

数据中心AI 节能技术

2023

目 录

前 言	III
一、 概述	1
二、 术语	1
三、 AI 技术发展路径及在数据中心的应用现状	5
(一) AI 技术的发展现状	5
1. AI 技术的起源及发展历程	5
2. AI 技术的主要应用场景	7
(二) AI 技术在数据中心领域的发展情况	10
1. 能耗优化	10
2. 故障诊断	12
3. 算力调度	13
4. 安全监测	13
5. 辅助运维	15
(三) 小结	16
四、 主要技术路线对比	18
(一) AI 节能技术评估维度	18
(二) AI 节能技术突破方向	20
(三) 数据采集方式对比	21
(四) 主要算法模型对比	23
1. 主要算法模型概述	23
2. 常见优化算法概述	31

3. 黑白盒算法概述.....	34
（五） 算法部署架构对比.....	36
1. 边缘部署.....	37
2. 中心部署.....	38
3. 互联网云部署.....	39
五、 主要场景方案及案例分析.....	41
（一） 基站级场景案例.....	41
1. 场景概况.....	41
2. AI 应用方案.....	42
3. AI 性能综合评估.....	44
（二） 微模块 MDC 场景案例.....	45
1. 场景概况.....	45
2. AI 应用方案.....	48
3. AI 性能综合评估.....	52
（三） 房间级场景案例.....	55
1. 场景概况.....	55
2. AI 应用方案.....	56
3. AI 性能综合评估.....	59
（四） 楼宇级场景案例.....	61
1. 场景概况.....	61
2. AI 应用方案.....	62
六、 未来发展技术洞察.....	64
（一） 智能供配电系统.....	64
（二） 智能电能路由器.....	65

（三） 智能大模型辅助运维	66
（四） 智能碳交易及调度系统	67
（五） 黑灯及无人驾驶数据中心	68
（六） 风险及挑战	70

数据中心自适应 AI 节能技术白皮书

一、概述

本白皮书对数据中心人工智能技术的发展现状、应用情况、未来趋势进行了详细的梳理，探索如何使用人工智能技术来优化数据中心的管理和运行，主要聚焦在利用 AI 技术自适应地进行不同场景下的空调群控节能，以期推动人工智能技术在数据中心领域的发展。

二、术语

算法 (Algorithms)

一组用于人工智能、神经网络或其他机器的规则或指令，以帮助它们自主学习；包括分类、聚类、推荐和回归等类型。

人工智能 (Artificial Intelligence)

机器模拟人类智力和行为做出决策、执行任务的能力。

人工神经网络 (ANN)

模拟人脑运作的学习模型，用于解决传统计算机系统难以解决的任务。

聊天机器人 (Chatbots)

通过文本对话或语音命令模拟与人类用户进行对话的计算机程序，具有AI 功能。

数据挖掘 (Data Mining)

从大量数据中发现隐藏的模式和关联性的过程。

决策树 (Decision Tree)

基于分支的树模型，绘制决策及其可能后果的模型图，与流程图类似。

深度学习 (Deep Learning)

机器通过由层叠信息层组成的人工神经网络自主模仿人类思维模式的能力。

认知计算 (Cognitive Computing)

模仿人类大脑思维方式的计算模型，通过使用数据挖掘、自然语言处理和模式识别进行自学习。

机器智能 (Machine Intelligence)

涵盖机器学习、深度学习和古典学习算法在内的总括术语。

机器感知 (Machine Perception)

系统接收和解释来自外部世界数据的能力，类似于人类使用感官。可能需要外接硬件和软件支持。

自然语言处理 (Natural Language Processing, NLP)

利用计算机算法和统计模型，让计算机能够理解和生成人类语言。

强化学习 (Reinforcement Learning)

一种机器学习技术，通过试错过程中不断调整行为，让计算机自动

学习最优解决方案。

监督学习 (Supervised Learning)

机器学习的一种，其输出数据集训练机器产生所需的算法，如老师监督学生；比无监督学习更常见。

无监督学习 (Unsupervised Learning)

