此确保信号完整性[5]。同时需将去耦电容布局紧贴器件电源引脚，且让它与高频电流回路形成最短路径，确保瞬态电流能稳定供应降低电压尖峰。此外，开关管二极管以及滤波器件在器件布局时需进行成组排列，如此一来高频干扰源能够集中，方便实施局部屏蔽与滤波措施。并尽量将大电流回路靠近 PCB 的供电层或靠近低阻抗铜箔区域，以此来分散热量降低导通阻抗，当信号线和高频功率线出现交叉布线的情况时，要通过采取垂直交叉的方式，或者增添底层屏蔽以此来避免耦合干扰进入到敏感信号通道之中。

3.3 滤波与屏蔽措施

在开关电源抗干扰设计里，屏蔽与滤波措施乃是控制辐射干扰和传导干扰的关键手段。第一，应在输入端与输出端采用多级滤波结构。一般而言这种结构涵盖共模电感和差模电容的组合，目的是达成对高频低频干扰成分的双重抑制效果。紧邻电源接口布置输入端的 EMI 滤波器，以此减少电缆引入的共模噪声。同时需结合负载特性对输出端滤波器的参数进行优化，保证输出纹波符合系统稳定性要求并且抑制高频尖峰对后续敏感电路产生的干扰。第二，在滤波器的设计工作里需要针对电感的饱和电流能力还有电容的等效串联电阻展开精准的选型操作，避免在大电流的状况下滤波性能出现下降或者引发局部发热的现象。对于共模滤波可以通过确保磁芯材料在目标频段拥有足够阻抗的方式来有效吸收高频干扰能量；对于差模滤波则可以采取 LC 组合来有效抑制功率回路噪声。滤波网络布线时高频回路路径应尽可能缩短，要防止敏感信号层和大电流回路出现平行布线情况，以此降低耦合干扰。第三，在屏蔽设计时要依据电路功能区域实施分区屏蔽操作，把开关器件 PWM 控制模块和模拟信号处理模块进行物理隔离，将关键干扰源采用金属罩或者导电箔包覆起来，以此限制高频能量朝着周边电路进行辐射。同时在必要位置留设滤波孔或引线孔，以此实现信号与功率的分流控制，屏蔽体要和接地系统良好连接，确保回流路径具备低阻抗。在电源转换器里针对内部的高频开关节点，可借助滤波电容和局部屏蔽的协同设计来减少开关尖峰向外泄漏以此保证系统整体具备良好的抗干扰性能。

3.4 接地系统设计

开关电源抗干扰设计里接地系统的搭建，是达成高频噪声抑制以及保障信号完整性的关键所在。首先，就多模块系统而言，需将单点接地和多点接地策略结合运用，让低频与高频干扰的控制成效都能得到兼顾。对于高频环路，可采取多点接地以缩短回流路径，降低寄生电感对开关波形的作用；对于低频环路，则进行单点接地，能够有效避免地电位差引发的环路电流干扰。其次，在布线布局当中高频开关节点的回流路径要优先同功率地平面紧密耦合起来，防止信号跨越有着大面积的阻抗，进而降低电磁辐射以及共模干扰的耦合风险。再者，做好各类功能电路的接地隔离设计，对其实施干扰分区管理。对于音频处理模、拟信号采集以及数字控制电路，在进行地平面设计时需与功率模块达成合理隔离状态。倘若有必要可以借助隔离电容或者磁屏蔽，来达成对噪声衰减的二次抑制。此外，导体截面积与接地线的宽度要依据回流需求和电流密度展开精确计算，防止因过窄造成局部发热或电压跌落。并且要尽可能降低接地点的交叉和分支情况，以此减小公共阻抗耦合的可能性。在进行模块接口以及外部端口布局工作时，接地优化工作需要紧密结合 PCB 层叠结构来开展。应当把敏感信号层放置在连续的接地层中间位置，以此达成电磁屏蔽的良好效果。在接地点附近针对高频电源输出端以及信号输入端可布置磁珠与去耦电容，让高频噪声回流至地平面抑制瞬态干扰。

4 结语

在音频系统以及其他各类电子设备里，开关电源的抗干扰设计是确保其能够可靠应用的关键重要环节，通过滤波与屏蔽，强化接地系统，优化拓扑以及 PCB 布局合理化等措施能够有效抑制辐射与传导干扰，进而提升电磁兼容性能。为契合高保真音频和复杂电子系统的要求，未来研究可以进一步把新型功率器件与智能控制相结合，对更高效低干扰的电源设计方案展开探索。

参考文献

[1] 陈志彬.开关电源电磁兼容设计分析[J].光源与照明, 2025(3).

[2] 安立先.基于无线通信技术的开关电源监测系统设计[J].通信电源技术, 2025(12).

[3] 范国涛,李森,周阳.高压开关设备智能组件电磁抗干扰方法研究[J].数码精品世界, 2023(5):461.

