策逻辑？如何防范针对智能路由系统的对抗性攻击，以避免其被恶意诱导做出灾难性决策？这些问题都对系统的**可解释性**、**可靠性**和**安全性**提出了前所未有的要求。

技术的发展必须与有效的治理框架并行。我国已积极倡导并提出了《全球人工智能治理倡议》，强调在推动技术创新的同时，秉持“智能向善”、“以人为本”的原则，建立健全治理框架、伦理规范和安全标准 [3, 54–56]。将这些宏观治理原则细化并应用到核心计算机系统的设计与运维中，将是未来保障我国数字基础设施安全、可信、可控的关键所在。

7 结论

人工智能在我国的发展已进入一个崭新的历史阶段，其显著标志是从应用层的“广度”普及，转向核心系统层的“深度”融合。将 AI 技术深度嵌入操作系统、计算机网络和数据库等基础设施，不仅是提升计算效率、应对摩尔定律放缓的技术演进路径，更是在当前国际环境下，我国实现信息技术领域高水平自立自强的关键战略支点。

展望未来，一个由 AI 原生 (AI-Native) 设计、具备深度智能的全新计算基础设施正在浮现。这一新兴范式将从根本上改变我们设计、部署和管理计算系统的方式。我国凭借庞大的应用场景、坚定的国家战略意志和日益雄厚的人才储备，完全有潜力在这一波澜壮阔的变革浪潮中扮演全球引领者的角色。然而，要将这一潜力转化为现实，就必须在核心硬件自主可控、高质量系统级数据体系构建以及智能系统治理等关键挑战上取得持续且实质性的突破。

参考文献

- [1] 国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知. 中国政府网, 2017. URL https://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm. 访问时间: 2025-10-08.

- [2] 中国人工智能行业政策解读概览, 2020. URL http://pdf.dfcfw.com/pdf/H3_AP202008061396710412_1.pdf. 访问时间: 2025-10-08.
- [3] 人工智能全球治理行动计划 (全文). 中国政府网, 2025. URL https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202507/content_7033929.htm. 访问时间: 2025-10-08.
- [4] What is artificial intelligence (ai)? Google Cloud, 2025. URL <https://cloud.google.com/learn/what-is-artificial-intelligence>. 访问时间: 2025-10-08.
- [5] What is artificial intelligence (ai)? (带锚点). Google Cloud, 2025. URL [https://cloud.google.com/learn/what-is-artificial-intelligence#:~:text=Artificial%20intelligence%20\(AI\)%20is%20a,%2C%20make%20recommendations%2C%20and%20more](https://cloud.google.com/learn/what-is-artificial-intelligence#:~:text=Artificial%20intelligence%20(AI)%20is%20a,%2C%20make%20recommendations%2C%20and%20more). 访问时间: 2025-10-08.
- [6] 2024 年中国行业大模型市场报告, 2025. URL <https://www.ditan.com/static/upload/file/20250117/1737095019140971.pdf>. 访问时间: 2025-10-08.
- [7] 2024 中国 ai 大模型产业发展报告 (附全文下载), 2025. URL <http://lib.ia.ac.cn/news/newsdetail/68799>. 访问时间: 2025-10-08.
- [8] 我国生成式人工智能的发展现状与趋势. 人民日报, 2025. URL https://paper.people.com.cn/rmlt/pc/content/202502/05/content_30059342.html. 访问时间: 2025-10-08.
- [9] 中国人工智能算力发展评估报告 2025 年. 通信世界, 2025. URL <https://www.cww.net.cn/article?id=597739>. 访问时间: 2025-10-08.
- [10] 国务院办公厅印发《新一代人工智能发展规划》. 国家卫生健康委员会, 2017. URL <https://www.nhc.gov.cn/mohwsbwstjxxzx/s2908/201708/daca386300e741deb0741c9131d6f9f5.shtml>. 访问时间: 2025-10-08.
- [11] 中国算力发展指数白皮书 (2023 年). Technical report, 中国信息通信研究院, 2023. URL <https://www.cww.net.cn/article?id=582557>. 访问时间: 2025-10-08.
- [12] 中国算力发展指数白皮书 (2023 年) 新闻稿. 中国软件行业协会教育与培训分会, 2023. URL <http://csiajpw.com/NewsDetail.aspx?aid=28923>. 访问时间: 2025-10-08.
- [13] 2024 年中国智能算力增长 74.1% (中国政府网), 2025. URL https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202502/content_7003982.htm. 访问时间: 2025-10-08.
- [14] 2024 年中国智能算力增长 74.1% (人民日报), 2025. URL http://paper.people.com.cn/rmrb/pc/content/202502/17/content_30057030.html. 访问时间: 2025-10-08.
- [15] China computing power development index white paper. Technical report, CAICT, 2023. URL <http://www.caict.ac.cn/english/research/whitepapers/202311/P020231103309012315580.pdf>. 访问时间: 2025-10-08.
- [16] 中国人工智能人才数量大幅增长 (国际论道). 人民日报海外版, 2024. URL http://paper.people.com.cn/rmrbhwb/html/2024-07/06/content_26067786.htm. 访问时间: 2025-10-08.

