



人工智能入门指南 ： 面向公众投资者

从AI意识到AI准备

人工智能入门指南 ：面向公众投资者

从AI意识到AI准备

G 2026 国际复兴开发银行 © 2026 国际复兴
开发银行 / 世界银行 / 世界银行集团

西北H街1818号
华盛顿特区 20433
202-473-1000
www.worldbank.org

权利与许可权利与许可

本作品中包含的材料受版权保护。由于世界银行集团鼓励其知识的传播，本作品可全部或部分复制用于非商业目的，前提是必须注明出处。

关于权利和许可的任何疑问，包括附属权利，都应致：

世界银行集团出版物 世界银行集团出
版物
世界银行 世界银行
西北1818街 西北1818街
Washington, DC 20433, USA
pubrights@worldbank.org

封面照片

NeoLeo / Adobe Stock / stock.adobe.com. © Neo
Leo / Adobe Stock / stock.adobe.com. 已获授权
使用；如需再次使用，需另行获得授权。



如果作品以不使用传统版权页的数字格式展示，双方应确保版权声明、免责声明和CC-BY-NC 3.0 IGO许可证以适合该格式的适当方式显著显示。

免责声明 免责声明

这项工作由世界银行工作人员完成，并得到了外部贡献者的支持。这项工作中的发现、解释和结论不一定反映世界银行的看法、其执行董事会或其代表政府的观点，也不一定反映任何外部贡献者的观点。

世界银行及其任何外部贡献者均不对本作品中包含的数据的准确性、完整性或时效性作出保证，也不对信息中出现的任何错误、遗漏或差异，或对使用或未使用信息、方法、程序或结论所产生的一切责任承担任何责任。本作品中所示的国家边界、颜色、名称、链接/脚注和其他信息均不表明世界银行或任何外部贡献者对任何领土的法律地位，或对上述边界的认可或接受。

本条款中的任何内容均不构成或被视为对世界银行的特权与豁免的限制，或对其特权与豁免的放弃，所有这些均特此保留。

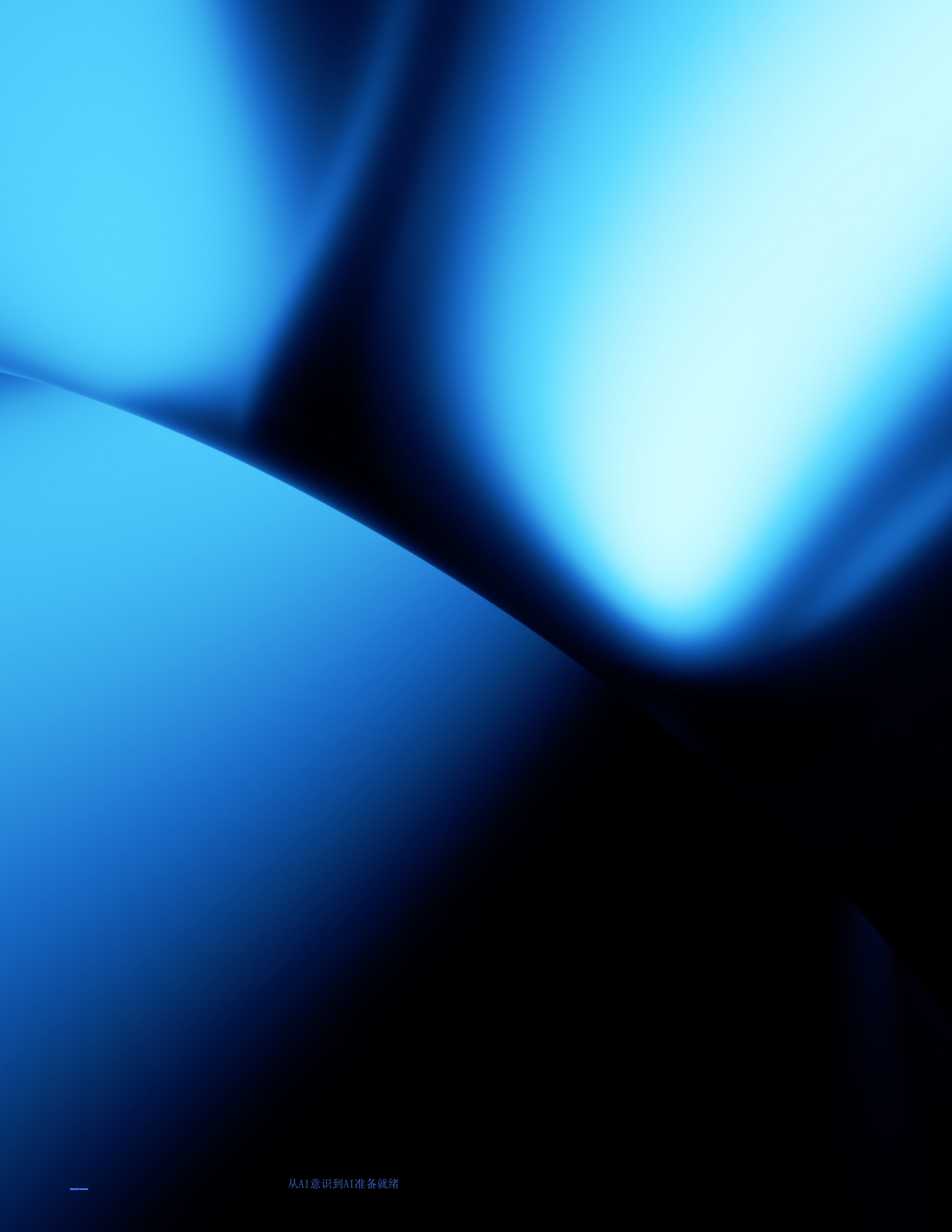
作者 作者

帕拉梅斯瓦里·阿鲁纳斯兰、埃里克·布瓦耶、乔伊·韩俊、里宇（均为世界银行集团财库部门），以及文赫俊（韩国银行）。

致谢致谢

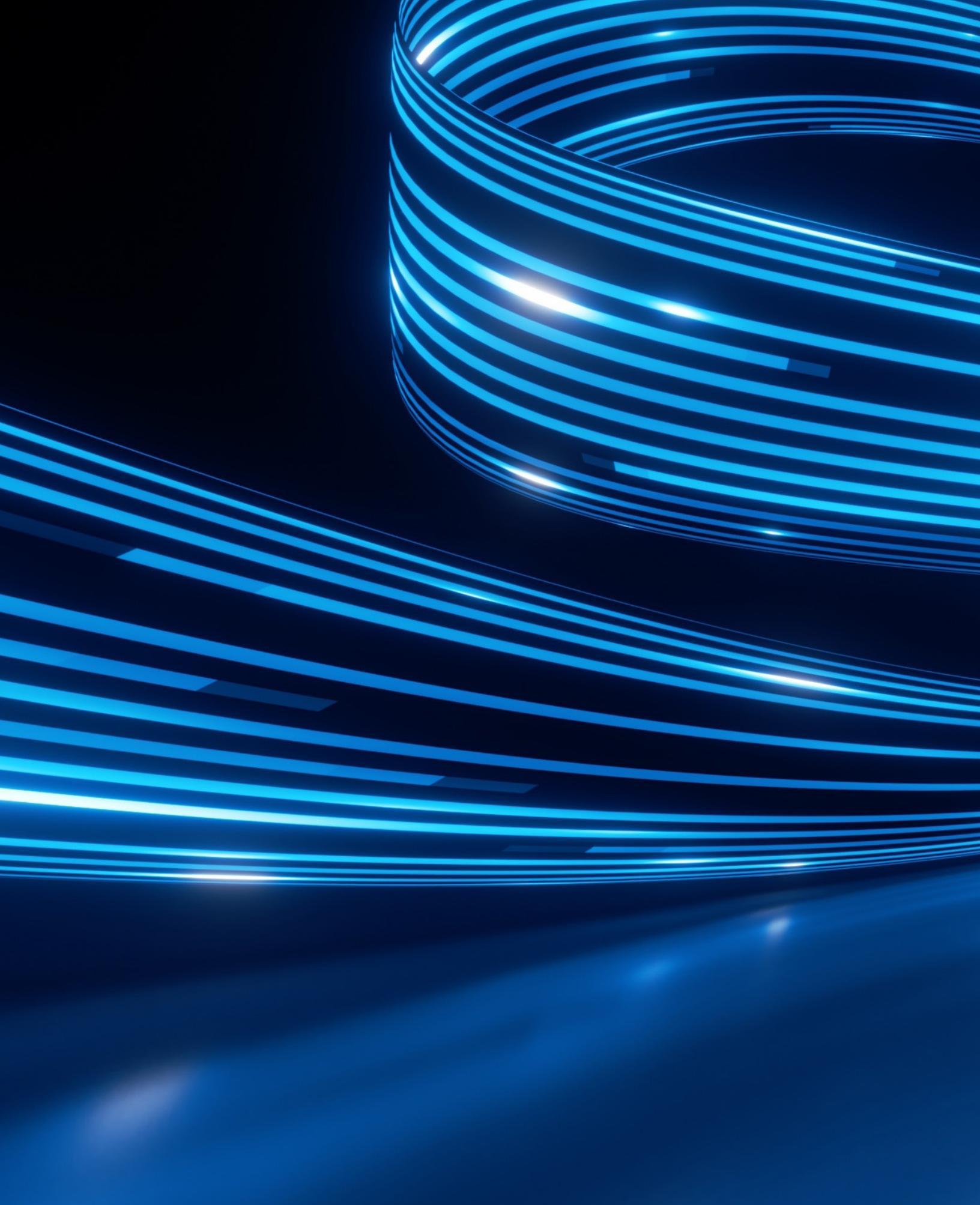
这本指南是世界银行集团财库的顾问与合作部门与韩国银行（BOK）储备管理集团合作编写的产物。

作者们感谢卡塔兹亚娜·扎杰尔-库罗夫斯卡、斯特拉·莫坎、乌坦达拉曼·普加卢佩鲁马拉、帕特里克·程、胡安·卡洛斯·昆蒂埃罗和莫拉·珀尔·法哈德提供的宝贵反馈。作者们也感谢扎丽娜·德拉·克鲁斯在设计 and 排版方面的帮助。



目录 目录

前言 前言	1
执行摘要 执行摘要	4
1. 引言1. 引言	77
2. 资产管理行业的AI趋势趋势	11
2.1.1. 资产管理中的ESG采纳应用	11
2.2. 人工智能应用领域	15
2.2.1. 生产率提升	15
2.2.2. 投资策略略	19
3. 负责任的AI应用	27
3.1. 为什么采用负责任的AI	27
3.2. 愿景与领导力	29
3.3. 战略基础	31
3.3.1. 人工智能原则	31
3.3.2. 人工智能机构政策与标准与标准	32
3.3.3. 人工智能法律与合规	32
3.3.4. 人工智能治理	33
3.3.5. 人工智能风险管理	35
3.4. 人工智能应用的环境支持	37
3.4.1. 数据与基础设施基础	42
3.4.2. 隐私与网络安全	44
3.4.3. 人才与文化准备	44
3.4.4. 负责任地应用人工智能智能	46
4. 结论4. 结论	4949
References	51



前言 前言

受托管理公共财富的公共资产管理人，其运营环境正经历着宏观经济不确定性、数字化加速以及非结构化数据源激增的剧烈重塑——所有这些都对传统的资产管理业务流程构成挑战。

人工智能（AI）正处在这些变革的交汇点。它不再是一项尚处萌芽阶段的远期技术；它已从实验阶段转向生产阶段，并成为不断演变的金融生态系统的有机组成部分，重塑着资产管理流程中的信息提取、风险管理和决策制定。由这项变革性技术驱动的自动化和效率提升，也使得健全的治理成为公共投资者在应用AI时确保审慎和透明度的基本要求。

面向公众投资者的AI入门指南借鉴了世界银行集团财金部和韩国银行储备管理集团的联合市场推广活动，该指南基于一项调查、对全球资产管理人的访谈，重点介绍了关键的AI趋势和实际应用案例。该文件还指出了公共机构在采用AI时面临的独特挑战，并强调了有助于机构在其AI发展不同阶段的关键要素和实际考量。

世界银行集团是公共资产管理者的可信赖伙伴，并在过去四十多年里，将其在公共资产管理方面的专业知识分享给各国央行。如今，世界银行集团财库管理着3000亿美元的内、外部资产，使其成为国际发展社区中最大的外部资产管理机构之一。这项工作的关键要素是世界银行集团储备咨询与管理伙伴关系，这是一个连接了100多家公共资产管理机构的伙伴关系，这些机构管理的资产总额超过2万亿美元。自2001年以来，RAMP（储备咨询与管理伙伴关系）已培训了超过1万名专业人士，并为100多家机构提供建议，帮助各国央行、主权财富基金、公共养老金基金和存款保险机构 safeguard national and intergenerational wealth safeguard national and intergenerational wealth（保护国家和代际财富）。

这份AI入门指南代表了我們共同致力于知识共享的重要贡献，并为公众投资者驾驭AI和适应创新做好了准备。我们感谢韩国银行的合作伙伴关系。他们深厚的机构知识极大地丰富了此处呈现的内容和视角。我们继续提高公共资产管理标准，并在我们工作的核心维护公众信任的同时，加强我们对公共资产的管理。

乔尔杰·法米利亚尔 乔尔杰·法米利亚尔
副行长兼司库 | 世界银行集团 Fù xiàozhǎng jiān sīkù | Shìjiè yínháng jítuán



前言 前言

全球金融市场持续面临高波动性和不确定性，这使得单纯依赖传统投资框架日益具有挑战性。在此环境下，人工智能（AI）正迅速成为资产管理流程的核心能力，其作用现已远超任务自动化，应用范围正日益涵盖信息提取、市场分析预测、投资决策支持以及风险管理。

在此背景下，“AI入门指南：面向公共投资者”为准备迎接AI时代的公共资产管理人提供了及时且实用的参考。该指南由世界银行集团财库与韩国银行储备管理组合作编写，为全球资产管理机构在AI应用方面的现状和局限性提供了均衡的概述。此外，该指南还探讨了对公共机构尤为重要问题，包括治理、风险管理以及人类监督。

随着韩国外汇储备的增长，韩国银行外汇储备管理的规模和作用显著扩大。因此，韩国银行不仅承担着负责管理危机时期应急资金这一货币当局的角色，还履行着受托安全高效管理大规模外汇资产的资产管理职能。

在此背景下，韩国银行致力于使其外汇储备在货币、产品及投资策略方面实现多元化，并通过扩大外部基金管理和ESG投资来适应全球金融市场的变化。顺应金融环境的AI驱动转型，2026年1月，韩国银行通过公私合作完成了专注于金融和经济领域的韩国银行智能（BOKI）这一主权AI平台的开发。基于此举措，韩国银行继续探索进一步强化其数字能力并在其业务流程中推进创新的方法。

韩国银行在公共资产管理领域与世界银行集团保持着密切合作。这本指南的联合编纂过程对两家机构而言意义重大，它汇集了双方在考虑人工智能时代公共资产管理未来方向时的各自经验和专业知识。特别是，世界银行集团财政部的资产管理专长及其全球网络，极大地提升了本报告的深度和现实相关性。随着人工智能技术及其在资产管理中的应用持续快速发展，我们希望这本指南能为负责任地采用人工智能的公共资产管理者之间的持续对话、学习和知识共享奠定基础。

金希淑

韩国银行 储备管理集团总经理





执行摘要 执行摘要

世界银行集团财库与韩国银行储备管理组的联合市场拓展，其中包括对全球资产管理人的调查和访谈，揭示了若干显著行业趋势。过去两到三年，大多数领先的资产管理公司已建立了人工智能治理框架。然而，大多数资产管理人和机构投资者在人工智能应用方面仍处于早期阶段。