[4] 孙娟.开关电源的抗干扰技术分析[J].通信电源技术, 2022, 39(4):39-41.

[5] 刘明明 折勇刚.基于双变压器LLC谐振变换器的开关电源设计[J].机电信息, 2024(13):1-5.

 DOI: https://doi.org/10.12349/iser.v6i9.7453

Research on the application of artificial intelligence in computer network technology

Jianfeng Wang

Henan Institute of Physical Education, Zhengzhou, Henan, 450000, China

Abstract

Against the backdrop of deepening informatization and digital transformation, China's AI research and industrial applications are maturing steadily. The integration of computer network technologies is demonstrating multidimensional development trends. Leveraging deep learning, reinforcement learning, and adaptive algorithms, AI demonstrates broad application potential in multiple domains including network traffic optimization, resource scheduling, anomaly detection, and intelligent operations. This paper first analyzes the interconnection mechanisms between AI and computer network technologies through research and practical insights, then explores their specific application priorities, ultimately providing actionable pathways to support efficient and secure network system operations.

Keywords

artificial intelligence; computer network technology; relevance; application; research

人工智能在计算机网络技术中的应用研究

王建锋

河南体育学院，中国 · 河南 郑州 450000

摘　要

在信息化与数字化不断深入发展的大背景下，我国人工智能技术的研究以及产业应用正逐步迈向成熟阶段，而在计算机网络技术领域的整合态势愈发凸显出多维度的发展走向。人工智能借助深度学习、强化学习以及自适应算法，在计算机网络流量优化、资源调度，异常检测以及智能运维等众多领域彰显出较为广泛的应用潜能。有鉴于此，文章结合研究与实践先就人工智能与计算机网络技术二者关联机制展开分析，接着探讨其具体的应用要点，以此为网络系统的高效安全运行提供具有可操作性的路径支撑。

关键词

人工智能；计算机网络技术；关联性；应用；研究

1 引言

计算机技术与人工智能技术的深度融合，已在社会多个领域发挥重要作用，有力推动了社会发展，也引起了相关科研人员的高度关注。人工智能通过模拟人类思维与意识，实现智能化操作，在生产企业可助力智能化生产，在网络技术应用中能简化程序、提升网络运行效率。如今，人工智能受到社会广泛关注，相关基础研究不断加强，并在计算机网络技术中得到应用，推动了科学技术革新，完善了计算机网络的智能化功能。

2 人工智能与计算机网络技术关联性分析

结合实践来看，人工智能计与算机网络技术具有高度的耦合关系，二者从数据驱动、算法优化以及系统智能化这三个方面展现出了核心关联。计算机网络系统产生的大量数据涵盖了网络流量日志，用户行为轨迹以及设备运行状态，这些给人工智能模型训练提供重要数据基础，比如给深度学习、强化学习在流量检测、网络异常检测和路由优化应用给予支持 [1]。同时也正得益于计算机网络技术的数据支持，人工智能可优化调度网络层级结构和数据传输机制，借助图神经网络建模网络拓扑达到高精度流量预测与路径规划，以此有效增强网络吞吐率与延迟控制能力。同时人工智能和计算机网络安全机制融合可使后者实现异常行为识别，攻击特征提取以及自适应防御策略生成，进而推动网络系统主动响应潜在威胁的能力提升。另外，当前工业互联网与 5G 网络的部署进程里，人工智能除在边缘计算节点开展实时数据的智能分析工作外，同时还可借助云端协同来优化网络资源的分配达到端到端的智能化管理目标。

【作者简介】王建锋（1974–），男，中国河南登封人，本科，讲师，从事计算机教学研究。

3 人工智能在计算机网络技术中的应用

3.1 智能流量管理与优化

受网络规模庞大影响，当前网络流量呈现出高度的动态性与复杂性特质，这给传统的静态调度以及优化方法带来了极大的挑战。而人工智能的应用凭借着多维特征建模以及实时决策能够达到精细化的流量管理目标，具体而言：在核心路由器，边缘节点以及汇聚交换机开展高维流量数据采集，涵盖数据包尺寸分布、流量方向、丢包率时延特性与突发流量峰值等，接着建立关联拓扑图与流量矩阵，并借助归一化处理与特征选择方法提取关键流量指标，以此为后续人工智能调度算法训练提供支撑。基于深度强化学习的路由优化能够在多智能体系统框架里进行部署，不同网络域的智能代理借助策略梯度或者 Q-learning 方法，可实现对路径拥塞程度以及链路可靠性展开自主评估形成分布式协同决策。此外，为了应对复杂的网络状态变化，可采取经验回放及动态奖励函数设计来对收敛速度予以优化 [2]。针对流量预测跟异常检测上，以卷积神经网络抽取时空流量图特征或是利用图神经网络针对节点间拓扑关联以及流量传播路径展开建模，接着以历史流量序列与拓扑演化模式来训练预测模型，达到对突发流量事件以及链路瓶颈的前置预测，同时再辅以边缘计算节点实施局部负载调节，从而实现近实时流量的再分配。另外，利用迁移学习技术定期更新全网优化模型参数让已训练策略针对突发访问峰值，新型业务模式以及季节性业务波动具有较强的响应能力，并且结合云端策略管理中心同步优化全局路由策略，达到网络吞吐率最大化和端到端路径延迟最小化，最终实现持续迭代过程里维持策略的稳定性与适应性。