一种机器学习算法，通过不带标签响应的输入数据组成的数据集进行推理。最常见的无监督学习方法是聚类分析。

计算机视觉 (Computer Vision)

利用计算机算法和模型来识别和理解图像和视频。

预测分析 (Predictive Analytics)

利用统计模型和数据挖掘技术，预测未来事件的可能性和趋势。

模式识别 (Pattern Recognition)

通过机器学习技术，让计算机识别和分类数据中的模式。

聚类分析 (Cluster Analysis)

利用统计模型和机器学习技术，将数据分为相似的组，从而识别数据中的结构和关系。

人工智能优化 (AI Optimization)

通过利用机器学习和优化算法，自动化数据中心的资源管理和调度，提高性能和效率。

卷积神经网络 (CNN)

一种识别和处理图像的神经网络。

循环神经网络 (RNN)

一种理解顺序信息、识别模式、并根据这些计算产生输出的神经网络。

三、AI 技术发展路径及在数据中心的应用现状

(一) AI 技术的发展现状

1. AI 技术的起源及发展历程

人工智能（AI）是计算机科学的一个分支，致力于研究和开发能够模拟人类智能的计算机系统。AI 技术的发展历程可以追溯到 20 世纪 50 年代。

起源阶段（1943-1955）：

1943 年，Warren McCulloch 和 Walter Pitts 提出了人工神经网络的概念，这是 AI 研究的起点。1950 年，Alan Turing 发表了著名的《计算机器与智能》论文，提出了“图灵测试”概念，成为 AI 发展的重要奠基石，在这个阶段，AI 的基本概念和理论逐渐形成。

初创阶段（1956-1969）：

1956 年，约翰·麦卡锡、马文·明斯基、纳撒尼尔·罗切斯特和克劳德·香农等人在达特茅斯会议上共同发起了人工智能领域的研究。此后，研究者们开始广泛探讨 AI 的潜力，开发出许多早期的 AI 程序，如逻辑理论家、通用问题求解器等。这一时期的 AI 研究主要集中在基于规则和逻辑的方法上。

知识表示与专家系统阶段（1970-1985）：

AI 研究重心转向了知识表示和推理。研究者们开始开发基于知识的专家系统，如 MYCIN、DENDRAL 等，这些系统能够在特定领域内

解决复杂问题。在这一阶段，AI 得到了广泛关注，并在医学、化学等领域取得了实际应用。

连接主义与神经网络复兴阶段（1986-1999）：

在 1980 年代，基于连接主义的研究逐渐兴起，人工神经网络技术得到了重新关注。1986 年，Rumelhart 和 Hinton 等人提出了反向传播算法，使得多层神经网络的训练成为可能。同时，遗传算法、模糊逻辑等智能优化技术也在这一时期得到了发展。

机器学习与大数据阶段（2000-2010）：

随着计算能力的提高和大数据的兴起，机器学习技术得到了飞速发展。支持向量机、随机森林、AdaBoost 等机器学习算法应运而生，广泛应用于各个领域。在这一阶段，研究者们开始关注数据驱动的方法，通过从大量数据中学习模式和特征来实现智能。同时，AI 领域的核心技术逐步拓展至自然语言处理、计算机视觉、语音识别等多个方向。

深度学习与 AI 革命阶段（2011-至今）：

2012 年，Alex Krizhevsky 等人提出了 AlexNet，一种基于卷积神经网络的深度学习模型，成功赢得了 ImageNet 大规模视觉识别挑战赛。自此，深度学习技术在 AI 领域掀起了一场革命。随后，LSTM、Transformer 等网络结构不断涌现，深度学习在自然语言处理、语音识别、强化学习等领域取得了突破性进展。

近年来，AI 领域的发展进入了一个高速发展阶段，诸如 OpenAI、DeepMind 等研究团队取得了重大成果。例如，OpenAI 的大模型大语言系列模型在自然语言处理领域创造了诸多纪录。同时，AlphaGo 等程序成功击败了围棋世界冠军，展示了AI 在复杂决策领域的潜力。