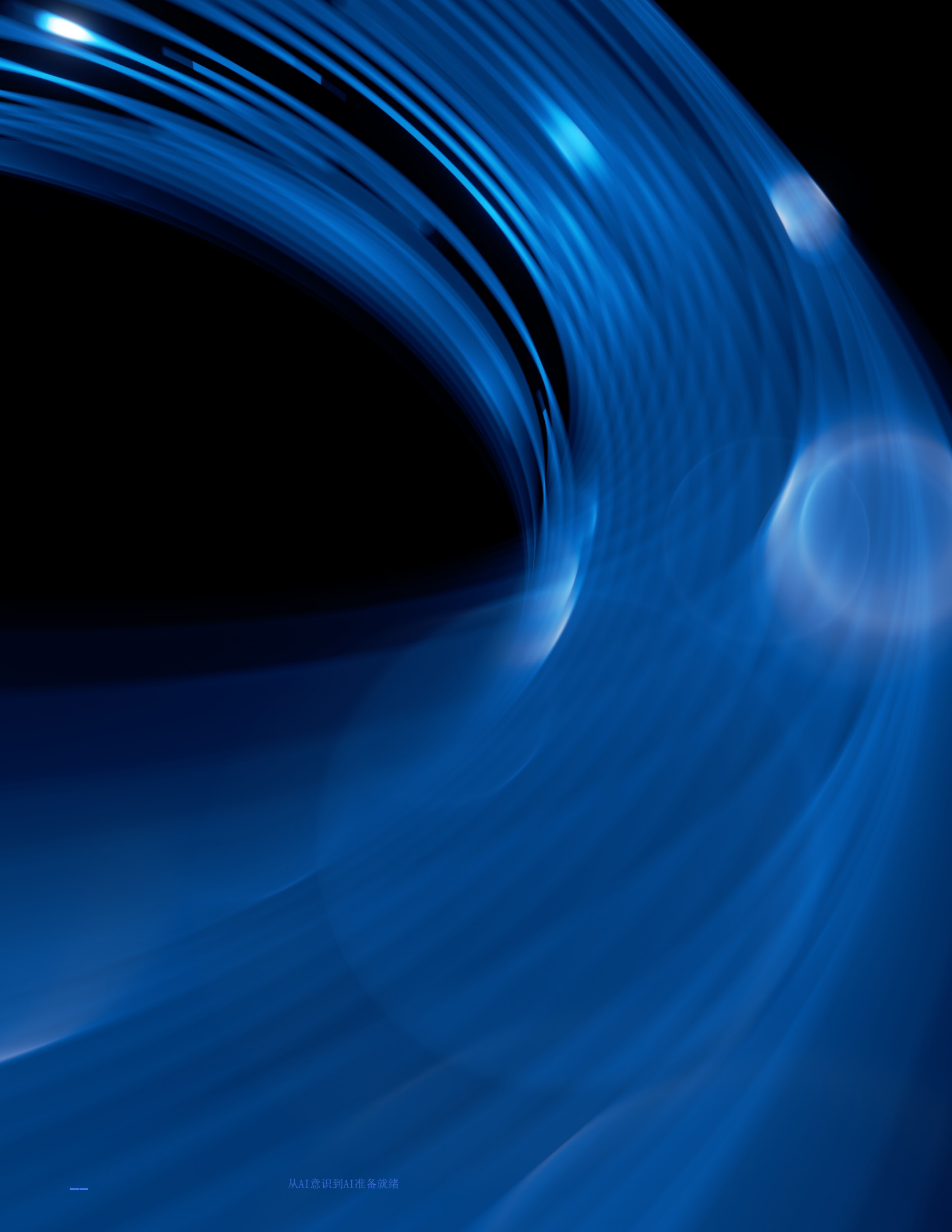
当前AI应用主要集中于通过广泛可及的生成式AI工具提升生产力，而将AI应用于投资策略则更具挑战性，这主要归因于金融市场的复杂性。值得注意的是，企业持续强调在AI实施过程中保持人工监督的重要性。在资产管理领域，为提升生产力而最普遍的应用包括：从文档中自动提取数据、改进对账流程，以及起草电子邮件、研究报告和RFP/DDQ（提案请求/尽职调查问卷）的回复。对于这些用例，资产管理公司主要利用第三方供应商提供的生成式AI工具，而非自行构建。

投资策略是许多资产管理公司应用人工智能的另一个关键领域，涵盖了广泛的功能，从市场情报任务（例如情感分析和聚类）到市场因素预测、使用合成数据的情景分析、投资组合构建、管理人选择和交易执行。公司应用集成方法等技术和可解释人工智能来应对过拟合问题，以及深度学习和强化学习中复杂人工智能模型可解释性所面临的挑战。

负责任的AI采纳涉及机构转型，而非一个简单的技术项目。AI应用从有偏见的、黑箱模型以及模型漂移或操控等方面引入新的、独特的风险，并可能破坏法律合规性、政策目标及公众信任。因此，公共机构必须在机构层面建立适当的AI框架，以开启他们的AI之旅。

负责任的人工智能应用框架由三个相互关联的基石组成。该负责任的人工智能应用框架由三个相互关联的基石组成。首先，清晰的理念和强有力的领导层参与是至关重要的起点，因为它们指导和支持人工智能计划。其次，战略基础将理念与领导层意图转化为可操作的准则、政策、合规性、治理框架和定制化的风险管理实践，从而将理念与领导层意图转化为可操作的准则、政策、合规性、治理框架和定制化的风险管理实践。最后，一个支持性的环境通过适当的数据和基础设施、人才和文化准备、隐私和网络安全工具以及明确定义的运营流程来实施这些战略。

人工智能的采用已不再是是否要推进的问题，而是如何实施人工智能的问题。虽然强调了广泛的人工智能应用潜力，但机构必须评估其可行性和潜在影响，并据此进行优先排序。随着机构从实验转向更系统的采用，一个健全的框架应指导这一进程，确保与机构使命、问责制、生命周期监管、协作以及良好的支持环境相一致。随着人工智能快速发展，持续学习和同行间知识共享对于应对技术和监管变化至关重要。我们希望这份入门指南能作为理解人工智能采用全貌的有用参考，并促进同行机构之间的持续对话和共同学习。



1. 简介

人工智能（AI）已不再是科幻概念，它是一种变革性力量，正在重塑行业、经济和社会。在资产管理行业，AI正越来越多地应用于运营和投资流程中，提高效率并强化决策能力。与此同时，其应用也引发了与治理、风险管理、伦理和合规相关的复杂问题。

对于公共投资者而言，这些发展既带来了重大机遇，也带来了严峻挑战。尽管人工智能有潜力进一步提高生产力、增强分析能力并支持投资目标，但它也引入了必须在公共授权范围内谨慎管理的新风险。这些风险包括与问责制、透明度、数据治理和机构能力相关的挑战和问题。

本指南为公众投资者提供了关于人工智能（AI）如何在资产管理行业应用的概述，通过介绍关键行业趋势，并探讨人工智能的各种应用案例及其对投资策略和运营的影响。此外，本指南还提出了人工智能负责任应用的实际框架，并概述了在负责任和可持续方式下管理、实施和扩展人工智能所需的基础要素。

为后续讨论奠定基础，本节首先阐明在此入门指南的语境下，“人工智能”的含义，然后解释推动其近期兴趣激增的因素。

什么是人工智能？什么是人工智能？

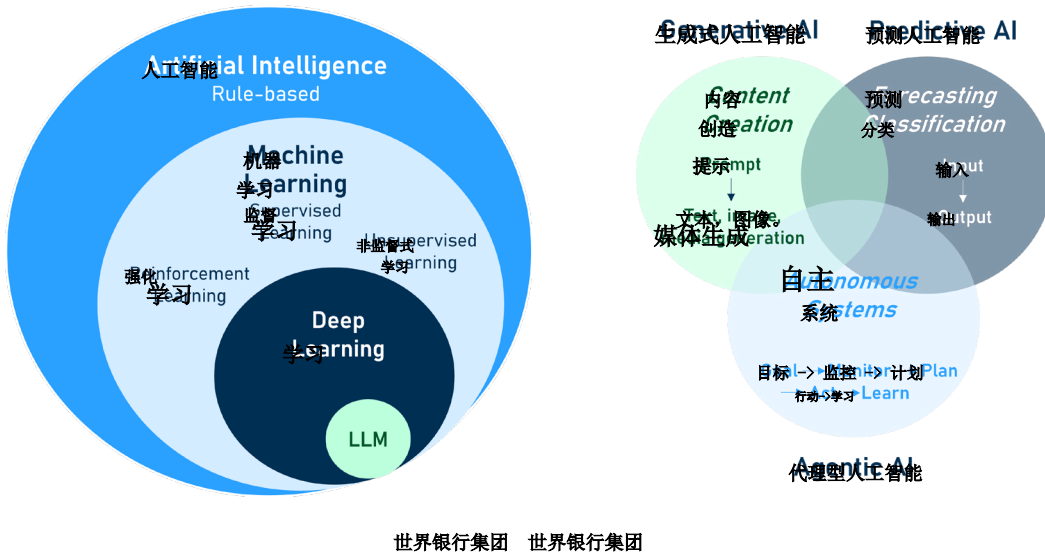
人工智能（AI）是指创造能够执行通常需要人类智能的任务的机器的科学和工程——例如学习、推理和解决问题。正如该领域的先驱之一约翰·麦卡锡所定义的那样：

人工智能是制造智能机器的科学和工程，尤其是智能计算机程序的科学和工程。它与使用计算机来理解人类智能的相似任务相关，但人工智能不必局限于生物上可观察的方法。（麦卡锡，2007年）

传统上，人工智能（AI）的分类依据诸如机器学习（ML）等技术，机器学习使系统能够从数据中学习；深度学习（DL），它使用具有多层的人工神经网络；自然语言处理（NLP），它允许机器理解和生成人类语言；以及大型语言模型（LLMs），它们在大量数据集上进行训练以执行摘要、翻译和问答等任务。

回答。（参见图1和框1以获取更多详细信息。）AI通常根据其用途进行分类：预测性AI利用历史数据来预测结果并支持数据驱动的决策。生成式AI（Gen AI）指的是内容创建，例如文本、图像和音频，而代理式AI则指能够感知其环境、做出决策并采取行动以实现用户定义目标（GoSearch 2025）的自主AI系统。

图1. 按技术和目的划分的AI格局 图1. 按技术和目的划分的AI格局



框1：人工智能技术 框1：人工智能技术

人工智能（AI）和机器学习（ML）经常被混用，但人工智能的含义比机器学习更广泛。人工智能包含几个分支领域：

- **机器学习（ML）。**机器学习是指能够让系统从数据中学习模式，并将这些模式应用于对新信息进行预测的算法，而无需显式编程。机器学习是在半个多世纪前被引入的。然而，由于表现不佳，它经历了一段停滞期，通常被称为“人工智能寒冬”。它在20世纪90年代中期重新获得动力，当时计算能力飙升，可用的训练数据量也增加了。

- **深度学习（DL）。**DL计算模型受人类大脑中被称为神经网络的元素的结构和功能启发。这些模型由相互连接的节点层组成，这些节点按顺序处理信息，从而能够提取越来越抽象的信息。

从原始输入数据中提取特征。深度学习改变了人工智能领域，它使系统能够从大规模数据集中学习复杂的模式。“深度”一词指的是这些神经网络架构的显著深度。

- **自然语言处理（NLP）。**这些技术使机器能够理解、解释和生成人类语言。NLP整合了语言学、统计学和机器学习，用于分析和建模文本数据。这些方法支持广泛的应用，包括信息提取和情感分析。深度学习的进步显著提升了NLP性能，通过使模型能够捕捉语言中的上下文和语义关系。

- **大型语言模型（LLMs）。**2017年引入的Transformer架构，通过实现基于注意力的并行计算，在人工智能领域标志着一个关键里程碑。这一突破为大型语言模型奠定了基础，这些模型在大量文本上进行训练，以学习语言的统计模式并生成上下文感知的响应。在过去十年中，基于Transformer的大型语言模型在能力和准确性方面迅速发展，推动了生成式人工智能的巨大进步，包括摘要、翻译、问答和内容生成。

为什么兴趣激增以及这对公共资产管理者的启示

近期对人工智能的兴趣激增是由生成式人工智能（Gen AI）的出现所驱动的。生成式人工智能工具可通过自然语言为非技术人员使用，其应用领域广泛，从文档起草到投资分析，并且能够生成类似人类的内容和见解。截至2025年8月，ChatGPT的周活跃用户已达到7亿，约占全球人口的9%（CNBC 2025）。这股新的AI浪潮已引发全球范围内的采用竞赛。¹ 一项调查揭示，74%的美国CEO认为，如果他们无法从人工智能中实现可衡量的商业成果，他们可能会在两年内失去工作（Dataiku 2025）。现在，人工智能不再仅仅被视为一个创新工具，而是一项战略必需品。

当前，广泛而迅速的人工智能（AI）应用正在重塑金融行业的各项工作，并为公众投资者带来了诸多考量。首先，员工角色正从“执行者”转变为“解释和验证人工智能模型输出结果”的角色（Yeyati 2025）。

人工智能市场，定义为人工智能相关产品和服务的收入，在2023年达到近1890亿美元，预计到2033年将增长至约4.8万亿美元（联合国贸易和发展会议，2025年）。与此同时，2024年人工智能领域的私人投资达到1510亿美元，与2015年相比增长了十七倍（斯坦福大学，2025年）。

以及技能提升侧重于AI模型熟练度与金融专业知识。例如，投资组合经理使用AI模型进行投资决策，但他们必须理解模型的工作原理，以及在何时需要覆盖模型输出。其次，公共机构也必须考虑AI的更广泛影响，例如能源消耗和AI的伦理使用。预计到2030年，数据中心电力消耗将超过当前日本的总量（IEA 2025），预计将翻一番以上，达到945太瓦时，超过日本当前的电力使用总量（IEA 2025）。对于公共机构而言，考虑能源效率架构、绿色数据中心以及在采购和部署决策中的可持续性指标至关重要。AI并非中立。全球标准强调透明度、公平性和人类监督。² 公共投资者应将这些原则与AI的采用相结合，以确保责任和公平的结果。

为了满足他们在人工智能（AI）发展旅程中的这些需求，各级公共投资者需要具备人工智能技术的基础知识，以及人工智能实施的实际战略框架。本指南旨在作为入门介绍，以支持这一需求。

primers结构 primers结构

本引言之后，本文分为三章。

第二章回顾了资产管理行业人工智能应用的最新趋势。 本章借鉴了世界银行集团财政司和韩国银行储备管理集团的联合市场拓展工作所收集的真实案例，包括对全球资产管理人的调查和访谈。³ 第二章还介绍了从大量文献中精心挑选的研究论文，优先考虑那些发表在学术期刊上或在学术作品中被广泛引用的论文。

第三章为公共机构量身打造了负责任的AI应用框架。 本章借鉴了机构经验、实证研究和新兴的国际指导，确定了有效应用AI的关键要素。这些要素有助于组织评估其准备情况、识别能力差距，并了解实施和扩展AI计划所需的制度条件。

² 人工智能伦理建议（联合国教科文组织2022年）； 欧盟人工智能法案建议（联合国教科文组织2022年）； 欧盟人工智能法案（欧盟2024年）（欧盟2024年）

认识到各机构的AI成熟度及运营环境存在差异，本章并非规定固定的实施顺序，而是提供实用的见解和新兴的良好实践，供机构用以加强负责任的AI应用的基础。

第四章以关键要点和未来思考为总结，结束了本指南。

2. 资产管理行业中的人工智能趋势

2.1. 资产管理中的AI应用

人工智能的浪潮也波及了资产管理行业。在过去的几十年里，许多公司，尤其是那些专注于量化投资的公司，一直积极应用机器学习来捕捉各种投资信号和市场洞察。此外，一些公司还试图自动化手工密集型运营任务，主要依赖基于规则的AI系统，例如机器人流程自动化（RPA）。这些应用主要在各个业务单元级别使用特定于任务的模型。然而，随着大语言模型（LLMs）和通用人工智能（Gen AI）的出现，资产管理公司开始考虑在企业层面以集成的方式在整个投资流程中应用人工智能。

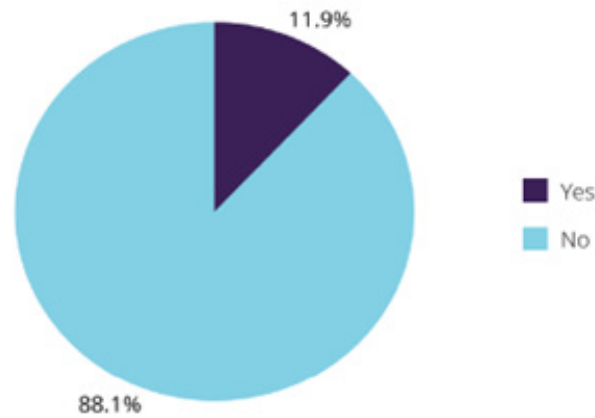
调查显示，许多领先的资产管理公司在过去两到三年内已建立人工智能治理框架，并在整个组织中推进人工智能计划。一家全球资产管理公司的高管提到，现在投资人工智能至关重要——不是为了产生Alpha，而是为了保持竞争力和在行业中生存。这种紧迫感也得到了公共资产管理者的认同，因为超过90%的主权投资者预计人工智能将成为他们投资过程中的重要工具（Invesco 2024）。

尽管其具有变革潜力，但只有一小部分资产管理人和机构投资者能够超越采用（或：采纳）的实验阶段。

4 RPA是一种软件，它通过遵循人类在计算机上执行相同步骤的方式，来执行常规、重复性任务。

新兴人工智能技术。根据一项对全美和欧洲300名资产管理人的广泛调查，一半的受访者表示，将通用人工智能（Gen AI）应用于日常运营要么是低优先级，要么根本不是优先事项（指数行业协会2024年）。只有16%的全球资产管理人制定了完整的通用人工智能战略，并正在准备将其在整个业务中实施（BCG 2024年）。在公共投资者领域，只有12%的中央银行在其储备管理中使用了人工智能工具（世界银行集团2025年）。（见图2。）这些调查结果凸显了这样一个事实：尽管机构投资者承认人工智能在变革资产管理运营方面具有巨大潜力，但他们仍然不确定如何开始他们的AI之旅。⁵