- [17] Integrating artificial intelligence into operating systems: A comprehensive survey on techniques, applications, and future directions. Scribd, 2024. URL <https://www.scribd.com/document/869828734/2407-14567v2>. 访问时间: 2025-10-08.
- [18] Integrating artificial intelligence into operating systems: A comprehensive survey on techniques, applications, and future directions. arXiv HTML, 2024. URL <https://arxiv.org/html/2407.14567v2>. 访问时间: 2025-10-08.
- [19] Artificial intelligence in operating system: A comprehensive study. *Dastavej Research Journal*, 2024. URL <https://dastavej.net/wp-content/uploads/11.DRJ24C617.pdf>. 访问时间: 2025-10-08.
- [20] Integrating artificial intelligence into operating systems: overview. alphaXiv, 2024. URL <https://www.alphaxiv.org/overview/2407.14567v2>. 访问时间: 2025-10-08.
- [21] Integrating ai into operating systems: Review. Moonlight, 2024. URL <https://www.themoonlight.io/de/review/integrating-artificial-intelligence-into-operating-systems-a-comprehensive-survey-on-techn>. 访问时间: 2025-10-08.
- [22] Machine learning techniques for resource management: A survey study, 2021. URL <https://jisads.com/index.php/1/article/download/9/6>. 访问时间: 2025-10-08.
- [23] Machine learning for resource management in cellular and iot networks. ResearchGate, 2019. URL https://www.researchgate.net/publication/338372388_Machine_Learning_for_Resource_Management_in_Cellular_and_IoT_Networks_Potentials_Current_Solutions_and_Open_Challenges. 访问时间: 2025-10-08.
- [24] Linnos: Predictability on unpredictable flash storage with a light neural network. Semantic Scholar, 2020. URL <https://www.semanticscholar.org/paper/LinnOS%3A-Predictability-on-Unpredictable-Flash-with-Hao-Toksoz/396639b0cf6c266cdf6007e477cf705795d562b5>. 访问时间: 2025-10-08.
- [25] Linnos: Osd20 presentation. USENIX, 2020. URL <https://www.usenix.org/conference/osdi20/presentation/hao>. 访问时间: 2025-10-08.
- [26] Towards learned predictability of storage systems. ResearchGate, 2022. URL https://www.researchgate.net/publication/372784618_Towards_Learned_Predictability_of_Storage_Systems. 访问时间: 2025-10-08.
- [27] Mingzhe Hao, Levent Toksoz, Ning Li, Eric E. Halim, Henry Hoffmann, and Haryadi S. Gunawi. Linnos: Predictability on unpredictable flash storage with a light neural network. In *Proceedings of the 14th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI 20)*, pages 173–190, 2020. URL <https://www.usenix.org/system/files/osdi20-hao.pdf>.
- [28] H. S. Gunawi et al. Ioda: A host/device co-design for strong predictability contract on modern flash storage. In *SOSP*, 2021. URL <https://ucare.cs.uchicago.edu/pdf/sosp21-ioda.pdf>.

- [29] Impact of artificial intelligence on computer networks, 2024. URL https://yadda.icm.edu.pl/baztech/element/bwmeta1.element.baztech-3e155228-d124-4a65-9545-cabe50aaa848/c/Zdrojewski_2024.pdf. 访问时间: 2025-10-08.
- [30] A survey of machine learning applied to computer networks, 2020. URL <https://www.esann.org/sites/default/files/proceedings/2020/ES2020-2.pdf>. 访问时间: 2025-10-08.
- [31] Deep reinforcement learning for router selection in network with heavy traffic, 2020. URL <https://uwaterloo.ca/scholar/sites/ca.scholar/files/sshen/files/150.pdf>. 访问时间: 2025-10-08.
- [32] Routing in optical transport networks with deep reinforcement learning, 2019. URL <https://upcommons.upc.edu/bitstreams/a7dc856d-9f5d-46f3-b657-b6a29f6d628d/download>. 访问时间: 2025-10-08.
- [33] A deep reinforcement learning approach for adaptive traffic routing in next-gen networks. arXiv, 2024. URL <https://arxiv.org/abs/2402.04515>. 访问时间: 2025-10-08.
- [34] Deep reinforcement learning for network routing. NetOpt 2022, 2022. URL https://netopt22.roc.cnam.fr/wp-content/uploads/2022/11/ALLICHE_NetOpt_2022_11_10.pdf. 访问时间: 2025-10-08.
- [35] Learning to route. In *HotNets'17*, 2017. URL <https://conferences.sigcomm.org/hotnets/2017/papers/hotnets17-final28.pdf>.
- [36] Role of artificial intelligence in the computer network: Review. ResearchGate, 2024. URL https://www.researchgate.net/publication/384958224_Role_of_Artificial_Intelligence_in_the_Computer_Network_Review. 访问时间: 2025-10-08.
- [37] Research on application of artificial intelligence in computer network technology. World Scientific, 2019. URL <https://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/S0218001419590158>. 访问时间: 2025-10-08.
- [38] University of chicago researchers revolutionize network traffic generation with ai breakthrough. University of Chicago News, 2024. URL <https://cs.uchicago.edu/news/university-of-chicago-researchers-revolutionize-network-traffic-generation-with-ai-breakthrough>. 访问时间: 2025-10-08.
- [39] Making learned query optimization practical: A technical perspective. SIGMOD Record, 2022. URL https://sigmodrecord.org/?smd_process_download=1&download_id=+12942. 访问时间: 2025-10-08.
- [40] A learning-to-rank query optimizer. Proceedings of the VLDB Endowment 16, 2023. URL <https://www.vldb.org/pvldb/vol16/p1466-zhu.pdf>. 访问时间: 2025-10-08.