综上所述，人工智能技术经历了多个阶段的发展，从起源到现在的深度学习革命，AI 不断拓展其在各个领域的应用，并取得了显著的突破。未来，随着技术的进一步发展，AI 有望在更多领域发挥重要作用，为人类带来更多福祉。

出于对数据中心安全性的考虑，本白皮书主要聚焦于当前已成熟稳定应用算法在节能控制方面的测试及研究。

2. AI 技术的主要应用场景

计算机视觉 (Computer Vision)

计算机视觉是一种利用计算机和数字图像处理技术来模拟和自动识别人类视觉的过程，它主要研究如何让计算机“看懂”图像和视频内容。主要任务包括图像分类、目标检测、目标跟踪、语义分割、三维重建等。深度学习技术在计算机视觉领域取得了重要突破，尤其是卷积神经网络（CNN）在图像处理任务上表现优异，例如AlexNet、VGG、ResNet 等。在医疗影像、安防监控、自动驾驶等领域都有广泛的应用。

语音识别 (Speech Recognition)

语音识别是将人类的语音信号转换成可理解的文本信息的技术。它涉及到声学模型、语言模型等多个方面。近年来，深度学习技术在语音识别领域取得了显著成果。长短时记忆网络（LSTM）和循环神经网络（RNN）在处理时序信息方面有优势，因此在语音识别领域应用广泛。

自然语言处理（Natural Language Processing, NLP）

自然语言处理是一种研究如何让计算机理解、生成和处理人类自然语言的方法。它能够进行自然语言合成理解、词性标注、命名实体识别、句法分析、情感分析、机器翻译等。近年来，Transformer 网络结构的出现和BERT、大模型等预训练模型的发展，使得自然语言处理领域取得了突破性进展。

专家推荐系统（Expert Recommendation System）

推荐系统是一种利用机器学习和人工智能技术，通过分析用户的行为和兴趣，为用户提供个性化的信息、产品或服务推荐。主要技术包括基于内容的推荐、协同过滤、矩阵分解、深度学习等。近年来，深度学习技术在推荐系统中的应用逐渐增多，如利用深度神经网络学习用户和物品的高维表示，提高推荐效果。推荐系统已经广泛应用于电商、社交媒体、音乐视频等领域。

工业控制（Industrial Control）

工业控制技术主要关注如何在实际生产过程中实现对设备和系统的有效控制。在工业控制领域，人工智能技术可以应用于优化算

法、故障诊断、预测性维护等方面。目前，人工智能技术已经在工业控制领域取得了实质性进展，逐步成为各个环节的关键支持，尤其是在工业自动化和工业互联网领域，利用AI 技术，如计算机视觉、深度学习和模型预测控制等，实现了自动化质量检测、故障预测和能源优化，提高生产效率和降低成本。工业机器人在人工智能的支持下取得了显著发展，实现了更高水平的人机协作和生产自动化。同时，人工智能技术在供应链管理中的应用，也提高了供应链透明度和效率。例如：

西门子在其 Amberg 工厂使用 AI 来优化其生产流程。利用 AI 和其他数字技术自动化了大约 75%的生产过程，从而大大提高了生产效率和质量。

阿里巴巴的菜鸟网络使用 AI 和机器人来自动化仓库操作，大大提高了仓库的运作效率并降低了人工错误。

BMW 使用 AI 进行质量控制。在其生产线上，机器视觉系统可以检测车辆的漆面是否存在任何缺陷或不规则性，从而自动检测可能的生产缺陷。

海尔运用工业物联网和AI 技术，对自己的生产线进行数字化改造，在其COSMOPlat 工业互联网平台，运用AI 技术实现了供需匹配、生产计划、生产执行等一系列环节的优化，从而实现了灵活生产和个性化定制。