图2. 中央银行在储备管理中运用人工智能工具
图2. 中央银行在储备管理框架下运用人工智能工具 (N=134)



世界银行储备管理调查 2025年 世界银行储备管理调查 2025年

当前行业内AI应用的主要焦点是提升生产力，这得益于生成式AI的创新性能和相对易于通过第三方供应商合作获得的应用。许多公司已经开始通过利用大量内部和外部数据来大幅提升生产力。麻省理工学院的研究表明，使用ChatGPT能够以相当的质量完成37%更快的知识型工作（Noy和Zhang 2023）。另一份报告预测，生成式AI将赋能投资组合经理增强其投资研究和风险分析能力，潜在提升幅度高达30%（摩根士丹利和奥利弗·惠曼 2023）。要将有限的资源

许多机构投资者，无论是养老金、保险公司还是全球主权财富基金，都在苦苦思索如何、何时以及何地开始其技术转型。（Baig, Sohoni 和 Lhuer 2024）

有效地说，公司识别投资过程中的关键痛点，并根据项目的可行性和影响来优先排序。尽管诸如投资回报率（ROI）等指标被用来衡量运营效率，但许多公司承认，现在还太早，无法严格应用这些指标。

投资策略中的人工智能应用已得到探索；然而，与生产力提升相比，它们面临着更大的挑战。众所周知，金融市场的固有特性——例如小数据、信噪比低以及状态变化——对人工智能的应用构成挑战，包括资产收益率的预测（以色列、凯利和莫斯考维茨，2020年）。一项调查表明，用于生成 α 策略的人工智能应用被视为一个遥远的愿景（克劳斯等人，2024年）。尽管如此，在过去的几十年里，资产管理公司已经利用先进的分析技术和另类数据（详情见框2）来发掘新的市场见解和投资信号，从而获得相对于竞争对手的信息优势。

访谈中的另一个显著观察是，这些公司一致强调在应用人工智能时需要将人类置于决策流程中。这主要源于对监管不确定性和大型语言模型固有随机性的担忧。完全自动化的投资决策模型或应用案例在近期内并不被预期会出现。一项调查显示，目前不到10%的资产管理公司使用基于更稳定机器学习模型（麦肯锡2024年报告）的自动化模型。一家瑞典金融科技公司试图用人工智能工具取代700名员工的失败尝试也凸显了人工智能系统仍需人类监督和判断。

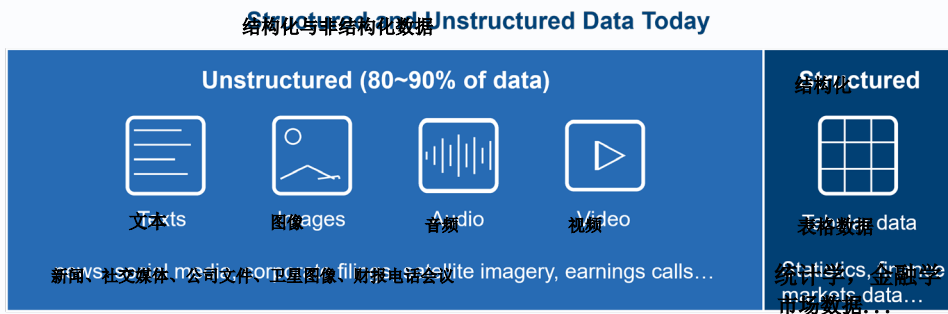
框2：利用非结构化数据获取信息优势

随着处理非结构化数据技术的进步，投资者越来越寻求发掘这些新的信息来源，因为非结构化数据大约占当今数据的80%至90%（Harbert 2021）。非结构化数据包含多种格式，包括文本、图像、音频和视频，与行和列中组织的标准化表格数据不同。它通常与传统数据来源形成对比，因此经常被称为另类数据。

2022年，一家瑞典金融科技公司解雇了约700名员工，并用人工智能取代他们以削减成本。但该公司后来反转了这一决定，并从2025年开始重新雇佣人类员工，原因是客户服务不佳。客户投诉称，自动回复缺乏人际互动，而且过于笼统且无帮助。（《经济时报》2025年）

从更广泛的角度来看，另类数据也包括来自非传统来源的结构化数据，例如日志、传感器数据和信用卡交易。

非结构化数据的价值在于其实时性和颗粒度特性，这使得投资者能够及时监控市场动态，并捕捉问题的多个维度，从而补充传统数据分析。常见的非结构化数据集包括新闻报道、社交媒体内容、财报电话会议记录、卫星图像、招聘信息、公司申报文件和专利申请。在实践中，大多数机构将另类数据作为众多输入之一使用，而非孤立使用。



世界银行集团 世界银行集团

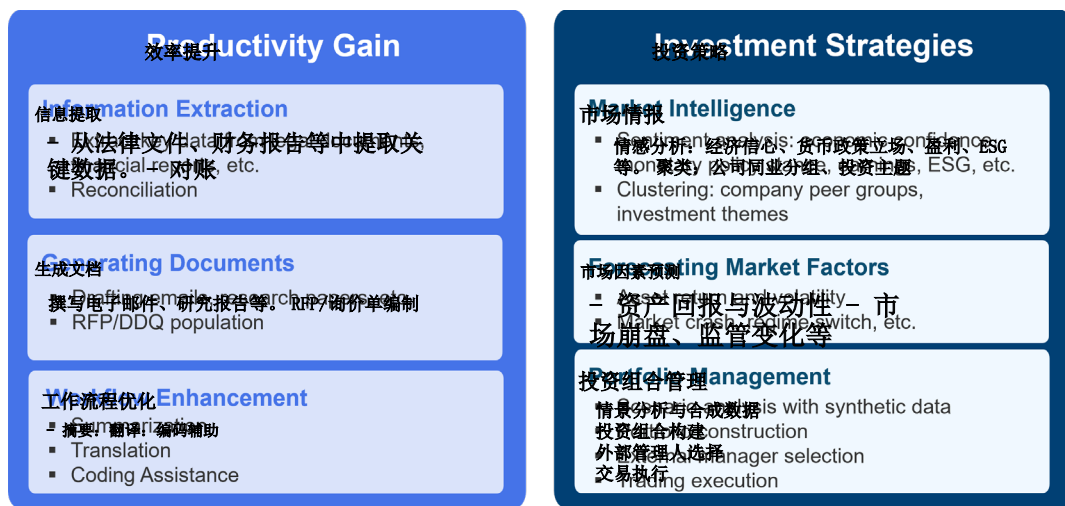
这些数据来源曾主要由对冲基金使用，如今正越来越多地被更广泛范围内的机构投资者所采用。根据一项2025年的调查，75%的买方机构投资者在研究和投资过程中使用另类数据（Easthope 2025）。另一项专注于股票投资者的调查报告称，所有130名受访者均表示他们使用另类数据（Exabel 2025）。机构通过多种方式获取新的数据来源。有些人依赖专有的内部数据，或购买原始的外部数据进行内部分析。其他人，特别是那些内部能力有限的公司，从供应商处获取预处理的数据集。全球另类数据市场在2024年的价值为117亿美元，预计在2025年至2030年间将以估计的年复合增长率63%增长（Grand View Research 2025）。

许多人期待数据将成为关键的**不同iator**，随着技术日益普及化。数据处理技术的近期进步以及人工智能算法的飞速发展，已显著降低了分析非结构化数据的门槛。因此，竞争优势可能更多地取决于投资者拥有或能够获取哪些数据，以及他们如何有效地将这些数据转化为投资价值，而非仅仅取决于分析技术本身。

2.2. 人工智能应用领域

人工智能在资产管理中的应用主要可分为两大领域：**提升效率**和**投资策略**。（见图3。）效率提升涵盖优化当前劳动密集型工作流程，而投资策略则涉及生成新的洞察或投资信号。

图3. 人工智能在资产管理中的常见应用场景



来源：世界银行集团-韩国银行联合市场推广；学术研究；世界银行集团汇编

以下用例并非相互排斥，也非完全穷尽，因为许多人工智能方法通常同时使用。例如，源自情感分数和聚类信息的新市场因素可作为输入数据的一部分，用于回报预测或投资组合构建。

2.2.1. 生产率提升

信息提取 信息提取

利用人工智能从冗长的法律文件和财务报告中提取相关信息，可以减少人工工作量并提高生产力。虽然基于规则或传统的机器学习命名实体识别（NER）技术在过去已被广泛应用，但大型语言模型（LLM）的出现显著提高了从各种格式的复杂文本中提取信息的准确性和效率。

。

8 命名实体识别（NER）是一种自动扫描文本的技术，用于识别和将关键信息分类到预定义的标签中。

许多机构正在探索广泛的应用场景，包括从投资管理协议、贷款协议、财务报表和企业报告中提取关键信息。为此，检索增强生成（RAG）被用于将信息提取约束在相关的目标文档中，从而减轻大型语言模型（LLMs）产生的任何幻觉。例如，巴塞尔委员会（BIS）的项目盖亚（Gaia）团队从涵盖187家金融机构的超过2000份企业报告中提取了20项与气候相关的指标，例如净零承诺、绿色债券发行、排放等，并将这些数据存储在气候风险分析数据库中（BIS创新枢纽2024）。类似地，世界银行集团养老金部门利用检索增强型LLMs自动化了每年来自外部资产管理人提交的超过10,000份绩效和审计报告中的关键数据的初始收集流程。对账也是基于人工智能的信息提取的一个热门领域。一家金融服务公司通过基于异常的AI对账应用程序，将人工工作量减少了20%至30%，该应用程序可自动解决大多数匹配错误。世界银行集团的财政部门中的另一个应用案例是ASTRA（证券条款对账和分析的人工智能），它简化了人工对账流程。（详情请参见第3框。）

3.3 证券术语对账与分析AI（ASTRA）解决方案 - 世界银行集团财政司

[痛点] 准确的现金流预测对资产管理至关重要 [痛点] 准确的现金流预测对资产管理运营至关重要，有助于最小化因投资不足和透支导致的损失。这些预测的准确性取决于证券数据的精确呈现，例如付款日期、计息日规则和营业日规则。由于供应商提供的数据可能存在错误，世界银行集团财金部直接从证券最终条款文件中提取关键信息，并将其与供应商数据进行核对。然而，手动审阅数百份文件并识别关键数据元素需要大量人力时间。

[目标] ASTRA旨在通过简化耗时且易出错的核对流程来加强现金流预测。[目标] ASTRA旨在通过简化耗时且易出错的核对流程来加强现金流预测。该AI驱动工具可自动从证券最终条款中提取关键数据，并识别文件与供应商数据之间的差异。

[解决方案] 借鉴由国际资本市场监管机构（ICMA）创建的债券数据分类体系，该团队开发了一种基于微软Azure认知工作室文档智能技术的抽取式人工智能模型。

9 RAG 是一个结合信息检索与文本生成的 AI 框架。它首先从外部知识库中检索相关文档。然后，将检索到的内容作为上下文提供给大语言模型（LLM），用以指导并约束最终输出。

这项创新解决方案能够读取并提取影响利率计算和还款计划的关键术语，然后将输出结果与计算和还款计划进行核对，并与供应商数据进行核对以确保准确性。该模型已使用超过150份来自不同发行方的最终条款文档进行训练以确保准确性。ASTRA能够以90%的整体准确率识别关键术语。核对所需时间已从一小时缩短至每份文档不到一分钟。

来源：ASTRA。 <https://treasury.worldbank.org/en/about/unit/treasury/impact/digitalization> 来源：ASTRA。 <https://treasury.worldbank.org/en/about/unit/treasury/impact/digitalization>

然而，必须认识到，由于LLM本质上具有概率性，要实现100%的准确率仍然具有挑战性，这需要人工监督最终输出。一位从业者指出，他们有意避免将信息提取准确率推向理论上的极限，因为这样做会促使员工保持警惕，以防出现潜在错误。对于那些需要完全自动化和高度精确输出的任务，基于规则的命名实体识别（NER）或更健壮的机器学习模型可能仍然是首选。

生成文档 生成文档

自生成式AI出现以来，资产管理公司和其他许多公司一样，一直积极探索利用AI来生成文档。它在起草电子邮件、会议纪要、研究报告和营销材料方面得到了广泛应用，同时也作为代码协作者使用。资产管理公司中最常被提及的应用案例之一是使用生成式AI来起草提案邀请书（RFP）和尽职调查问卷（DDQ）的回复。这些文档可能包含数千个问题，完成它们需要数周的时间。通过利用与资产管理相关的现有知识数据库，公司可以高效地生成适当的回复，显著减少所需时间。以前，传统的RFP软件回复依赖于关键词匹配，但随着大型语言模型（LLM）的引入，公司现在可以跨多种资源进行搜索，更有效地生成回复。许多公司正在开发内部聊天机器人界面以促进这些服务，而更针对性的应用则作为插件集成到Excel和PowerPoint中，以协助用户。此外，生成式AI正被用于生成符合公司独特写作风格的草稿，以及支持与人力资源相关的任务，例如起草包含绩效反馈要求的相关文档。

workflow 优化

生成式人工智能已推动了一系列 workflow 优化，通常侧重于快速见效。常见应用包括文档摘要、翻译、代码辅助以及问答聊天机器人，这些通常通过供应商提供的解决方案部署。这些用例在各个行业普遍一致，并已带来可衡量的效率提升。一家服务于全球客户的资产管理公司报告称，人工智能翻译工具带来了显著的生产力提升。美联储理事会的董事会也已发布了一份内部部署的人工智能用例清单，包括虚拟会议摘要、代码支持以及由各种人工智能工具支持的日程安排。10 盒子4描述了使用代理式人工智能和可解释式人工智能进行 workflow 优化的下一阶段。

第四部分：具主体性的AI与未来

虽然生成式AI在基于特定提示进行内容生成的单任务中提高了效率，但一种更高级的AI形式——代理式AI——正在重塑复杂工作的完成方式，其目标已超越单任务，迈向端到端的流程自动化。代理式AI是一种能够自主决策并执行需要持续判断、协调和适应的复杂序列任务的AI系统。

智能体的关键特性包括：(1) 记忆能力以保持跨步骤的上下文；(2) 使用不同工具获取数据、运行代码或调用应用程序编程接口（API）的协调能力；(3) 规划和结构化任务并按顺序执行；(4) 自我纠正以适应新信息到达。重要的是不要将智能体（agentic AI）与AI代理（AI agents）混淆。智能体（agentic AI）是一个框架，它将目标分解为子任务，调用工具和数据源，并通过迭代反馈来完成端到端的 多步骤 workflow。AI代理（AI agents）只是该框架内的构建模块，通常专门针对特定的子任务。

当前，自主AI的采用格局主要由科技和软件公司引领，其次是金融行业。 为自主AI进行适配对机构而言是一项重大挑战，因为它需要：(1) 建立一个稳健且专注的治理框架，鉴于其与通用AI相比具有显著不同的风险特征；(2) 建立评估机制，通过设置护栏来约束代理，并确保备用策略的存在；(3) 更强的数据溯源能力。

(4) 与遗留系统和工具生态系统的集成，以支持多智能体协作。许多公司正处于试点阶段，试图解决这些挑战，同时评估其现有的业务流程并在从静态自动化向能够实现多智能体协作的适应性运营的过渡期间进行改造。到2026年初，几家主要的金融机构将已超越试点阶段，进入有限的生产部署阶段，同时评估不同的多智能体编排框架（例如，LangGraph、AutoGen、CrewAI），这些框架应用于合规监控、交易对账工作流程和客户入职等领域。智能体AI在不同行业和框架中具有巨大潜力。围绕人工智能的治理框架日益重要，这推动了相关研究的激增。在ArXiv存储库的人工智能类别中最近发表的文章（<https://arxiv.org/list/cs.AI/recent>）显示了金融领域人工智能的 emerging direction 和即将到来 developments。

顺应自主AI日益增长的应用，研究领域专业LLM和多智能体协调以应对复杂金融工作流程的重视程度正在提高。针对风险、合规和客户服务等金融任务各类AI智能体正在开发，它们具备使用共享内存进行协调以及在特定政策框架内运行的能力。

人工智能研究的另一个重点领域是可解释人工智能。高风险决策需要可解释性、可审计性和可辩护的治理。在代理式人工智能下，涉及自主决策，实施一种机制，为代理提供其决策的依据，表明何时以及何地它是可靠的，并支持识别需要人类监督的领域。可解释人工智能也解决了复杂人工智能模型的“黑箱”问题，满足了透明度的监管要求。

2.2.2. 投资策略

市场情报：情感分析

情感分析是金融领域的一项关键应用，数十年来已被广泛研究（Kong等人，2024）。通过测量文本数据源中表达的 sentiment，包括新闻报道、社交媒体帖子、企业披露和市场研究报告，资产管理人可以获得有价值的 market insights 并识别新的 market factors。在过去的几十年里，这种方法已从简单地计算文本中正面/负面词汇的频率演变为结合 context