- [41] Comparative analysis of ai and machine learning applications in modern database systems. *Everant Journals*, 2023. URL <https://everant.org/index.php/etj/article/download/1803/1308/5059>. 访问时间: 2025-10-08.
- [42] Xiaoyong Zhou, Chengliang Chai, Guoliang Li, and Jintao Sun. Database meets ai: A survey. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 34(3):1096–1116, 2022. URL <https://dbgroup.cs.tsinghua.edu.cn/ligl/papers/aidb.pdf>.
- [43] Database meets artificial intelligence: A survey (extended abstract). Beijing Institute of Technology, 2023. URL <https://pure.bit.edu.cn/en/publications/database-meets-artificial-intelligence-a-survey-extended-abstract>. 访问时间: 2025-10-08.
- [44] Database meets artificial intelligence: A survey (extended abstract). ResearchGate, 2023. URL https://www.researchgate.net/publication/372669611_Database_Meets_Artificial_Intelligence_A_Survey_Extended_Abstract. 访问时间: 2025-10-08.
- [45] Database meets artificial intelligence: A survey. Beijing Institute of Technology, 2023. URL <https://pure.bit.edu.cn/en/publications/database-meets-artificial-intelligence-a-survey>. 访问时间: 2025-10-08.
- [46] Database meets ai: A survey. Semantic Scholar, 2022. URL <https://www.semanticscholar.org/paper/Database-Meets-AI%3A-A-Survey-Zhou-Chai/d3077a722238fe2b7b717d88549ed81252eff456>. 访问时间: 2025-10-08.
- [47] Ryan Marcus, Parimarjan Negi, Hongzi Mao, Nesime Tatbul, Mohammad Alizadeh, and Tim Kraska. Bao: Making learned query optimization practical. In *Proceedings of the 2021 International Conference on Management of Data (SIGMOD'21)*, 2021. URL <https://15799.courses.cs.cmu.edu/spring2022/papers/17-queryopt1/marcus-sigmod2021.pdf>.
- [48] Bao: Making learned query optimization practical. SIGMOD Record Blog, 2022. URL <https://sigmodrecord.org/2022/05/02/bao-making-learned-query-optimization-practical/>. 访问时间: 2025-10-08.
- [49] Clemens Anneser, Nesime Tatbul, Daniel Cohen, Zongheng Xu, Pranav Pandian, Nikolay Laptev, and Ryan Marcus. Autosteer: Learned query optimization for any sql database. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 16(12):3515–3527, 2023. URL <https://www.vldb.org/pvldb/vol16/p3515-annaser.pdf>.
- [50] Autosteer: Learned query optimization for any sql database. ResearchGate, 2023. URL https://www.researchgate.net/publication/373966617_AutoSteer_Learned_Query_Optimization_for_Any_SQL_Database. 访问时间: 2025-10-08.
- [51] Autosteer. DBLP, 2023. URL <https://dblp.org/rec/journals/pvldb/AnneserTCXPLM23>. 访问时间: 2025-10-08.

- [52] Autosteer poster. TUM, 2023. URL <https://db.in.tum.de/~anneser/autosteer-poster.pdf?lang=en>. 访问时间: 2025-10-08.
- [53] Vldb 2023. Ryan Marcus Blog, 2023. URL <https://rmarcus.info/blog/conf/vldb23.html>. 访问时间: 2025-10-08.
- [54] 构建中国特色人工智能治理体系. 新华网, 2025. URL <http://www.news.cn/politics/20250801/c8059a40ceba44a5b4cc81dc259f14c4/c.html>. 访问时间: 2025-10-08.
- [55] 积极推进人工智能全球治理与国际合作. 光明网理论频道, 2025. URL https://theory.gmw.cn/2025-10/02/content_38324726.htm. 访问时间: 2025-10-08.
- [56] 全球人工智能治理倡议. 中央网信办, 2023. URL https://www.cac.gov.cn/2023-10/18/c_1699291032884978.htm. 访问时间: 2025-10-08.