尽管 AI 在多个领域表现出卓越的能力，其在工业控制领域的应

用相较而言却显得较少。此种现象主要由一些固有难题所致，首要的问题在于数据采集的精准度、数据标准化以及控制系统的安全性。数据的准确度对AI 模型的预测和决策至关重要，任何误差都可能影响效率和质量。标准化的数据可以促进数据交换，为AI 应用奠定基础。而安全性则关乎重要设施和设备，一旦出现问题，后果严重。因此，虽然 AI 的潜力巨大，仍需在更广泛的应用前解决上述挑战，以推动工业控制领域AI 的进一步发展。

（二）AI 技术在数据中心领域的发展情况

随着全球数据量的爆炸式增长，数据中心的能耗问题日益凸显，其中，制冷系统是数据中心能耗的主要部分。如何提高数据中心制冷系统的能效，是行业面临的重要挑战。越来越多的数据中心开始寻求创新解决方案，而人工智能（AI）技术的崛起，为这个问题带来了新的可能性。AI 能够实时收集并处理大量数据，预测和控制制冷系统的工作状态，从而实现能源的优化利用。在本白皮书中，我们将深入探讨 AI 技术在数据中心制冷系统中的具体应用和潜力，展示如何利用AI 帮助数据中心实现更高效、环保的运行模式。

目前，AI 技术在数据中心领域的应用主要在能耗管理、故障诊断、安全监测、辅助运维等几个方面，下面将结合在这几个方面的应用进行介绍。

1. 能耗优化

在能耗管理方面，人工智能技术已在数据中心能耗分析和预测

领域取得进展。通过收集历史能耗数据、机房温湿度和气象数据等多种因素，构建预测模型。利用预测模型对未来能耗进行预测，并依据预测结果对能耗进行调整与优化，实现有效的能耗管理，从而降低能耗并提高整体效率。

尽管目前这些模型在应对数据种类缺失、缺乏丰富算法模型和算法组合灵活性不足，人工智能技术在数据中心能耗管理及优化方面仍开始逐步发挥着关键作用。

以利用机器学习技术优化数据中心能耗管理为例。在数据中心能耗管理的场景中，可以将历史能耗数据、天气数据以及其他可能影响能耗的因素作为输入，来训练一个机器学习模型。这个模型可能使用监督学习的方式，即根据已知的输入（比如气温、湿度、负载量等）和输出（实际能耗）进行学习。训练完成后，模型将根据输入的天气数据和预期负载量等信息，预测未来某一时间点的数据中心能耗。依据这一预测结果，数据中心可以更加精确地调整其能源策略，例如优化设备的运行状态、调度任务的执行顺序，甚至调整冷却系统的运行方式，从而实现更高效的能源管理。因此，机器学习在数据中心能源管理和资源调度中提供了强大的支持。

Google 利用其 TensorFlow 机器学习框架，通过分析数据中心的负载模式和服务器资源利用率，对任务的分配和调度策略进行自动调整，从而优化了能源管理并实现了能源利用的最大化，通过使用机器学习技术，Google 成功地将其数据中心的冷却能耗降低了

40%。但这种方法在冷冻水系统的应用中经常要进行针对性的调整，需要专业的人员参与和现场调试，这是对新技术普适性应用的常见挑战。在算力需求方面，系统可能需要一些特定的场景才能发挥最大效能，但随着硬件技术的不断进步，这也让我们看到了 AI 技术在不断适应和学习的过程中，其潜力和灵活性不断提高。

2. 故障诊断

在故障分析方面，数据中心设备故障是数据中心运营中常见的问题，AI 技术可以分析设备运行数据，通过机器学习和深度学习算法对数据进行分析处理，提前预测硬件故障，进而可以提前进行预测性维护，避免数据中心的服务中心和数据丢失，从而提高数据中心设备的可靠性和可用性。