与预训练的大型语言模型（Hansen和Kazinnik 2023）的理解。在宏观研究中，与预训练的大型语言模型（Hansen和Kazinnik 2023）的理解。在宏观研究中，最受欢迎的应用案例涉及基于新闻文章开发经济和市场情绪指数。11 定量鹰派/鸽派货币政策立场，基于新闻文章的指数。11 基于央行沟通来定量鹰派/鸽派货币政策立场是人工智能应用的一个热门领域，因为它被认为是投资最重要的宏观因素之一。许多公司，定期生产央行的情绪指数/分数。12 对于股票研究，从盈利电话记录中提取情绪被广泛应用于检测股票的交易信号。13 一项研究发现，在电话会议中语气不那么乐观的公司，在接下来的一年中面临更高的股价崩盘风险（Fu、Wu和Zhang 2021）。一些公司甚至采取了进一步的步骤，利用语音情感识别（SER）技术分析了盈利电话中管理层的语音情绪。结合说话方式与所说的内容可以提高预测准确性。可持续投资也积极采用情绪分析方法，因为大多数信息是基于文本的。例如，由IFC开发的MALENA，根据企业报告和新闻文章预测ESG情绪。（更多详情，参见框5。）

框5：IFC人工智能驱动的可持续投资分析平台，玛莱娜

为加速和强化新兴市场可持续投资评估的分析能力，世界银行集团的国际金融公司（IFC）已开发出MALENA，这是一款针对ESG领域的AI解决方案，能够大规模从非结构化文本数据中提取有意义的洞察。MALENA现已向投资者公开，供其上传和分析自己感兴趣的文件，例如年报、影响报告等。

ESG风险术语情感分析

- MALENA可在文档中识别1,200个ESG风险术语并进行预测

例如，参见由旧金山联邦储备银行（FRB）开发的《每日新闻情绪指数》，该指数衡量美国的经济情绪。<https://www.frbsf.org/research-and-insights/data-and-indicators/daily-news-sentiment-index/>

使用一个在15万个由主题专家标注的情感标签上微调的预训练RoBERTa模型来识别情感。

- 具体而言，它利用了基于术语的情感分析（TBSA）来学习ESG背景，该分析基于面向ESG方面的可持续性分类法。此ESG分类法是根据国际金融公司（IFC）的八项环境和社会绩效标准15以及六项公司治理方法论16参数定义的。（SandwidiBlaise, MukkolakalSuneer 2022）

问卷中心 问卷中心

- MALENA 提供尽职调查辅助功能，该功能使用户能够选择预定义的问卷模板，并直接从上传的文档中提取答案。此功能利用大型语言模型（LLMs）、提示工程和检索增强生成（RAG）技术，以识别相关信息，并为投资者生成附带来源引用的答案，从而节省时间并提高文档审查的准确性。

ESG风险术语情感分析 Sentiment Analysis

Name	Pos(+)	负 Neg(-)	负例百分比
供应商	19	0	
就业	14	1	7%
安全	9	2	18%
全球变暖	8	6	43%
可再生能源	8	0	
基于性别的暴力	7	0	
社会风险	7	0	
弱势劳动者	7	2	22%

问卷中心 Questionnaire Hub

问题 Question	玛尔纳娜回应	来源 Source
1.4 有任何是“是”的吗？是的。 国际可持续发展报告已经 采纳了以参考到该 可持续性倡议 报告，以符合2021年，以及 报告标准，如GRI，以及 披露。这表示，公司已经 采用了国际公认的可 持续性报告标准，并 制定了其可持续发展报 告。	玛尔纳娜回应 全球变暖 气候变化项目 披露。这表示，公司已经 采用了国际公认的可 持续性报告标准，并 制定了其可持续发展报 告。	来源 2022.pdf -p.3

IFC source: IFC

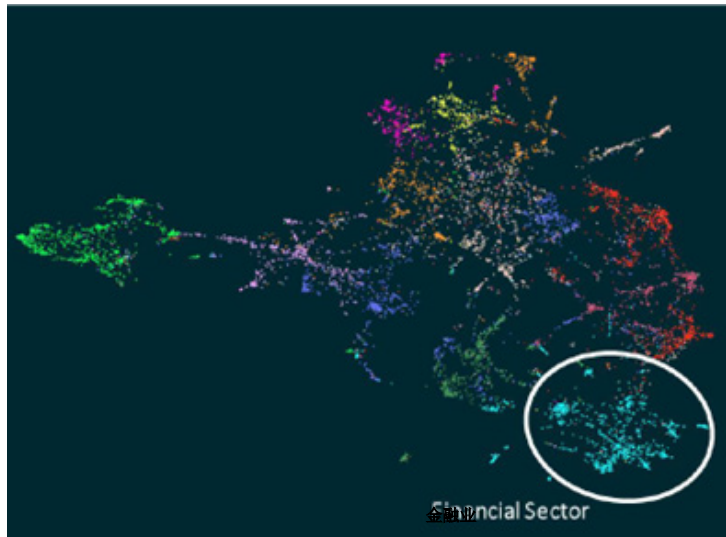
市场情报：聚类分析

聚类是根据数据点的特征进行分组的过程，其中同一聚类内的点彼此最为相似，且与其他聚类的点显著不同。这种技术的典型应用是公司聚类，用于识别新兴市场趋势和主题，或促进同组比较。

15 15 <https://www.ifc.org/en/insights-reports/2012/ifc-performance-standards> <https://www.ifc.org/en/insights-reports/2012/ifc-performance-standards> 16 16 <https://www.ifc.org/en/what-we-do/sector-expertise/corporate-governance/cg-methodology-tools> <https://www.ifc.org/en/what-we-do/sector-expertise/corporate-governance/cg-methodology-tools>

（见图4）一项研究表明，利用SEC 10-K文件中的业务描述进行公司聚类，能够识别出更紧密的同业公司，其聚类内的回报相关性高于按全球行业分类标准（GICS）定义的行业分组（Vamvourellis等人，2023）。另一种常见的应用涉及对新闻文章进行聚类，并利用主题建模技术提取新兴市场主题。一些资产管理公司每天处理数千篇新文章以捕捉投资主题，这些主题随后会与情绪分数和相关的股票列表等额外信息相结合，以提供更全面的市场洞察。¹⁸ 一项研究将这种方法应用于信用风险管理，表明新闻主题能提供关于中国公司债券发行人运营行为的洞察，并支持对公司未来三个月内的违约进行预测（Tang等人，2024）。

图4. 公司聚类：寻找相关公司



罗博思：2024年资产管理领域人工智能现状。

注意：每个小圆点代表一家公司，并根据全球行业分类标准（GICS）进行颜色编码。靠在一起的小圆点表示业务描述相似的公司群组。

¹⁷ 10-K是上市公司必须向美国证券交易委员会（SEC）提交的年度报告；它提供了关于公司业务、风险因素、财务和经营业绩的全面信息。¹⁸ 例如，参见贝莱德，主题投资，<https://www.blackrock.com/us/individual/insights/thematic-investing>。

预测市场因素

预测股市已成为学术界和工业界最受欢迎的人工智能应用。一系列人工智能技术，包括正则化线性回归、支持向量机、随机森林、深度学习（DL）以及最近的自然语言处理模型（LMs），都被用于预测。这些方法不仅利用了传统的时间序列数据，还利用了新闻和社交媒体等非结构化数据（Mailagaha Kumbure 等人，2022年）。例如，一家资产管理公司开发了一个系统化投资平台，该平台基于600多个股票选择信号，利用多种机器学习模型来生成 α 预测（BlackRock，2024年）。预测范围通常集中在每日或每月的预测上。这种短预测范围使得基于人工智能的预测更适合战术资产配置（TAA）过程，而不是战略资产配置（SAA）过程，特别是对于养老金和主权财富基金等长期投资者而言。

除了股价预测，人工智能方法也被用于预测一系列其他市场因素，包括波动性、债券回报、股市崩盘风险和市场制度转换。例如，一个量化投资组合策略团队应用Transformer模型来预测多周期一个月滚动波动性，并构建投资组合，显示出优于使用历史估计（LEZMI和XU 2023）的投资组合的表现。一项研究发现，非线性机器学习技术，如极端树和神经网络，在预测债券超额回报方面优于传统方法。它还强调，纳入宏观经济变量可以提高预测精度（Bianchi、Büchner和Tamoni 2021）。关于市场崩盘，一个股票量化策略团队探索了机器学习技术来预测高困境概率的股票，并表明这些信息可以通过在投资组合中排除它们来帮助跑赢市场回报（Swinkels和Hoogteijling 2022）。一项研究使用了随机森林算法来估计某些市场制度的概率，并构建制度转换风险平价投资组合，这些投资组合优于名义风险平价投资组合（Uysal和Mulvey 2021）。

人工智能驱动预测模型中最常见的挑战是过拟合和可解释性不足，从业者使用各种方法来缓解这些问题。为了增强预测模型的鲁棒性，他们通常采用集成方法，结合多个子模型的预测结果。基本的集成技术包括平均法、加权平均法和最大投票法，而高级方法则包括堆叠、装袋和提升（Nti, Adekoya, and Weyori 2020）。一项研究

对金融领域人工智能应用的文献综述表明，针对股价、绩效和波动率的预测/预测系统是主要的研究课题，其次是分类/检测/预警系统（Bahoo 等人，2024）。例如，2017年至2019年间关于深度学习在股市预测中应用的研究，主要集中在每日预测（蒋，2021）。

突出集成作为机器学习中唯一的免费午餐，类似于投资中的分散化影响（Swinkels和Hoogteijling 2022）。为解决AI模型的“黑箱”问题，通常采用可解释AI技术，例如Shapley Additive exPlanations（SHAP）（Swinkels和Hoogteijling 2022）。SHAP值显示了特征对模型预测的边际贡献。一项研究利用LLMs的推理能力来预测每周和每月的股票回报，并提供解释（Yu等人 2023）。

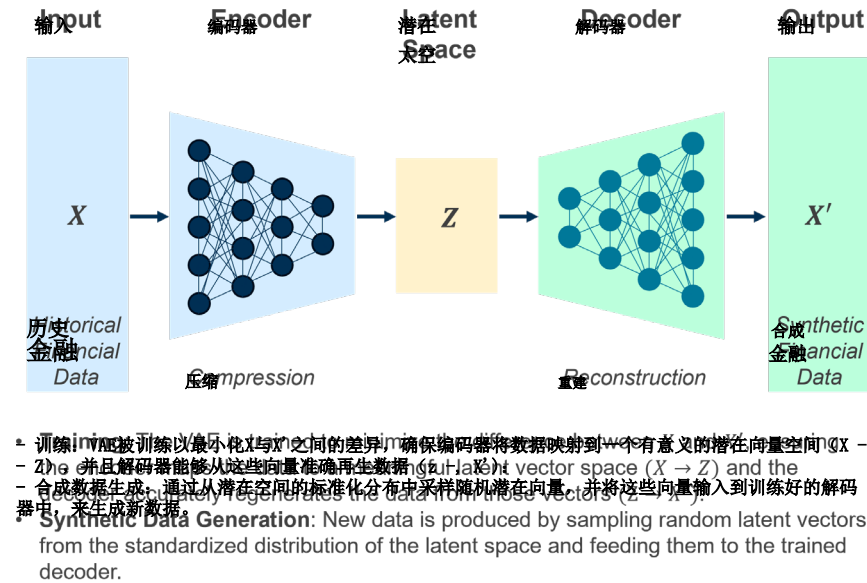
合成数据情景分析

通用人工智能（Gen AI）不仅用于文档和图像创建，还用于生成合成金融数据，该数据应用于市场情景分析。深度学习模型，例如生成对抗网络（GANs）、变分自编码器（VAEs）和扩散模型，学习非线性、稀疏、高维金融数据的结构，并生成保留关键真实世界模式的合成数据集。一项研究表明，VAEs为三个月TONA21期货生成了压力情景，其捕捉尾部事件的效果优于主成分分析（PCA）等线性模型。这些情景随后用于估计投资组合的险价值（VaR），提高了风险覆盖范围（Aoki、Shah和Viklund，2025）。Boier（2024）提出了一种灵活的情景生成方法，通过将大型语言模型（LLM）与生成模型相结合来实现。该过程涉及LLM将用户的查询（例如“生成COVID后年份相似的收益率曲线”）转换为JSON格式指定的历史时期。然后，该输入被生成模型用于产生与该时期相似的合成数据。

在使用合成数据时，稳健且持续的模式验证尤为重要，因为它可能引入与泛化能力、偏差以及现实世界性能下降相关的风险（金融行为监管局 2025 年）。英国金融行为监管局下的合成数据专家小组强调，真实数据与合成数据之间的统计相似性不足以确认模型的适用性，并引入了诸如 Train-Synthetic-Test-Real（TSTR）之类的验证方法，其中模型在合成数据上进行训练，在真实数据上进行评估。（见图 5。）

21 东京隔夜平均利率（TONA）是银行间拆借市场上无担保隔夜交易的日元利率。

图 5. 用于合成数据生成的变分自编码器 (VAE)



世界银行集团 世界银行集团

投资组合构建 投资组合构建

人工智能技术主要通过两种方式提升投资组合构建。首先，正如前文所述，许多研究人员和从业者利用人工智能来提高收益和风险预测的准确性。这些预测随后被用作传统投资组合收益和风险预测的关键输入，例如均值-方差优化（MVO）或风险平价等传统投资组合构建方法。其次，人工智能可用于开发替代性的资产配置方法，尽管实证证据有限（Bartram、Branke和Motahari，2020）。尽管如此，一种值得注意的方法是分层风险平价（HRP），它不需要收益估计。HRP利用聚类技术捕捉投资组合的分层结构。这种方法旨在创建一个比传统风险平价方法风险更低（Prado，2016）的多元化投资组合。

外部管理人员选拔 外部管理人员选拔

人工智能（AI）也可以作为替代方案或补充性定量评估工具，为管理者选拔过程增添价值。各种机器学习（ML）方法被用于识别具有正未来回报的共同基金或对冲基金，以支持基金选择（Fontanille等人，2020）。一项研究表明，将基金流量、总净资产、管理者任期、换手率等基金特征数据纳入其中的机器学习模型，有助于预测事前共同基金回报，并在扣除成本后产生显著的 α 值（DeMiguel等人，2023）。日本养老基金GPIF委托了……

人工智能研究机构将探索如何运用人工智能进行基金选择和监控。 为避免基金选择中的任意性和主观性，并减轻少数员工的工作量，他们开发了一个基于深度学习的模型，用于评估日本股票基金之间的相似性，并以更系统化的方式监控基金投资行为（Tajiri等人，2020年）。

交易执行 交易执行

人工智能（AI）可以提升最优交易执行策略的开发，特别是在电子化和算法化交易盛行的股票和货币市场。 例如，交易者可以使用AI选择最优的交易执行算法，其中AI根据订单属性（例如股票代码、交易方向、行业、规模和市值）、股票聚类以及实时市场状况（例如相对成交量、波动率和价差）预测并比较每种交易策略的交易成本（Cao 2023）。一个持有市场所有股票的少量股份的大资产所有者可以利用AI通过调整订单排序和时机来最小化市场冲击，从而提升整体表现（Turner 2023）。另一项研究表明，一个强化学习模型根据九只美国股票的限价订单簿数据推导出最优交易行为，其中七只股票的表现优于成交量加权平均价格（VWAP）策略（Ning, Lin and Jaimungal 2022）。

然而，更复杂和精密的模型，通常用于优化，却可能加剧与可解释性和鲁棒性相关的问题。随着模型复杂性的增加，如果结果变得难以解释、验证或复制，其实际价值可能会下降。例如，一家金融机构在2019年开发了一种基于强化学习的货币交易优化策略，但在2023年，它转而采用了一种更简单但更鲁棒的交易策略（Parsons 2023）。该机构发现向客户解释模型性能很困难，并最终得出结论，使用更简单的模型也可以获得类似的结果。这一经验与我们采访的量化投资者的见解一致，他们强调最先进的模型并不总是最有效的。因此，理解模型复杂性与其性能之间的权衡至关重要。

资产管理领域的AI应用案例正持续演变并扩展到各个职能部门。 在回顾了这些发展之后，我们现在转向实施问题。将前景广阔的AI应用转化为安全、有效且可持续的实践方式，需要一个连贯的机构框架。下一节将探讨公共部门负责任地采用AI所必需的条件。

22 22 最常见的执行算法包括 POV（成交量百分比）、VWAP（成交量加权平均价）、TWAP（时间加权平均价）、流动性寻求、到价成交以及加权平均价等。详情请参阅 <https://www.cfainstitute.org/insights/professional-learning/refreshers-readings/2025/trade-strategy-execution>。

3.3. 负责任的AI 采用

机构层面的负责任AI采纳意味着从早期的实验和基础AI认知，发展到可扩展、值得信赖且运营有效的AI应用。本章并非将AI采纳视为一项技术部署练习，而是将其框定为一种机构能力挑战，这种挑战受到治理成熟度、组织准备度、风险管理能力以及数据、基础设施和人力资本等基础条件的塑造。