3.2 自适应网络安全防护

现阶段复杂的网络环境下，计算机网络智能防御体系地构建核心在于自适应网络安全防护。针对多源安全数据采集环节，入侵检测系统（IDS）日志、网络流量异常记录、终端行为数据以及应用层事件等都要开展统一规范化处理。通过建立涵盖时间序列行为、协议异常、会话连续性和用户行为模式等高维特征矩阵，借助基于梯度提升树的特征重要性评估这类特征选择算法进行关键指标的提取，从而提升后续建模效率并降低数据冗余。针对异常行为分类与预测环节，构建多层卷积神经网络（CNN）与循环神经网络（RNN）的融合模型，实施流量突发性异常、恶意会话以及潜伏型攻击行为开展多标签预测。再借助变分自编码器（VAE）针对未知攻击模式实施重构误差检测达成零日攻击的识别，在这一过程中模型参数依靠自适应梯度优化器进行动态更新，以此来应对特征漂移。针对动态防御策略生成环节，运用基于深度强化学习（DRL）的策略优化器，借助构建状态—动作空间映射并把网络拓扑、流量分布以及安全事件状态当作输入，以实现防火墙规则、访问控制列表调整方案及流量限速策略地自动生成，同时依靠策略迭代机制持续对防御效果进行优化 [3]。针对分布式环境的部署环节，借助联邦学习框架，让各节点的智能防护代理开展协同训练。通过共享梯度而非原始数据构建起全局攻击特征模型，并将节点本地敏感信息进行隔离达到跨域攻击特征感知与防御能力的提升。引入连续学习机制，把滑动时间窗口和在线模型更新策略相结合，对攻击特征开展周期性迭代训练，以异常检测反馈作为增量样本输入使得计算机网络在面对复杂多变威胁时实现网络安全防护系统的自适应调整以及智能策略优化。

3.3 动态资源调度与负载均衡

在计算机网络里，人工智能借助多层次多维度的数据驱动达到对动态资源的调度以及负载均衡目的。先建立起多源异构资源监控体系，把服务器端的 CPU 周期利用率、内存占用率、磁盘 I/O 性能指标、网络链路带宽使用率，还有虚拟机和容器实例负载数据都收集起来。接着将它们进行标准化处理以形成多维资源状态矩阵，随后基于时间序列特征以及业务请求模式利用主成分分析或者自适应特征选择算法来降低维度以此增强模型训练效率。针对动态资源分配问题需建立强化学习框架，采用深度 Q 网络（DQN）或者策略梯度方法，对虚拟机迁移网络带宽分配以及边缘缓存策略实施联合优化。同时凭借状态—动作映射达成多节点资源实时调控，并在训练过程里将经验回放机制与优先采样策略相结合，以此增强模型针对突发负载的响应能力。借助图神经网络（GNN）对数据中心网络拓扑与节点间负载关系展开建模，以此把服务器、交换节点及链路抽象成图结构，随后利用节点特征传播、边权重优化达成跨节点负载均衡让计算任务分配与链路带宽匹配达到最佳状态。另外可将约束条件加入进负载迁移策略里，从而促使服务质量让迁移开销实现最小化。把边缘计算和中心云协同调度相融合，按照任务的数据依赖性、时延敏感性先将实时响应要求高的业务调度到延迟最小的边缘节点，而非时延敏感业务则以云端进行集中化处理。借助多层调度器以及任务队列对资源占用进行动态调整，从而确保整体网络负载均衡。另外，长短期记忆网络（LSTM）或者变分自编码器（VAE）这类时间序列预测模型引入，以对未来的负载变化及业务请求量开展预测 [4]。凭借前瞻性调度预先对缓存容量分配，链路带宽分配以及虚拟机迁移策略予以调整，在有效降低网络拥塞与节点瓶颈风险情况下连续动态优化调度资源。

3.4 网络服务智能预测与维护

网络服务的智能预测与维护，人工智能可借助多维度的数据分析以及预测模型实现精细化网络性能管控。搭建全面的网络服务监测体系，通过采集网络延迟、时延抖动、丢包率、TCP 重传次数与连接中断事件等端到端 QoS 指标，随后基于用户访问模式、业务类型和流量分布信息建立高维时间序列数据集以给后续建模打造完整输入特征。搭建构建深度序列预测模型，其以长短期记忆网络（LSTM）与门控循环单元（GRU）为核心。运用滑动窗口和多尺度特征提