然而，目前这些技术普遍存在处理数据不完整、模型泛化能力有限和对实时故障诊断响应速度较慢等问题。

以深度学习技术对数据中心进行故障检测为例，深度学习技术能够通过训练模型实现自动化设备故障识别。该模型通过学习设备在正常运行状态与异常状态下的特征，从而判断设备是否出现故障。进一步地，根据识别结果，可以提供相应的维修措施以确保数据中心的稳定运行。但是，深度学习方法在处理大量实时数据时可能面临计算资源和实时性的挑战。此外，当数据缺失或存在噪声时，模型的预测准确性可能受到影响。虽然 AI 技术在数据中心故障检测方面具有巨大潜力，但仍需针对现有不足进行改进。

3. 算力调度

AI 技术可以通过分析数据中心中的负载、资源使用情况等数据，对数据中心的资源进行智能调度，实现资源的最优利用和分配，提高资源利用率和效率。

例如，可以使用强化学习算法对服务器的资源分配和管理进行优化，提高资源利用效率和数据中心的服务质量。以服务器负载均衡为例，数据中心中的不同服务器可能承载不同数量和类型的工作负载，从而导致负载不均衡现象。应用强化学习技术，可以通过观察服务器的性能和工作负载情况，实现自动调整服务器的负载均衡。在某些场景下，现有的算法模型可能不够丰富，无法满足不同场景下的资源调度需求，导致算法组合灵活性不足。

4. 安全监测

信息安全方面，数据中心正逐渐采用人工智能技术实现安全监测和威胁防范，通过 AI 技术对数据中心的网络流量进行深度学习分析，以及对数据中心的安全事件数据的结合，利用机器学习算法和深度学习算法对数据进行处理，自动检测安全事件，实现对数据中心的安全监测和威胁防范，从而提高数据中心的安全性。例如，可以使用深度学习算法对网络流量进行分类和分析，检测出潜在的安全威胁，并及时进行预警和处理。

尽管 AI 技术在数据中心安全监测方面具有很大潜力，其应用仍面临一些挑战。例如，对抗性攻击可能误导 AI 系统，导致误报或漏

报，而新型或未知的攻击方式可能无法被现有算法检测到。此外，AI 系统的训练和部署需要大量的计算资源和数据，可能导致较高的成本和难以满足实时监测的需求。

阿里云是最早采用了人工智能技术以提升数据中心的安全性的厂家之一。其AI 驱动的安全系统结合了深度学习和机器学习算法，对大规模的网络流量进行实时监测和分析，成功地自动检测出潜在的安全事件。在实际应用中，当系统检测到异常行为或安全事件时，会立即发出预警并启动防护措施。这种自动化的响应机制显著提升了阿里云数据中心的安全性和稳定性，确保了业务的连续性和数据的安全性。但对抗性攻击可能会误导 AI 系统，导致误报或漏报。同时，训练和部署这种复杂的AI 系统需要大量的计算资源和数据，可能带来较高的成本，影响实时监测的效果。

微软的 Azure 数据中心同样采用了深度学习算法，对网络流量进行实时监测，发现并阻止了一些潜在的网络攻击行为。但目前这些算法可能对一些复杂、隐蔽或新型的攻击手段表现出不足，需要不断更新和优化以应对日益严峻的网络安全威胁。

Facebook 的深度学习故障诊断系统可以通过监测服务器运行状况和异常行为，识别故障和潜在的风险，并及时进行修复。该系统使用了基于深度学习的异常检测算法和预测模型，以提高数据中心的可靠性和稳定性。然而，同样的，在实际应用中，这些模型可能需要大量的训练数据和计算资源，同时，它们可能在面对一些特殊

情况或少见的异常行为时出现误判或漏报。

5. 辅助运维

综合运维方面，数据中心正尝试采用人工智能技术实现自动化辅助运维，以提高运维效率和质量。用户能够通过自然语言与数据中心交互，实现自动理解用户需求并执行相应操作，但自然语言处理技术在理解复杂、模糊或不规范的语言表述时可能出现误解或无法准确执行的问题。