人工智能的采用环境及相关实施挑战可能因公共投资者而异，包括中央银行、主权财富基金和公共养老金基金，这反映了机构使命、治理结构、监管监督和风险承受能力的差异。

指导和分析主要来源于实证结果以及国际清算银行（BIS）关于机构经验的记录，这些经验由国际清算银行（BIS）关于机构经验的记录、国际清算银行（BIS）伊尔文·费雪委员会（IFC）调查（BIS IFC 2025）以及国际清算银行（BIS）风险管理咨询组（BIS CGRM）2025年发布的聚焦治理的分析报告提供。这些来源共同为理解公共金融机构中人工智能（AI）带来的机遇和风险提供了坚实的实证和政策相关基础。

3.1. 为什么负责任的AI采用

对于公共机构而言，人工智能已不再是小众创新。它正成为一项核心能力，能够实现更快的分析和自动化，并推动跨部门的数据驱动决策。然而，正是人工智能的强大特性，在缺乏适当治理和控制时，也会引入新的、独特的风险。

人工智能引入了与传统技术或数字化不同的风险。在有偏见或不完整数据中训练的模型可能产生误导性或带有偏见的结果。人工智能的“黑箱”系统可能难以解释为何会做出特定决策。模型可能会随时间推移而逐渐变得不可靠。网络安全风险使人工智能模型面临数据或模型被操纵的可能性。在公共部门背景下，这些风险不仅影响效率；它们还会损害法律合规性、政策公信力以及公众信任。

对于受长期信托责任委托且需承担公共问责制及面临更严格监管审查的公共投资者而言，人工智能不能被视为一项竞争性技术，而应视为一场竞争性技术竞赛。与私营公司不同，公共投资者必须循序渐进地采用人工智能，并使其与机构的风险偏好和法定义务相一致。在此背景下，负责任的AI应用本质上具有阶段性：首先加强基础建设，然后谨慎进行试点，并选择性地扩大规模。

因此，负责任的AI应用最佳的理解应是一种机构转型，而非技术项目。在此背景下，“负责任的”AI意味着确保明确的治理、问责制、数据管理、法律和伦理保障，以及嵌入整个AI生命周期的有效风险管理，涵盖从用例选择和设计到部署、监控和退出的全过程。实现这种平衡需要一体化的治理、强大的数据和网络安全基础，以及对人员、流程和组织文化的可持续投资，并辅以持续监控和透明度，以适应技术和监管要求的变化。

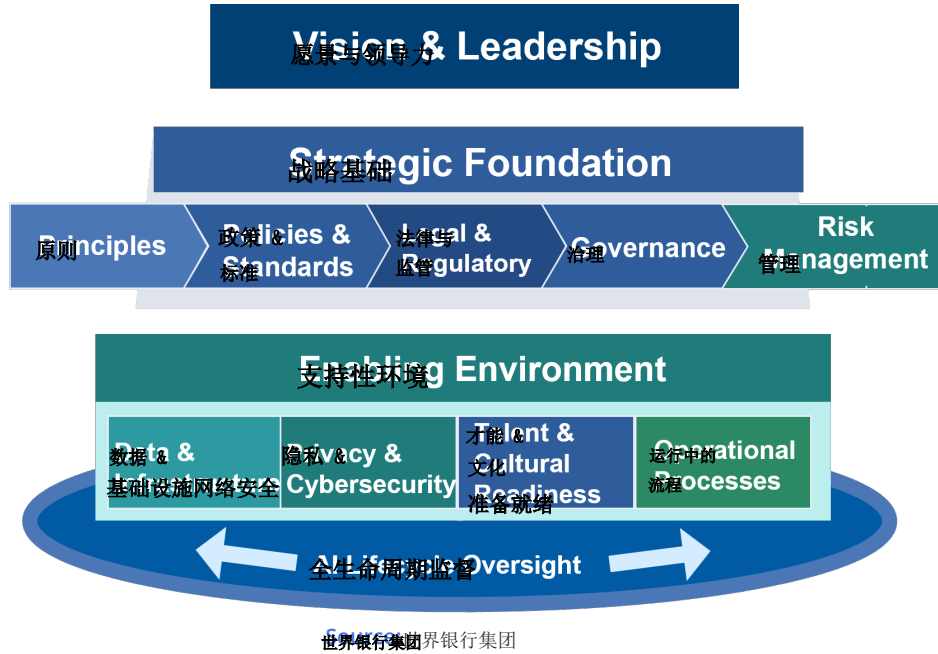
这次转型是一场始于基本认知和实验的旅程。这场转型之旅将逐步发展为成熟、合乎道德且可持续的AI应用。如今，许多机构已经具备AI认知，但尚未达到AI就绪的状态。AI认知是指机构开始熟悉AI概念、尝试使用工具并在员工中建立基础AI素养的阶段。虽然这个阶段对于学习和探索很有价值，但它并不一定表明该机构已准备好在关键任务环境中部署AI。相比之下，AI就绪状态则要求机构具备相应的能力：需要制定正式的AI战略、明确决策权、建立分级风险治理路径、具备数据治理成熟度、拥有基础设施、掌握相关技能、具备风险管理能力，以及对运营全生命周期进行监督。做出这种区分有助于机构设定现实的预期，优先发展相关能力，并在适当的保护措施到位之前避免过早采用高风险的应用场景。

这一旅程由三个相互关联的基石（如图6所示）来引导。

- 愿景与领导力，确立AI倡议的目标、战略方向和问责制。
- 战略基础，将领导意图转化为可执行的原则、政策、治理实践、监管协调和风险管理；
- 赋能环境，确保拥有必要的技术基础设施、安全、技能和组织文化，以负责任的方式落地AI。

这些基本构件共同使机构能够利用人工智能的益处，同时维护信任和机构责任。

图6. 负责任的人工智能采用框架



3. 2. 愿景与领导力

战略方向 战略方向

缺乏明确的机构AI愿景，导致采用往往碎片化，从而引发重复工作、风险处理不一致、投资优先级问题，以及AI在决策中整合的挑战。考虑到技术的快速发展和对AI（包括生成式AI）日益增长的期望，这些问题尤为突出。

BIS CGRM正式承认缺乏明确的AI战略是一项重大战略风险。它指出，如果没有战略清晰度，AI应用可能会以与机构目标、风险偏好和问责制框架不一致的方式发展，从而增加法律、道德、运营和声誉方面的风险敞口（BIS CGRM 2025）。

来自IFC调查的调查证据支持了这一事实，该调查发现，许多人工智能计划往往起源于部门或团队层面，通常由本地实验驱动，而非机构范围内的整体战略（BIS IFC 2025）。虽然此类实验可以产生宝贵的学习经验，但它也给负责监督、优先排序和风险评估的治理机构带来了挑战。

因此，机构性AI愿景发挥着基础性战略控制的作用。它将人工智能定位为不仅是一项技术倡议，更是支持该机构使命、法定职责和核心价值观的战略能力。

一个清晰明确的AI愿景有助于在多个关键维度上建立清晰度：

- **目的与治理** 明确为何采用人工智能以及哪些 为什么正在采用人工智能以及哪些它所支持的制度目标。
- **管理边界**：人工智能的使用被允许、限制或禁止的范围。
- **人类监督与问责** 人类监督的预期作用 人类监督的预期角色以及决策责任以及以及
- **利益对齐** 人工智能采用如何符合法律义务和伦理 采用如何与法律义务和道德规范相一致标准以及广泛的公共利益考量。

除定义目的和治理边界外，机构还可以从阐明人工智能如何创造可衡量的机构价值中获益。这通常涉及确定人工智能能够产生最大影响的优先领域。

领导承诺、决策权与利益相关者参与

领导层参与是那些保持试点模式与那些实现AI使用可控扩展的机构之间一个关键的区别。IFC的调查证据表明，拥有明确高级别参与的机构更有可能正式化AI治理流程并分配资源用于监督（BIS IFC 2025）。

因此，强有力的领导承诺对于将AI战略转化为行动至关重要。 这种承诺体现在明确界定的决策权、问责制和行政支持上。自上而下的框架传递出机构的优先级，并明确谁有权批准、升级和承担AI相关决策的责任，而跨职能的参与则确保AI计划保持运营层面的实际基础，而非各自为政。有效的利益相关者参与应贯穿始终。

- **业务与政策职能** 业务与政策职能。风险管理、合规与内部审计 • 风险管理、合规与内部审计。法律、隐私与网络安全 • 法律、隐私与网络安全 • 技术与运营 技术与运营

有效的利益相关者参与需要商业/投资职能与技术/IT之间具有特别强的协同和对齐及伙伴关系。 AI优先事项必须共同定义，而不是按顺序移交。商业和投资团队阐明价值目标、受托责任考虑和风险承受能力；技术团队定义架构可行性、数据集成需求、安全约束和可扩展性影响。这些职能之间的所有权碎片化是导致AI计划停滞、投资错位和治理崩溃的常见原因。因此，可持续的AI采用取决于商业和技术领导者之间的清晰、共享的责任。

3.3. 战略基础

需要建立战略基础，以将负责的AI应用领导意图转化为一致且可执行的操作实践。在实践中，它由六个相互依存的要素组成：AI原则、机构AI政策与标准、法律法规合规、治理、生命周期监督和风险管理流程。这一战略基础的目标是提供一个机构机制，通过该机制，道德价值观、法律义务、治理和风险考量能够贯穿整个AI生命周期，从用例选择到系统设计、部署、监控和退役。

3.3.1 人工智能原则

机构AI原则阐述了人工智能使用的基本价值观和界限，并界定了组织在人工智能部署方面的道德期望，例如公平、透明、稳健、安全、问责制和人类监督。AI原则本身并不强制执行要求，而是提供基本的价值框架，为政策设计、治理选择和风险容忍度提供指导。

实践中，人工监督意味着AI生成的输出需要经过指定人员的审查和验证，才能用于影响重大决策。例如，AI系统可能会生成市场洞察，检测投资组合敞口的异常，或标记潜在的风险限额违规。在这种情况下，人工分析师或风险管理人员会审查输出结果，评估其可靠性和背景，并确定是否需要采取任何操作或政策行动。这种“人在回路中”的方法确保AI支持分析流程，同时问责制和最终决策权仍由人类决策者掌握。

国际上，经合组织关于人工智能的原则²³强调，人工智能系统应当公平、透明、稳健、安全且可问责，为值得信赖且以人为本的人工智能标准设定基准。这些原则于2019年被经合组织成员及伙伴国家采纳，为人工智能战略和监管方法提供了指导。

²³ 23 各国运用经合组织的AI原则及相关工具来制定政策并创建AI风险框架，为不同司法管辖区的全球互操作性奠定基础。欧盟、美国、联合国及其他司法管辖区在其立法和监管框架以及指南中，运用经合组织对AI系统及其生命周期的定义。这些原则、定义和生命周期都是《经合组织关于人工智能的建议》（经合组织2024年）的一部分。

3.3.2. 机构政策与标准

AI原则必须转化为明确的制度要求，以规范日常运营、决策和系统设计。这体现在机构为确保员工和组织都具有可执行要求的AI政策与标准之中。这些要求明确了可以使用何种AI、数据如何收集和处理、需要何种文档及可解释性、人类监督如何应用，以及伦理和法律考量如何嵌入系统采购、开发与部署之中。这些政策与标准确保所有AI部署都经过正式流程，而非“非正式”的实验过程或由供应商主导的采用。相反，它确保AI的引入和部署是以一种完全可审计、受控的方式进行的，并与机构的义务保持一致。

3.3.3. 人工智能法律与合规

负责任的人工智能使用还要求在公共金融机构内部严格遵守法律法规义务；这包括规范人工智能系统设计和使用的外部法律、标准和监管指南，并落实问责制。

监管发展现已成为人工智能战略的核心驱动力。2024年IIF-EY人工智能/机器学习年度调查（IIF和EY 2025）报告称，73%的金融机构现在将监管发展视为其人工智能战略的关键驱动力，这一比例较2023年的57%有显著提升。被提及的主要关切包括模型可解释性有限、对先进技术的监管限制以及人工智能系统日益增长的复杂性。

从合规角度看，机构需持续关注并遵守适用的新兴法规和框架。其中最值得注意的是欧盟的《人工智能法案》（EU 2024），该法案将于2024年实施，引入了基于风险的框架，并规定了治理、透明度、文档记录以及人类监督和监控方面的义务。与此同时，美国国家标准与技术研究院（NIST）的《人工智能风险管理框架》（NIST 2024）和经济合作与发展组织的《人工智能原则》（OECD 2024）为机构提供了结构化的参考基准，帮助其解读监管预期，并将法律义务转化为运营要求。

为确保合规，法律与合规团队应尽早参与人工智能计划，特别是在数据来源、模型透明度、可审计性和文档方面。与监管机构的持续对话同样重要，因为人工智能能力和监管预期都在不断发展。

3.3.4. 人工智能治理

法律法规要求只有在得到健全的人工智能治理支持时才有效，这种治理需清晰界定人工智能全生命周期中审批、监督和执行的职责。人工智能治理提供了将领导意图、伦理原则和监管义务转化为实际操作的制度机制，同时管理关键风险，包括偏见、数据保护与隐私问题、有限的可解释性、模型漂移和滥用，不论系统是内部开发还是外部采购。将人工智能投资、风险控制与资源配置与机构目标和风险承受能力相一致，将带来有效的治理，在明确界定的边界内提升透明度和问责制，同时促进创新。

尽管人工智能治理的重要性日益得到认可，但机构在其实施组织方面常常面临实际挑战。将治理原则付诸实践需要就权责分配、根据不同风险等级进行监督的适度应用，以及将人工智能治理融入现有机构框架做出审慎的决策。这些考量对于确保治理在人工智能应用从试点项目转向核心运营功能的过程中保持有效至关重要。

人工智能治理必须保持动态，以应对技术进步、新兴风险以及不断变化的监管环境。它应具有适应性和迭代性，以健全的监管基础为根基，并得益于企业、风险、技术、法律和政策相关方的协作。将人工智能治理视为一个持续的过程而非一次性举措至关重要。采用以持续学习、早期风险识别和多学科合作为特征的适应性迭代方法，始终能比僵化模式带来更好的成果。

体现这种适应性方法，世界经济论坛和个人数据保护委员会（2020年）（世界经济论坛2020年）强调了迭代式、基于实践的治理的重要性，这种治理得到实际用例测试和持续评估的支持。这使机构能够通过实施经验来完善人工智能应用，在创新、安全防护和更成熟的治理框架演进之间取得平衡。

第六箱探讨了将这些治理原则转化为具体的制度结构，重点在于治理模式、监督机构以及人工智能治理的整合，而非建立平行框架。

第六箱：人工智能治理结构与机构整合 第六箱：人工智能治理结构与机构整合

没有单一的AI治理结构适用于所有机构。有效的治理必须反映机构的目标、对AI使用的明确风险偏好、监管环境以及AI成熟度水平。与其他治理安排一样，机构需要设有明确定义的委员会和决策机构，这些机构应在战略、战术和运营层面运作，并具有明确的角色、职责和升级路径。缺乏这种清晰度，AI项目将面临碎片化、监管不一致以及责任不清的风险。

这些选择应尽早处理，从AI用例的摄入阶段开始。早期治理参与，在开发或部署之前。早期治理参与确保与机构目标一致，明确风险预期，并防止在生命周期后期进行昂贵的返工或补救。

1. 治理模式：集中式、分散式和混合式

AI治理模式通过界定AI决策的权力和问责归属，决定了决策如何制定以及风险如何控制。

集中式模型将监督权集中于单一企业内部的一个高级别机构（例如人工智能指导委员会或卓越中心）。这些模型有助于促进一致性、统一的风险控制以及明确的责任归属，并且通常非常适合监管严格的环境或处于人工智能应用初期的机构。

- 分散式模式将责任分配到各个业务单元，从而实现灵活性和更快的创新。然而，如果没有强有力的协调机制，它们可能导致监管碎片化、风险管理不均以及原则应用不一致。

混合模型在实践中日益广泛采用，将集中式原则、标准和风险分类与分布式执行相结合。这种模式允许治理与风险成比例地扩展，对高风险用例应用更强的控制，同时保持机构的灵活性和创新能力。

2. 人工智能全生命周期中的监管机构与职责

实施人工智能治理需要明确界定的监督机构以及明确指定哪些委员会或职能机构在各个机构层级上审查、批准和监控人工智能计划。

- **战略层面：高级委员会或执行赞助商设定方向、批准政策并界定风险偏好。**

- 战术层面：跨职能团队审查拟议的AI用例，进行初步风险筛查，并在资源投入前确定适当的治理路径。
- 运营层面：执行和控制功能通过具体的控制、监控、文档和报告来落实治理决策。

3. 将治理融入现有制度框架

可持续的AI治理在嵌入现有制度框架时最为有效，这些框架包括企业风险管理、合规、数据治理、信息技术和网络安全以及内部审计。将AI治理嵌入这些结构可以强化问责制、避免重复，并允许治理成熟度随着制度能力的提升而逐步演进。巴塞尔银行监管委员会（BIS）的分析一贯表明，将AI治理融入既定框架，而不是创建平行的治理体系，能够增强一致性、监管信心和长期可持续性。（BIS 2023）

3.3.5. 人工智能风险管理

AI风险管理通过提供结构化的流程和控制措施来落实治理、原则、政策及监管合规，从而识别、评估、缓解和监控AI系统特有的风险，包括偏见、网络安全、漏洞、模型漂移和决策不透明。

美国国家标准与技术研究院人工智能风险管理框架（NIST 2024）提供了一种结构化、基于生命周期的管理方法，以应对在设计、开发、部署和监控阶段中出现的这些风险。该框架强调了机构能力建设的重要性，包括治理机构、影响评估以及持续的性能监控。

实践中，实施人工智能风险管理通常涉及结构化流程，例如针对拟议人工智能用例的准入筛选、风险分层框架以及持续监控和再验证机制。准入筛选使机构能够在开发或部署前评估拟议的人工智能应用，评估诸如用例关键性、潜在影响、数据敏感性以及与机构指令的一致性等因素。基于此评估，人工智能应用可能被划分为不同风险等级，高风险系统将受到更严格的治理要求，包括模型验证、可解释性审查，以及经指定监管机构的批准。一旦部署，人工智能系统通常需要持续

监控和定期再验证，以检测诸如模型漂移、数据质量下降或无意中产生的偏差等问题，这些问题可能随着运行条件或输入数据的变化而出现。

在公共领域，算法决策可能实质性影响个人、市场或公共结果，因此，健全的风险管理对于确保可解释性、比例性和问责制至关重要，包括防范非预期后果的准备。

除人工智能风险管理框架外，机构具备识别特定人工智能威胁的能力至关重要。针对人工智能系统的对抗性风险已超越传统网络安全问题。这些问题包括数据中毒、模型操控、提示注入、模型反演以及生成能力的滥用。例如，麻省理工学院人工智能系统对抗性威胁格局（MITRE ATLAS 2023）²⁴ 提供了这些威胁的结构化分类，使组织能够将通用风险类别转化为人工智能生命周期中的具体威胁场景和控制措施。

通过使用MITRE ATLAS并结合NIST AI风险管理框架，组织可以系统性地对威胁进行建模，设计更好的控制措施，并增强其预见、预防和应对AI特有的安全和滥用风险的能力。

人工智能（AI）特定风险的本质及其对治理和控制设计的影响总结于框7。

框7：为何AI风险与传统网络安全风险不同

传统的网络安全框架侧重于保护系统、网络和数据免受未经授权的访问、中断或破坏。虽然这些担忧对人工智能系统仍然相关，但人工智能引入了独特且额外的风险因素，这些风险因素超出了传统的网络威胁。

人工智能系统不仅基础设施层面存在漏洞，数据与模型层面也存在漏洞。数据投毒、模型反演和训练数据操纵等攻击，可以在不突破网络安全防御的情况下，破坏系统行为。

2. AI系统可能被故意滥用或挪作他用，尤其是在生成式模型的情况下，即使系统按设计运行，也可能导致声誉、法律或社会方面的损害。

24

麻省理工学院（MITRE）是一家非营利性运营机构，负责管理联邦资助的研究与发展中心（FFRDC）。
美国政府

3. AI风险会随时间演变；模型性能可能下降，偏见可能产生，且通过反馈循环、数据分布变化或与用户的交互，可能出现非预期行为。

这些特性意味着，AI风险不能仅通过传统网络安全控制来完全应对。有效的AI风险管理应与用例的关键性相称，并嵌入现有的企业风险管理及网络安全框架之中。它应包括明确的升级路径、明确的问责制以及定期的审查周期，以确保随着AI系统的演变，控制措施保持有效。将AI风险管理视为一个持续的过程，而不是一次性的合规练习，对于维持信任和促进负责任、可扩展的AI应用至关重要。

例如 NIST 人工智能风险管理框架（NIST 2023）以及 MITRE 人工智能系统对抗性威胁图（MITRE ATLAS 2023）等框架，为机构提供了结构化、可操作的工具，以应对这些特定于人工智能的挑战。

AI原则、机构政策、法规合规、治理和风险管理应作为一个连贯且整合的框架来运作。原则定义了可接受AI使用的价值观和界限，政策将这些价值观转化为操作要求，法规确立了具有约束力的法律义务，治理分配决策权与问责制，而风险管理通过控制、监督和持续监控整个AI生命周期来实施这些例外。将这些功能孤立处理会导致碎片化、低效和机构风险。综合方法则能提升敏捷性，维护公众信任，并促进负责任、可扩展且可问责的AI应用。

3.4. 人工智能应用的支持环境

一个强大的战略基础确立了原则、政策、治理结构和风险管理安排，这些对于负责任的人工智能应用至关重要。但这并非充分条件。这些框架必须有支持性的环境作为支撑，该环境允许机构将治理决策付诸实施，实施控制措施，并在实践中持续使用人工智能。跨中央银行和公共金融机构的经验表明，人工智能计划主要失败或停滞，并非由于缺乏兴趣或用例想法，而是因为基础机构条件，如数据准备情况、基础设施、技能和运营流程等发展不足。

方框8和方框9中的案例研究说明了这一点：

- 盒子8总结了近期央行经验中的主要发现，这些发现基于IFC调查（BIS IFC 2025）记录的调研证据和运营经验。这些发现突出了央行最常提及的限制、风险和权衡。这些发现和诊断说明了为何AI的采用在不同机构间仍不均衡，以及为何仅靠技术能力不足以有效引入和使用AI。

- 盒子9展示了英格兰银行的机构人工智能战略（英格兰银行2025），将其作为公共金融机构如何通过更广泛的数据和分析转型中嵌入人工智能、加强治理和伦理保障，并同步投资于技术与人才及能力建设来应对常见采纳挑战的一个实例。

这些案例研究共同强化了核心信息：**负责任且可扩展的人工智能（AI）应用不仅取决于稳固的战略基础，还取决于一个协调的赋能环境。**该环境建立在一系列相互强化的赋能因素之上，这些因素将在后续章节中讨论。

- ~~数据和基础设施~~基础设施

- ~~隐私与网络安全~~安全

- ~~天赋与文化准备~~准备

负责任地实施人工智能

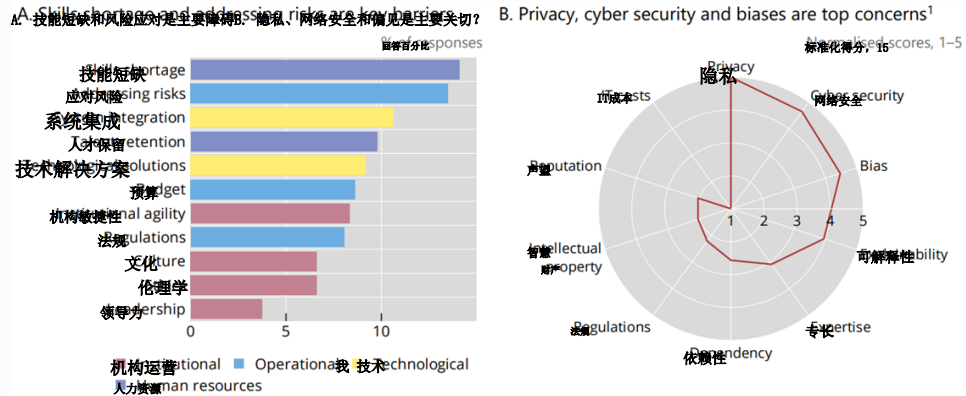
框8：机构制约因素塑造央行对人工智能的采用

背景与目标：国际清算银行通过其艾尔文·费雪委员会（IFC）开展了一项全面调查，旨在记录各国中央银行在实践中如何运用人工智能（AI）和机器学习（ML）。其目标是超越概念性讨论，捕捉真实的机构实践经验。

所做工作：该调查涵盖近60家中央银行，并考察了人工智能的应用案例、治理安排、感知收益及实施情况，涵盖统计、监管、研究和运营职能。

关键障碍：跨机构来看，技能短缺和风险管理能力不足是人工智能应用中最常被提及的障碍，这反映了不仅技术专长方面存在局限，而且在监督、验证和负责任地治理人工智能系统方面的能力也存在局限。其他障碍包括系统集成挑战、人才保留和传统技术限制。

强调将人工智能嵌入复杂、关键任务环境中的困难。机构因素，如组织敏捷性有限、领导力准备不足以及未解决的伦理考量，也持续作为结构性障碍。



我标准化分数从1到5 (1 = 不确定; 2 = 不重要; 3 = 轻微影响; 4 = 中等影响; 5 = 高度影响)。

来源: BIS IFC 2025 来源: BIS IFC 2025

主要关切: 各国央行持续将隐私、网络安全和偏见视为面临的最具影响的风险。这些关切紧接着可解释性挑战、机构专业知识的差距以及对外部技术供应商的依赖，这表明AI的挑战远不止实施层面，还延伸至持续的监督、透明度和问责制。

迄今为止，BIS的经验表明，人工智能（AI）和机器学习（ML）的应用案例已带来了相当大的好处，包括更准确的预测、更快的分析以及监管有效性的提高。预测准确性与可解释性之间的权衡仍然是一个关键挑战，其中高度复杂的模型往往充当“黑箱”，限制了透明度，增加了偏见检测的复杂性，并削弱了与政策制定者和公众的沟通。此外，生成式人工智能（Gen AI）和大型语言模型（LLMs）的出现带来了特定风险，例如模型生成自信但事实错误的结果，即所谓的“幻觉”。这些特点强化了在整个AI生命周期中需要人类监督和结构化治理的必要性。

框9：英格兰银行：机构人工智能战略与治理框架

2025年8月，英格兰银行发布了一份独立的文件——《本行的人工智能（AI）战略》，概述了其计划如何在机构内部应用人工智能。该战略界定了人工智能的采用如何支持本行的使命，即在维护货币和金融稳定的同时，确保在中央银行运营环境中落实问责制、透明度和人工智能的合乎道德使用。《本行的AI战略》阐述了一项使命，即在组织内实现人工智能的安全、合乎道德和有效使用，并由一项机构愿景作为支撑，即所有员工，无论其职位如何，都应被赋予使用人工智能工具和服务的权力，以在工作中取得卓越成就。该战略明确被视为本行整体数据与分析（D&A）战略和基于云的企业数据平台计划的一部分，为更广泛的分析创新奠定了基础。

该策略概述了

一套AI指导原则（“可信赖”框架），用以塑造AI系统如何精准定位、值得信赖、易于理解、安全可靠、经过测试、符合伦理且持久耐用。

- 包括提升生产力、负责任且有效地使用人工智能、协作与学习，以及让全体员工广泛使用人工智能工具在内的五项战略目标。
- 为落实这些目标制定详细的优先事项，例如为员工提供人工智能（AI）访问权限、鼓励实验、制定治理框架，以及投资人才和技能。
- 在全行人工智能治理委员会下，建立一套正式的人工智能治理框架，该框架明确技术及非技术人员的职责，嵌入风险管理流程，并强调伦理监督。

“TRUSTED”框架中的AI原则

T	准确的	我们专注于具有明确商业目的的人工智能解决方案。那与我们的使命相关并能带来我们能明确阐述的益处。
R	可靠	我们专注于高性能的可靠AI解决方案。标准和基于高质量数据。
U	理解了	我们理解我们所实施的AI解决方案的行为。其预期用途的背景，记录相关细节包括可能适用的限制。
S	安全	我们实施安全的AI解决方案，以保护数据、系统和它们。保护用户免受未经授权访问篡改或误用的风险。

T	已测试	我们实施了经过严格测试的AI解决方案,用于 以确保其技术标准及其对人类行为的影响影响相关场景下的决策, 包括压力状况。
E	道德的	我们实施遵循基本治理的AI解决方案。原则, 包括有益、科学严谨、公平和包容、透明、安全, 以及合规、负责。
D	耐用的	我们专注于那些经久耐用, 即便在 也能保持有效的AI解决方案解决方案。不断变化的环境和使用模式模式。

主要挑战 主要挑战

- 遗留数据架构和集成限制：有效利用人工智能（AI）取决于一个更广泛的数据转型议程，以提升银行各职能领域的可访问性、质量和互操作性，从而支持高级人工智能（AI）能力。

赢得机构对人工智能驱动洞察的信任：该战略认识到，需要通过强调可解释性、基于原则的治理以及对负责任使用的清晰预期，来建立不同角色用户间的信心。

- 人力与组织变革：开发全面的AI技能课程、根据角色要求定制培训，以及吸引和留住AI人才被确定为需要持续投资和文化适应的持续挑战。

关键点 关键点

- 以战略为导向的采用是基础：AI的采用在嵌入更广泛的数字化转型战略中最为有效，而不是作为孤立的试点或临时的实验来追求。
- 道德与治理框架至关重要：明确的准则（例如TRUSTED框架）和正式的治理结构对于确保公共机构中人工智能的安全、透明和问责使用是不可或缺的。

包容性获取和劳动力发展驱动价值：为所有员工提供人工智能工具和技能，并在整个机构中嵌入人工智能素养和技能发展，有助于民主化创新和提升内部能力。

来源：英格兰银行。2025年。英格兰银行的《人工智能（AI）战略》。英格兰银行，2025年8月21日。
<https://www.bankofengland.co.uk/about/governance-and-funding/staff-codes-and-policies/the-banks-ai-strategy>

3.4.1. 数据与基础设施基础

数据治理 数据治理

人工智能的应用始于数据。每个模型的核心都要求结构化、可靠且管理规范的数据。没有这些，即便是先进的人工智能工具也可能产生有偏见、不可靠或无法解释的结果。对于中央银行和公共部门投资者而言，信誉、透明度和问责制至关重要，因此数据必须被视为战略资产进行管理。

大多数公共投资者在由遗留系统、碎片化架构以及多个内部和外部数据源塑造的复杂数据环境中运营。这导致了定义不一致、前后中台存在并行数据视图，以及持续依赖人工流程。这些挑战已经影响了报告和监督，并且当引入人工智能时会加剧。

已就绪的数据超越了传统的数据质量举措。它需要一致的定義、跨系统的集成数据、受控的访问权限，以及通过清晰的血缘关系和可审计性实现完全可追溯性。强大的数据治理框架确立了关于所有权、访问权限、质量控制、保留和问责制的正式政策。

例如 DAMA 数据管理知识体系 (DAMA 2024) 和 ISO/IEC 38507 (ISO 2022b) 等标准，定义了元数据管理、可审计性及机构一致性方面的最佳实践。类似地，NIST 人工智能风险管理框架 (NIST 2024) 也提倡将数据治理嵌入更广泛的人工智能监督中，以确保可追溯性、可解释性和公平性。

作为一项实际的初步措施，机构可以通过进行数据成熟度评估来获益，以评估数据质量、可访问性、标准化和跨组织壁垒的数据整合情况。对于公共投资者而言，这通常涉及评估投资数据、市场信息流、另类资产文件以及内部生成的研发和分析的一致性。

机构还应在依赖外部大型语言模型或供应商平台之前，优先考虑为内部分析用例做好数据准备。这将有助于确保内部数据治理和安全控制足够成熟。

基础设施 基础设施

除了治理和安全，人工智能的采用还取决于强大且面向未来的技术基础设施。人工智能的工作负载计算密集，需要可扩展的计算环境、高性能处理以及能够处理大量结构化和非结构化数据的、安全的数据管道。

人工智能准备的关键组成部分是现代化数据基础设施的可用性。人工智能准备的关键组成部分是现代化数据基础设施的可用性。

该技术使机构能够高效地存储、处理和管理大型多样化数据集。因此，许多组织正在投资可扩展的数据平台，例如云原生数据架构、数据湖和数据仓库环境。这些平台支持集成数据访问，同时提供元数据管理、数据溯源以及敏感信息受控访问的管理机制。重要的是，基础设施投资应与明确界定的机构用例保持一致，而不是完全由技术野心驱动。

计算能力是人工智能应用的关键推动因素之一。先进的AI模型通常需要高性能处理环境，包括能够处理密集型模型训练和推理工作负载的图形处理器（GPU）或张量处理器（TPU）集群。实时分析平台也越来越多地部署以支持支付监控、异常检测和监管分析等应用。这些能力使机构能够处理海量数据，并以现代金融运营所需的 *tốc độ* 产生洞见。

云计算在提供可扩展的计算能力和运营灵活性方面可以发挥重要作用。然而，数据主权、监管合规和第三方风险等方面的考虑会影响央行和公共金融机构采用云计算的速度。因此，许多机构追求混合架构，将公有云的可扩展性与敏感数据的本地控制相结合。IFC调查结果显示，超过40%的央行倾向于本地基础设施，而大约39%的央行正在测试基于云的解决方案（BIS IFC 2025）。

人工智能能力发展迅速，因此基础设施环境不能一成不变。机构必须持续推进其技术平台的现代化，以确保它们能够支持人工智能工作负载并发展分析能力。这包括升级IT平台以支持可扩展的人工智能处理，实施安全的应用程序编程接口（API）架构和集成层，使人工智能系统能够与现有运营平台交互，并建立用于人工智能模型受控部署的环境。在实践中，许多公共金融机构部署了大型语言模型的私有实例或混合环境，允许敏感的金融数据保持在受控的基础设施边界内。