以自然语言理解技术为例，该技术能将用户的自然语言需求转化为相应命令，实现自动化执行。在数据中心运维过程中，自然语言处理技术可协助运维人员迅速获取和分析系统状态信息，执行故障排查和修复任务，但可能受限于当前技术水平，难以应对一些复杂或特殊的问题。此外，借助自然语言处理技术，数据中心还可实现与其他智能系统的无缝对接，但技术之间的兼容性和集成仍需要进一步优化，以确保实现更高层次的自动化和运维效率。

腾讯云的“智能运维助手”是一个典型的AI 在数据中心辅助运维的案例。其利用自然语言处理技术，能够准确地理解用户的需求，进而转化为相应的命令进行自动化执行。当运维人员与“智能运维助手”交互，请求系统状态报告或执行某项维护任务时，比如重启服务器，“智能运维助手”能快速执行并提供反馈，这大大提高了运维效率和质量。除了基础的运维任务，“智能运维助手”还具备与其他智能系统的无缝对接能力，这进一步推动了数据中心的自动化运

维进程。目前，AI 在进行辅助运维方面的工作时，理解复杂、模糊或非标准的语言输入时仍存在挑战，有时可能无法准确执行命令。

IBM 的 Watson 平台是另一个典型的应用案例，它基于人工智能和自然语言处理技术，能够分析和理解大量结构化和非结构化数据，为数据中心提供智能化的推理和决策支持。当 Watson 应用于数据中心日志管理时，它可以对大量日志信息进行分析和处理，协助运维人员迅速发现和解决问题，从而降低数据中心的停机时间。

（三）小结

经过对人工智能的历史发展以及现状的探讨，无论是在能效优化、故障预测，还是在安全监测、辅助运维方面，不难看出 AI 技术已深入到数据中心的各个领域，AI 的影响力都日益显现。现代数据中心，也正充分利用 AI 技术，将运维自动化推向了前所未有的高度，大大提升了数据中心的安全性和运营效率。

其中，就本白皮书重点关注的能效方面而言，人工智能技术正在广泛应用于提升数据中心的能源效率。通过对数据中心 PUE 的组成进行分析，其中制冷系统能耗约占数据中心总能耗的 40%，因此，将 AI 节能技术聚焦应用在制冷系统上，无疑是一种极具成效的降低数据中心能耗的节能途径。

然而，必须认识到，任何 AI 技术的实施都离不开强大的算法、稳定的算力和合理的数据结构的支持。因此，接下来的内容将聚焦于 AI 技术的算法、算力和数据结构的深度探讨。通过这一过程，我

们期待进一步理解 AI 的内在工作机制，以利用 AI 技术更好地提升数据中心的运维水平。

四、主要技术路线对比

（一）AI 节能技术评估维度

节能性

反映 AI 节能技术在降低数据中心总能源消耗方面的表现。通常用 PLF 或者整体 PUE 来衡量，也可用空调能耗或整体能耗节省百分比来评估。

经济性

反映 AI 节能技术在投资回报方面的表现。通常用投资回报率（ROI）来衡量，全面考虑初投资、维护成本、电费节省及相关的风险成本等。

可靠性

反映 AI 节能技术在保证数据中心正常运行和系统稳定性方面的表现。通常用故障恢复时间、服务中断次数等指标来衡量。

适应性

反映 AI 节能技术在应对数据中心规模变化和应用场景多样性方面的表现差异，通常用不同测试场景下节能效果百分比的标准离差（用来衡量数据分布的离散程度的一种指标）率来衡量。

扩展性

反映 AI 节能系统可随数据中心基础设施建设周期的规模和结构

变化而灵活扩展的能力。拓展性强的 AI 节能系统可在数据中心全生命周期进行平滑投入和扩容。

数据安全性

反映 AI 节能技术对于所使用的基础设施关键数据的保护能力。包括本地数据如何免受黑客攻击、数据泄露、系统故障等各种威胁，以及合适的云端数据加密及脱敏传输方案设计。