虽然基础设施设计在保障安全可靠的AI部署方面发挥着重要作用，但与数据保护、网络安全和运营韧性相关的更广泛考量同样至关重要。这些方面将在下一节中讨论。

3.4.2. 隐私与网络安全

各国央行持续报告，隐私和网络安全风险是其采用人工智能（AI）时最关心的问题之一。IFC调查识别出隐私泄露、网络安全漏洞和模型滥用是限制人工智能部署的最主要实质性风险（BIS IFC 2025）。从一开始就实施隐私保护，并遵循“隐私设计”（privacy by design）原则，既是法律要求，也是道德义务。欧盟《通用数据保护条例》（GDPR）25要求数据最小化、合法处理和可解释性，而欧盟《人工智能法案》则引入了针对高风险人工智能用例的义务。

一些组织已采用联邦学习，以在不共享原始数据的情况下促进协作模型开发，从而支持隐私和数据主权要求。

除隐私问题外，人工智能系统在数据层面和模型层面都引入了新的网络安全风险。这些风险包括数据中毒、提示注入和模型逆向等威胁，这些威胁都对运营连续性和机构信誉构成风险。

有效的网络安全实践应贯穿人工智能生命周期的各个阶段，从数据摄取到模型部署。ISO/IEC 27001（ISO 2022a）和NIST网络安全框架（NIST 2024）等标准概述了保护基础设施、控制访问、加密数据以及应对事件的方法。

人工智能专用威胁情报，包括诸如MITRE ATLAS框架（MITRE ATLAS 2023）等资源，记录与机器学习相关的对抗性策略，并为防御系统设计和威胁建模提供指导。在此背景下，网络安全涉及主动识别和减轻潜在威胁。

3.4.3. 人才与文化准备

弥合人才鸿沟 弥合人才鸿沟

算法和人工智能数字基础设施的进步是关键组成部分，但仅靠技术是不够的。人员和流程都是确保人工智能成功应用的基本要素。

跨机构层面，人力资本约束始终是人工智能应用的主要障碍。

欧盟于2016年4月批准了《通用数据保护条例》（GDPR）；该条例于2018年5月25日生效。请参阅<https://gdpr-info.eu/>。

IFC调查显示，数据科学专业能力、人工智能治理能力和模型风险监督存在短缺，这些短缺比获取算法或计算资源更具约束性（BIS IFC 2025）。

这一发现与更广泛的跨行业证据相符。 BCG 2024年的研究表明，70%的成功的AI转型可归因于人员和流程方面的制度准备，其影响超过了技术（20%）和算法（10%）（Loh等人，2024）。这一观察结果对旨在负责任地利用AI的央行和其他公共部门组织具有重大意义：若缺乏在人才培养、组织文化和内部协调方面的战略投资，即便是先进的AI系统也面临被低效利用或误用的风险。

为做好准备，组织必须采取结构化的方法来发展人力资源。 为做好准备，组织必须采取结构化的方法来发展人力资源，该方法应既能提升广泛的机构素养，又能培养专业的技术专长。许多机构正在采用分层的AI素养框架来支持全组织的能力发展。这三个层级包括：

- **基础层面：为全体员工提供广泛的AI意识培训，以建立对AI概念、机遇和风险的共同理解。** 基础素养有助于员工理解AI和机器学习的基本原理，认识到诸如偏见和模型不确定性等局限性，并理解AI应用的伦理和治理影响。
- **应用级别：涵盖面向商业用户的实用AI工具和分析技能** 应用级别：涵盖面向商业用户的实用AI工具和分析技能，此级别专注于使研究、投资组合管理、风险管理、合规和运营等领域的专业人员能够负责任且有效地将AI工具整合到其工作流程中。
- **高级水平：此级别涵盖数据科学家、工程师和治理专家所需的专门技术培训，这些专家负责开发、验证和监督人工智能系统。** 该培训包括机器学习工程、模型风险管理、人工智能治理框架和伦理监督方面的专业知识。

除培养内部专业能力外，机构通常还通过基于伙伴关系的合作模式来增强其人工智能能力，包括与学术机构合作、与外部技术专家协作，以及参与同侪公共部门组织之间的国际知识共享网络。

这种结构化的能力发展方法不仅有助于提升技术能力，还能增强机构的敏捷性，改进人工智能工具的负责任使用，并提升组织在人工智能技术发展过程中的适应能力。

文化变迁 文化变迁

倡导负责任的AI文化应包含鼓励创新，并确保每个人都参与塑造AI应用方式，并对此负责。 建立基础素养，辅以正式且强制性的培训，确保员工具备负责任地使用AI所需的知识和技能。信任与透明至关重要；AI应被视为人类增强的工具而非替代，其能力、局限性和伦理原则应从一开始就融入其中。

3.4.4. 负责任地运用人工智能

将AI概念转化为实际操作需要一个纪律严明且结构化的实施方法。 组织通常专注于仔细选择早期使用案例，这些案例能展示明确的价值并呈现可管理的风险水平。

机构也可能通过绘制潜在的人工智能应用，来覆盖其投资和运营价值链，包括研究、投资组合构建、风险管理、合规监控和报告。与其追求广泛的实验，许多成功的组织优先考虑三到五个高价值的应用案例，其中人工智能能够带来可衡量的改进。早期应用通常包括生产力提升，例如总结收益电话会议、分析市场情报或自动化文档处理。

一旦确定了潜在应用，负责任的实施需要在进行解决方案跨组织推广之前，进行结构化的实验和治理控制。 通常，这涉及以下方面：

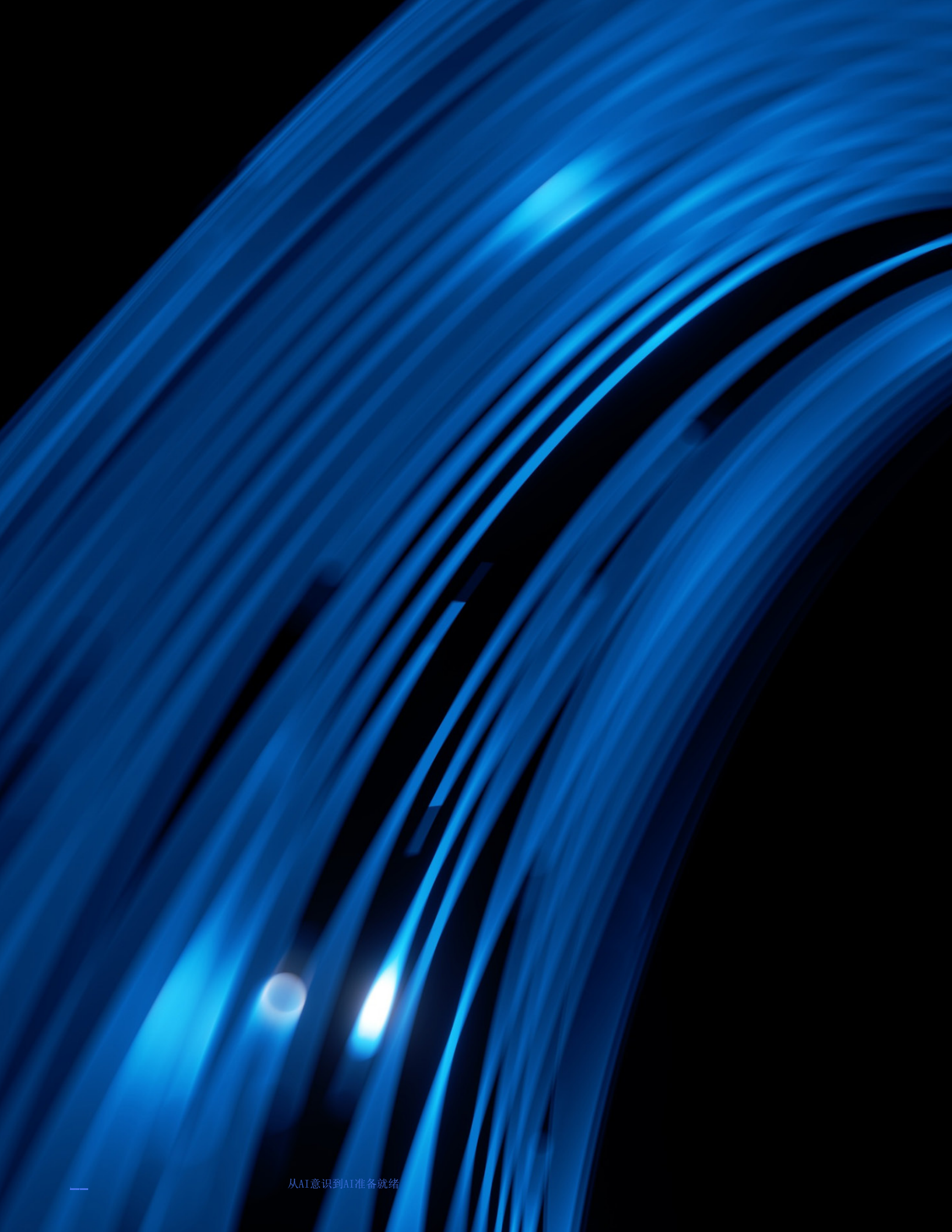
- 受控试点与沙箱测试，包括在受控环境中开展价值验证，以在向整个组织推广解决方案之前验证技术可行性、治理控制以及可衡量的效益
- 明确界定人类监督和升级机制，以确保人工智能输出始终受到机构问责。
- 记录假设、模型局限性和设计选择，以支持透明度和可审计性；以及
- 持续监控偏差、性能漂移和未预料到的后果。在整个AI系统生命周期中，持续监控偏差、性能漂移和未预料到的后果。这是负责任的AI原则在实践中变得可见的阶段，也是制度信任得到加强或削弱的阶段。

鉴于人工智能技术和监管预期正在迅速发展，负责任的AI应用部署应被视为一个持续的生命周期，而非一次性的部署练习。 机构应建立结构化的流程，以进行持续监控、模型验证、定期再训练，以及

绩效评估。定期的内部审查和独立审计有助于确保模型与机构目标、道德标准和监管期望保持一致。由于人工智能能力和风险将持续演变，机构应定期重新审视其人工智能战略和治理框架，以保持适应性和对新兴发展的响应能力。

一旦人工智能系统过渡到生产环境，机构必须建立持续监控和生命周期管理机制。模型应定期评估性能漂移、新兴偏见以及可能影响可靠性或公平性的数据分布变化。运营用户、数据团队和治理机构之间的反馈循环有助于完善模型，并确保系统与机构目标保持一致。

因此，管理人工智能模型的生命周期成为一项关键的操作责任。机构应建立模型版本控制流程、触发重新评估的性能监控阈值、再训练计划以及文档标准（例如模型卡或系统事实表）。这些生命周期管理实践——通常被称为机器学习运维（MLOps）——有助于确保人工智能系统在其部署过程中保持可靠、可审计，并与机构的治理标准保持一致。



4.4. 结论结论

人工智能的采用已不再是是否推进的问题，而是如何有效实施人工智能以实现最大影响。在过去的几年里，技术的飞速发展，特别是在生成式人工智能领域，为资产管理行业带来了兴奋感和紧迫感。全球资产管理公司正竞相采用人工智能以保持竞争优势。对于私募资产管理公司而言，采用人工智能的压力十分巨大，这源于竞争动态、降本压力以及对产生Alpha值的期望。

公众投资者，即使不是早期采用者，也需通过密切跟踪行业发展和加速机构层面的AI倡议来扮演早期跟随者的角色。同样的能力提升伴随着一套根本不同的制度利益。它们的使命超越了市场超额表现，涵盖了长期稳定和对公民或受益人的问责制。

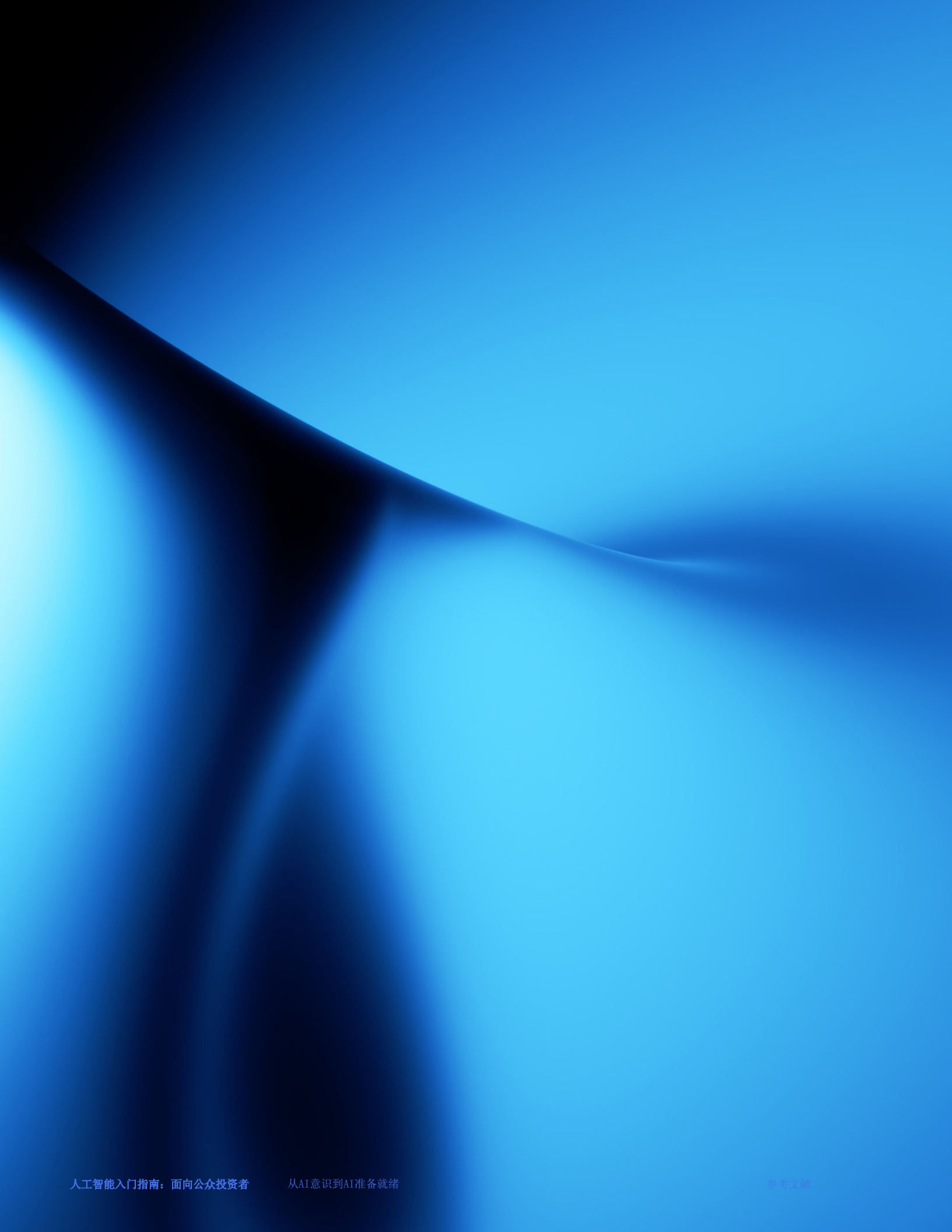
资产管理行业的用例范围突显了机遇的广度以及潜在影响的多样性。虽然人工智能可应用于投资、风险、运营和报告等各个职能领域，但从中获得的价值因机构环境的不同而有所差异。因此，有效的采用需要选择和优先考虑那些可扩展、相关且符合机构需求的用例，而不是追求由外部需求驱动的举措。

将机遇转化为可持续价值，需要愿景、雄心与执行之间有清晰的联系。治理、风险管理和运营流程必须与人工智能（AI）的采用同步发展。随着机构从提升人工智能意识转向构建人工智能准备状态，负责任地扩展人工智能的能力将取决于技术进步以及底层机构环境的人工智能成熟度。

这包括明确责任归属、嵌入全生命周期监管、强化数据与基础设施，以及促进跨职能协作。在很多情况下，有意义的进展将由强化使举措能够可靠且可持续地执行的条件所驱动，同时辅以严谨的扩张策略。

随着技术飞速发展，不断演变的监管预期将持续重塑人工智能格局。机构需要不断跟进并保持适应能力，将战略方向与严谨的实验和持续学习相结合。这需要技术能力，同时还需要在创新、控制、合规和韧性之间进行权衡的明智判断。

归根结底，其价值取决于其如何有效嵌入稳固的制度基础之中，同时守护着支撑制度授权的信任、韧性和完整性。



参考文献 参考文献

Aoki Minoru, Hashim Shah 和 Joel Viklund. 2025. “假设市场数据场景生成——运用生成式AI”。日本野村研究所 (NRI), 2025年8月4日. https://www.nri.com/en/knowledge/report/20250804_1.html.

巴胡、萨尔曼、马可·库库莱利、乔阿纳·戈加和贾辛娜·蒙多洛。2024年。“金融中的人工智能：基于文献计量和内容分析的全面综述。”SN商业与经济4 (23)。 <https://doi.org/10.1007/s43546-023-00618-x>

白格、阿米尔·巴伊格、维克·索霍尼和泽维尔·吕埃尔。2024年。“解锁银行技术价值：投资者视角”。麦肯锡公司, 2024年10月23日. <https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/unlocking-value-from-technology-in-banking-an-investor-lens>

巴特拉姆 (Bartram, Söhnke M.)、布兰克 (Jurgen Branke) 和莫塔哈里 (Mehrshad Motahari)。2020年。“人工智能在资产管理中的应用。”CFA协会研究基金会. <https://www.cfainstitute.org/sites/default/files/-/media/documents/book/rf-lit-review/2020/rflr-artificial-intelligence-in-asset-management.pdf>.

BCG。2024年。“人工智能与下一波转型浪潮：全球资产管理报告”BCG (波士顿咨询集团)。 <https://www.bcg.com/publications/2024/ai-下一波转型浪潮>。

比安奇, 丹尼尔, 马蒂亚斯·布赫纳, 和安德烈亚·塔莫尼。2021。“基于机器学习的债券风险溢价。”《金融研究评论》34 (2): 1046 - 89。

BIS. 2024. “人工智能在中央银行的应用。 <https://www.bis.org/publ/bisbull84.htm>

BIS CGRM. 2025. 中央银行人工智能应用治理。国际清算银行 (BIS) 风险管理咨询组 (CGRM)。 <https://www.bis.org/publ/othp90.pdf>.

BIS IFC. 2025. 中央银行人工智能的治理与实施。BIS IFC. 2025. 中央银行人工智能的治理与实施。IFC报告第18号, 国际清算银行 (BIS), 艾林沃斯·费雪委员会 (IFC) IFC报告第18号, 国际清算银行 (BIS), 艾林沃斯·费雪委员会 (IFC) 调查. https://www.bis.org/ifc/publ/ifc_report_18.pdf. 调查. https://www.bis.org/ifc/publ/ifc_report_18.pdf.

BIS 创新枢纽。2024年。“盖亚计划：利用生成式人工智能进行气候风险分析”。国际清算银行 (BIS) 创新枢纽. <https://www.bis.org/publ/othp84.htm>.

贝莱德。2024。增强型投资管理。访问于2025年8月11日。 <https://www.blackrock.com/ca/institutional/en/insights/investment-actions/augmented-investment-management>.

英格兰银行。2025年。该行的《人工智能战略》。英格兰银行，2025年8月21日。 <https://www.bankofengland.co.uk/about/governance-and-funding/staff-codes-and-policies/the-banks-ai-strategy>.

Boier, Ioana. 2024. “使用NVIDIA NIM生成金融市场情景。” NVIDIA技术博客。 <https://developer.nvidia.com/blog/generating-financial-market-scenarios-using-nvidia-nim/>.

曹，拉里。2023。《人工智能与大数据投资应用手册》。CFA协会研究基金会，2023年3月27日。

彭博社。2025。“OpenAI的ChatGPT周活跃用户达7亿，AI军备竞赛加剧” 彭博社，2025年8月4日。 <https://www.cnbc.com/2025/08/04/openai-chatgpt-700-million-users.html>.

DAMA. 2024. DAMA® 数据管理知识体系 (DAMA-DMBOK®). DAMA International. 国际. <https://dama.org/learning-resources/dama-data-management-body> <https://dama.org/learning-resources/dama-data-management-body-of-knowledge-dmbok/>.

Dataiku. 2025. 全球人工智能坦白报告：CEO版. Dataiku. <https://pages.dataiku.com/global-ai-confessions-report-old>

德米格尔，维克多，哈维尔·吉尔-巴索，弗朗西斯科·J·诺加莱斯，以及安德烈·A·P·桑托斯。2023年。“机器学习与基金特征有助于选择具有正Alpha值的共同基金。” 金融经济学杂志150 (3)。 <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.103737>.

东霍普，大卫。2025。《另类数据2025：驱动AI投资革命》。联盟格林威治，2025年12月17日。革命。联盟格林威治，2025年12月17日。 <https://www.greenwich.com/> <https://www.greenwich.com/市场结构技术/另类数据2025驱动AI投资市场结构技术/另类数据2025驱动AI投资革命>。

经济时报，全球编辑部。2025年。“一家用人工智能解雇700名员工的公司 经济时报，全球编辑部。2025年。“一家用人工智能解雇700名员工的公司现在后悔了；自动化出严重问题后紧急重新招聘。” 经济时报，2025年6月9日。 <https://economictimes.indiatimes.com/news/international/us/company-that-sacked-700-workers-with-ai-now-regrets-it-scrambles-to-rehire-as-automation-goes-horribly-wrong/articleshow/121732999.cms>.

欧盟。2024年。欧盟人工智能法案。欧盟，2025年6月13日。 <https://artificialintelligenceactu/ai-act-explorer/>。 [ai-act-explorer/](https://artificialintelligenceactu/ai-act-explorer/)。

埃克贝尔。2025年。“另类数据买方洞察与趋势2025年。”2025年研究报告，埃克贝尔。埃克贝尔.com。埃克贝尔。埃克贝尔.com。

金融行为监管局。2025年。“为模型生成和使用合成数据：治理考量。”金融行为监管局，2025年8月。<https://www.fca.org.uk/publication/corporate/synthetic-data-models-financial-services-governance.pdf>。

丰塔尼勒，塞德里克，罗伯特·科索夫斯基，拉维·拉马库什南，尤金尼奥·罗德里格斯，以及朱利奥·丰塔尼勒，塞德里克，罗伯特·科索夫斯基，拉维·拉马库什南，尤金尼奥·罗德里格斯，和朱利奥·特里希洛。2020年。“机器学习在基金选择中的应用。”UNIGESTION，2020年10月。特里希洛。2020年。“机器学习在基金选择中的应用。”UNIGESTION，2020年10月。<https://www.unigestion.com/wp-content/uploads/2020/12/20201008-White-Paper-Machine-Learning-FINAL.pdf>。

付曦、吴晓曦、张志方。2021。“盈利信息传递：来自股价崩盘风险的证据”，《商业伦理杂志》73（2021）：643-60。<https://doi.org/10.1007/s10551-019-04326-1>。

GoSearch. 2025。“不同AI类型和模型的终极解析。”GoSearch，2025年11月25日。<https://www.gosearch.ai/blog/breakdown-of-different-ai-types-and-models/#:~:text=核心要点,如何评估AI能力>。

大观研究。2025年。另类数据市场（2025-2030年）。大观研究。

汉森、安妮·伦德加德和索菲亚·卡兹尼尼克。2023年。“ChatGPT能否解读联邦政府术语？”2023年4月10日。https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4399406。

哈伯特，塔姆。2021年。“挖掘非结构化数据的力量。”麻省理工学院斯隆管理学院，2021年2月1日。<https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/tapping-power-unstructured-data>

汇丰银行。2024年。“汇丰储备管理趋势。”汇丰银行，2024年4月15日。

国际能源署。2025年。“能源与人工智能。”国际能源署，2025年4月10日。<https://www.iea.org/reports/energy-and-ai>。

IIF和EY. 2025. 《IIF-EY金融服务中人工智能/机器学习应用年度调查报告》。
IIF和EY. 2025. “IIF-EY金融服务中人工智能/机器学习应用年度调查报告”。

指数行业协会。2024年。“2024年资产管理人调查。”指数行业协会。2024年。“2024年资产管理人调查。”指数行业协会。<https://www.indexindustry.org/wp-content/uploads/2024-1-IA-Survey-of-Global-Asset-Managers.pdf>。

贝莱德。2024年。“贝莱德全球主权资产管理研究2024”。贝莱德。贝莱德。2024年。“贝莱德全球主权资产管理研究2024”。贝莱德。<https://www.invesco.com/content/dam/invesco/igsams/en/docs/Invesco-global-sovereign-asset-management-study-2024.pdf>。

ISO. 2022a. ISO/IEC 27001: 信息安全、网络安全与隐私保护—信息安全管理体系—要求。国际标准化组织 (ISO), 2022年10月。<https://www.iso.org/standard/27001>。

ISO. 2022b. ISO/IEC 38507: 信息技术—IT治理—IT治理 人工智能使用对组织的影响。组织使用人工智能的国际影响。国际标准化组织 (ISO), 2022年4月。<https://www.iso.org/standard/56641.html>。

以色列, 罗恩, 布莱恩·T·凯利和托比亚斯·J·莫斯科维茨。2020年。“机器能‘学习’金融吗?” 投资管理杂志18 (2): 23-36。

蒋伟伟. 2021. “深度学习在股票市场的应用: 最新进展.” 专家系统应用 184 (2021年12月). <https://doi.org/10.48550/ExpertSystemsWithApplications184> (2021年12月). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.01859>. arXiv. 2003. 01859.

孔亚轩, 聂宇琪, 董晓文, 约翰·M·马洛维, H·文森特·普尔, 孔庆松, 聂宇琪, 董晓文, 约翰·M·马洛维, H·文森特·普尔, 孔庆松, 温晓文, 及斯特凡·祖伦。2024。“金融与投资管理的大型语言模型: 应用与基准。” 投资组合管理杂志51 (2): 162-210. DOI: 10.3905/jpm.2024.1.645。

克劳斯, 海伦·H·, 亚历克斯·米勒, 萨维娜·查哈尔, 丽莎·芬斯特罗姆, 阿德南·N·梅蒙, 和余怡蓉。2024。《投资管理中的AI——追求竞争优势》。CITI, 2024年6月。

LEZMI, 埃德蒙和徐佳丽。2023年。“基于Transformer模型的时序预测及其在资产管理中的应用。” 安本研究中心。<https://research-center.amundi.com/article/time-series-forecasting-transformer-models-and-application-asset-management>。

罗恩·何安浩, 薇西安妮·博歇纳, 弗拉基米尔·卢基奇, 拉吉夫·谢诺伊。2024年。有效人工智能技能提升的五大必备要素。波士顿咨询集团, 2024年10月8日。<https://www.bcg.com/publications/2024/five-must-haves-for-ai-upskilling>。

Mailagaha Kumbure, Mahinda, Christoph Lohrmann, Pasi Luukka, Jari Porras. 2022. “机器学习技术与数据在股市预测中的应用: 文献综述。” 专家系统应用 197 (C). 文献综述. 专家系统应用 197 (C). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.11665>。

麦卡锡, 约翰。2007年。“什么是人工智能?” 斯坦福大学计算机科学系, 2007年11月12日。<https://www-formal.stanford.edu/jmc/whatisai.pdf>。

Mercer. 2024. “投资管理中的AI整合：2024年全球管理者调查。” Mercer. <https://www.mercer.com/en-us/insights/investments/portfolio-strategies/ai-in-investment-management-survey/>

MITRE ATLAS. 2023. MITRE ATLAS. MITRE. <https://atlas.mitre.org/matrices/ATLAS> MITRE ATLAS. 2023. MITRE ATLAS. MITRE. <https://atlas.mitre.org/matrices/ATLAS>

摩根士丹利和奥利弗·怀曼. 2023年。《人工智能转折点》。摩根士丹利和奥利弗·怀曼，2023年10月。2025年8月7日访问。https://www.oliverwyman.com/content/dam/oliverwyman/v2/publications/2023/october/Oliver_Wyman_Morgan_Stanley_Global_Wealth_and_Asset_Management_report_2023_The_Generative_AI_Tipping_Point.pdf。

宁，布莱恩，Franco Ho Ting Lin，及Sebastian Jaimungal。2022。“双深度Q学习：最优执行。”应用数学金融 28 (4) 361 - 80。

美国国家标准与技术研究院. 2023年。人工智能风险管理框架。美国国家标准与技术研究院，2023年1月26日。<https://www.nist.gov/itl/ai-risk-management-framework>

美国国家标准与技术研究院. 2024年。网络安全框架。美国国家标准与技术研究院，2024年2月26日。<https://www.nist.gov/cyberframework>。2024年2月26日。<https://www.nist.gov/cyberframework>。

诺伊、沙克德和张薇妮。2023年。“关于生成式人工智能生产率效应的实验证据。”MIT经济学，2023年3月2日。https://economics.mit.edu/sites/default/files/inline-files/Noy_Zhang_1.pdf。

Nti, I. K., A. F. Adekoya, 和 B. A. Weyori. 2020. “股票市场预测的集成学习方法综合评估。”大数据杂志 7 (20). <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00299-5>.

经济合作与发展组织. 2024年。经合组织人工智能原则。经济合作与发展组织，2024年5月。<https://oecd.ai/en/ai-principles>。

帕森斯，乔. 2023年。“摩根大通停止使用深度学习模型进行外汇算法交易。”外汇市场，2023年10月18日。<https://www.fx-markets.com/tech-and-data/7949034/jp-morgan-pulls-plug-on-deep-learning-model-for-fx-algos>。

普拉多，德，马克斯·洛佩斯. 2016。“构建超越样本外收益的多元化投资组合。”投资组合管理杂志 (2016) : 59-69. <https://doi.org/10.3905/jpm.2016.42.4.059>。

罗博思 (Robeco). 2024年。人工智能在资产管理中的现状。罗博思，2016年6月。<https://www.robeco.com/en-us/insights/2023/12/the-current-state-of-ai-in-asset-management>。

桑迪迪、布莱斯和苏尼尔·P·穆科拉克尔。2022年。“基于Transformer的可持续术语情感分析（STBSA）方法。”自然语言处理积极影响第二研讨会（NLP4PI）论文集：157-70。

斯坦福大学。2025年。“AI指数报告2025。”以人为本的人工智能，斯坦福大学。

斯温凯尔斯、劳伦斯和托比亚斯·霍赫特延。2022年。“预测股市崩盘风险”。Robeco，2022年6月14日。<https://www.robeco.com/en-us/insights/2022/06/forecasting-stock-crash-risk-with-machine-learning>。

多嘉治隆男、村上智成、桥户正则、北野博明。2020年。“人工智能在基金行为学习特征应用方面的研究：政府养老投资基金，日本政府，（摘要报告）。”政府养老投资基金，日本政府，2020年9月。https://www.gpif.go.jp/en/investment/ai_report_summary_en.pdf。

唐文进，惠布，袁左，吴俊杰。2024。“解锁新闻标题主题内容的力量：BERTopic在预测中国公司债券违约中的应用”。金融研究快报62，A部分（2024年4月24日）。<https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.105062>。

特纳，马特。2023年。“世界上最大的投资者之一如何利用人工智能放慢速度、减少交易次数并赚更多钱。”商业内幕，2023年6月23日。<https://www.businessinsider.com/ai-artificial-intelligence-investing-strategy-technique-norges-bank-investment-management-2023-6>。

联合国贸易和发展会议。2025年。2025年技术和创新报告：包容性人工智能促进发展。联合国贸易和发展会议，2025年4月7日。

联合国教科文组织。2022年。“人工智能伦理建议。”联合国教科文组织。2022年。“人工智能伦理建议。”2021年11月23日通过。联合国教科文组织。

乌萨尔·A·辛厄姆和约翰·M·马尔维。2021。“一种用于转换风险平价投资组合的机器学习方法。”金融数据科学杂志（2021年4月30日）：87-108。

瓦莫韦利斯，迪米特里奥斯，马特·托特，斯尼格达·巴赫特，德鲁夫·德赛，达加什·梅塔，以及瓦莫韦利斯，迪米特里奥斯，马特·托特，斯尼格达·巴赫特，德鲁夫·德赛，达加什·梅塔，以及斯泰法诺·帕斯夸利。2023。“利用大型语言模型进行公司相似性分析。”arXiv，斯泰法诺·帕斯夸利。2023。“利用大型语言模型进行公司相似性分析。”arXiv，2023年8月15日。<https://arxiv.org/abs/2308.08031>。2023年8月15日。<https://arxiv.org/abs/2308.08031>。
世界银行集团。2025年。2025年储备管理调查报告：公共资产管理洞察。世界银行集团，2025年11月11日。<https://hdl.handle.net/10986/43953>。

世界经济论坛，新加坡个人数据保护委员会。2020年。“模型人工智能治理框架指南”。2020年1月。<https://www.pdpc.gov.sg/-/media/files/pdpc/pdf-files/resource-for-organisation/ai/sgisago.pdf>。

亚达夫，维卡斯和史蒂文·贝瑟德。2019年。“基于深度学习模型的命名实体识别最新进展综述。” arXiv, 2019年10月25日。<https://doi.org/10.48550/arXiv.1910.11470>。

耶亚蒂，爱德华多·列维。2025。“混合型工作：人工智能如何重塑金融业工作。”布鲁金斯学会，2025年7月10日。<https://www.brookings.edu/articles/hybrid-jobs-how-ai-is-rewriting-work-in-finance/>。

余欣莉，郑晨，袁玲，董树荆，刘宗毅，陆燕斌。2023。时间数据遇见大语言模型——可解释的金融时间序列预测。第2023年自然语言处理经验方法会议论文集：工业方向，739-53。计算语言学协会，2023年6月19日。<https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.11025>。

人工智能入门指南 ： 面向公众投资者

从AI意识到AI准备



BANK OF KOREA



WORLD BANK GROUP