预测准确性

反映 AI 节能技术在预测设备参数变化趋势、预防设备故障、提高基础设施可用性的能力。通常用预测的准确性、预测提前时间和故障处理效率等指标来衡量。

可解释性

反映一个算法或模型产生的预测或决策可以被人类理解和解释的程度，主要体现在如何让算法的工作原理通过特征值展示以及图形可视化等方式让人类用户更加透明和容易理解。

表 1 AI 节能技术评估维度重要性排序

重要性	维度	描述
1	节能性	降低数据中心能源消耗
2	适应性	应对数据中心规模变化和应用场景多样性
3	经济性	投资回报率、成本节省
4	可靠性	数据中心正常运行、系统稳定性

5	数据安全性	数据和系统免受各种威胁
6	预测准确性	设备故障预测、预防性维护
7	扩展性	系统可随数据中心建设规模和结构变化而灵活扩展
8	可解释性	算法工作原理透明度、易于理解

（二）AI 节能技术突破方向

通过对数据中心存在问题及发展趋势的分析，结合AI 在数据中心领域的应用情况，不难发现当前节能性、经济性、安全性 3 个维度是目前AI 在数据中心领域应用亟待提升和突破的研究方向。

更普适的节能性

现在数据中心的能源消耗主要集中在设备运行和冷却系统。传统数据中心的能源管理方式存在采集数据单一、收敛速度慢、场景适应性差等问题，可能无法充分发挥节能潜力，存在能源浪费。例如，传统的冷却系统往往采用固定的冷却策略，无法根据设备的实时负载和环境温度进行动态调整，导致冷却效率低下。

更合理的经济性

在采用 AI 节能技术时，可能会面临一定程度的初期的投资成本上升，投资回报可能不会立即显现。例如，AI 技术的引入需要购买新的硬件设备，进行系统升级，以及对员工进行培训，这些都会增加初期的投资成本。为确保长期收益，需要充分评估投资回报率（ROI）。

更全面的安全性

由于 AI 的不可解释性，给 AI 的安全措施设计和实现带来了很大困难。因此，在算法本身不可解释的前提下，通过 AI 相关层级的控制实现全方位，多层次的保护是非常重要的议题。

目前解决此问题的思路主要有控制逻辑隔离，底层保底逻辑和减缓控制步长几种主要思路，通过综合利用几种技术思路，通过综合运用这些技术组合，可以大大增强方案的安全性。

综上，针对这些问题和改进方法，可以根据具体数据中心的环境和需求进行调整和优化，来实现数据中心AI 节能技术的高效应用。而为了实现数据中心AI 节能技术在节能性、经济性、安全性 3 个方向的突破，还需要在具体的技术路径上进行择优，通常实现 AI 技术的运行，需要确定其数据采集方式、算法模型以及部署架构三部分内容，因此，本文将主要从采集方式、算法模型以及部署架构来进行对比。

（三）数据采集方式对比

数据采集方式的设计将直接影响到传感器数量、算法部署思路及系统硬件成本，是整个AI 节能系统设计的基础。

数据中心的数据采集主要可通过两种方式实现：直接采集，间接采集。

直接采集：

这种方式通常涉及到在数据中心设备上安装传感器，例如温度传感器或湿度传感器，这些传感器可以直接从设备中收集数据。此外，还可以使用网络设备，如交换机和路由器，通过 SNMP 协议直接获取设备的运行状态和性能数据。

直接采集具备数据准确性高的优点，可以直接获取设备的实际运行状态，如温度、湿度、功率消耗等，对于及时发现和处理问题很有帮助。但其安装和维护成本较高，可能需要额外的硬件设备和安装工作。另外，如果设备数量众多，直接采集可能会产生大量的数据，处理和存储这些数据可能是一个挑战。

间接采集：

数据中心分系统众多，在数据获取时可以充分考虑利用其他子系统已有的传感器信号通道和历史数据，进行模型训练和实时推理。

许多数据中心设备，包括存储设备、网络设备和电源设备，都提供了可以查询和管理设备状态和配置的系统或网络接口。这些接口通常支持标准的网络协议，如 HTTP，SNMP 或者 RESTful API，我们可以通过这些接口定期查询设备的运行状态和性能数据。

许多现代数据中心设备都支持标准的接口和协议，可以方便地集成到数据采集系统中。但是需要额外的网络资源和计算资源来处理接口查询和数据传输。另外，不同设备的接口和协议可能有所不同，需要对各种接口和协议进行管理和维护。

由于机房现场实际数据采集环境的复杂性，在实际应用中，可

能需要结合使用多种数据采集方式，以满足数据中心的监控和管理需求。

（四）主要算法模型对比

基于机器学习的自动控制算法趋于成熟，并逐渐多样化。其中认可度较高，效果较为出众的算法主要包括：神经网络预测模型、MPC 模型、老虎机、强化学习等等。近年来，诸如维谛、谷歌、华为等等越来越多的企业，将这些优秀的机器学习控制技术引进数据中心进行能效优化。但不同企业的数据中心规模、配置及其历史数据拥有量各不相同，从而对算法的需求不同，针对于此，这里对不同的算法进行说明、对比。

1. 主要算法模型概述

PID 控制

PID 是一种经典控制算法，PID 控制包括三部分：比例调节、积分调节和微分调节。其中比例调节立即产生作用以减少偏差，积分调节可以消除稳态误差，微分调节可以根据变化趋势进行超前调节。PID 控制可通过位置式或增量式公式实现，下面公式为其中一种形式：

$$U(t) = kp(err(t) + \frac{1}{T_I} \int err(t)dt + \frac{T_D d err(t)}{dt})$$

其中 e 为偏差， K_p 为比例带， T_I 为积分时间， T_D 为微分时间PID

控制已有多年的应用历史，应用广泛，效果可靠。在工业

控制中，PID 控制常常作为第一选择，解决了大部分问题。PID 具有无需训练学习、收敛速度快、可解释性强、稳定可靠等诸多优点，但它也有明显的缺陷：

1) PID 控制作为一种反馈控制方式仅仅根据被调量和目标值之间的偏差进行控制，它无法根据扰动进行前馈控制。在数据中心中，当负载和室外工况发生变化时，PID 无法根据该扰动变化提前干扰；

2) 当扰动因素比如负载不同时，PID 对应的最佳参数不同；

3) PID 不合作多目标控制。

模糊控制

模糊控制是一种以模糊集合论、模糊语言变量和模糊逻辑推理为基础的计算机数字控制技术。它是模糊数学同控制理论相结合的产物，同时也是智能控制的重要组成部分。它模仿人的思维方式，是一种将专家经验规则转化为控制策略的理论方法，特别适用于难以建立精确数学模型的对象。

模糊控制的实现步骤主要包括：

1) 观测量和控制量的模糊化

2) 制定模糊规则

3) 进行模糊推理

4) 控制量的反模糊化。

模糊控制经过发展，在理论、技术、应用上都有了长足的进步，在过去有段时间甚至非常流行。然而，可能由于数学理论仍待进一步完善，该算法仍然存在争议，现在热度不复往昔。

模糊控制的优点非常明显，可解释性强、收敛速度快。模糊控制的缺点也非常明显，过分依赖专家经验，而人的经验不总是可靠的。

因此模糊控制主要适合解决复杂而无法建立精确数学模型系统的控制问题，它是处理推理系统和控制系统中不精确和不确定性的有效方法。

神经网络预测模型

当神经网络层数较低时，特征提取和记忆能力变弱，退化成线性或简单的非线性模型，因此较多时候神经网络模型特指有一定深度的网络结构。这类模型对样本量有一定的要求，收敛时间较长。因此这类模型适用于有大量历史样本的数据中心，通过历史样本的离线学习后再直接运用于数据中心。

神经网络预测模型一般包含两类神经网络，每类神经网络包含一个或多个，其中一类优化网络用于预测优化目标，例如：PUE、能耗等，另一类约束网络用于业务保障性预测，例如：温度、湿度等。如下图所示：